

Evaluation von Trading-Algorithmen unter realen Marktbedingungen

**Ansätze zur praktischen Anwendbarkeit,
Anforderungen, Implementierung**

Dissertation

zur Erlangung des Grades eines

Doktors der Wirtschaftswissenschaften

(Dr. rer. oec.)

der Rechts- und Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät

der Universität des Saarlandes

vorgelegt von

Mike KERSCH, M.Sc.

im August 2014

Tag des Kolloquiums:	4. Mai 2015
Dekan:	Univ.-Prof. Dr. Gerd Waschbusch
Erstberichterstatter:	Univ.-Prof. Dr.-Ing. Günter Schmidt
Zweitberichterstatter:	Univ.-Prof. a.D. Dr. Ralph Friedmann

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand in den Jahren 2008 bis 2014 während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für *Operations Research and Business Informatics* (ORBI) an der Universität des Saarlandes.

Ein ganz besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Günter Schmidt. Er gab mir die Möglichkeit an seinem Lehrstuhl diese Arbeit anzufertigen und stand mir jederzeit mit einem offenen Ohr zur Seite und hat in vielen konstruktiven Diskussionen maßgeblich zum Gelingen der vorliegenden Arbeit beigetragen. Weiterhin möchte ich Herrn Prof. Dr. Ralph Friedmann für die Übernahme des Zweitgutachtens und seine tatkräftige fachliche Unterstützung, vor allem im Bereich der *Statistik*, herzlich danken.

Ein weiteres großes Dankeschön gilt meinen Kollegen vom Lehrstuhl ORBI, insbesondere Esther Mohr, Robert Dochow und Hai Dung Dinh, welche mir mit ihren zahlreichen inhaltlichen Hinweisen und Kommentaren stets zur Seite standen. Ein spezieller herzlicher Dank soll an Hedi Staub für die gesamte Organisationsarbeit während der Zeit am Lehrstuhl gehen, sowie Nadine Thiel für die moralische Unterstützung.

Außerdem danke ich meiner Frau, die mir während der gesamten Durchführung der Arbeit mit Impulsen zur Seite stand und manchmal für den nötigen Abstand sorgte, und mit Ihrer sprachlichen Affinität besonders in der Schlussphase der Arbeit Anregungen lieferte.

Nicht zuletzt möchte ich meinen Eltern danken, ohne deren vielfältige Unterstützung meine gesamte Ausbildung und somit auch diese Arbeit nicht möglich gewesen wäre.

Kurzzusammenfassung

Es existieren viele Studien, welche unterschiedliche Trading-Algorithmen evaluieren. Diese werden in den meisten Fällen nicht unter realen Marktbedingungen durchgeführt, sondern es werden Annahmen getroffen, welche in der Realität zumeist nicht haltbar sind. Zu diesen Annahmen gehören: 1) Ausführungspreis entspricht dem Signalpreis, 2) keine Berücksichtigung von Ordertypen, 3) keine Anwendung von Money-Management-Methoden und 4) kein Risiko-Management vorhanden.

In der vorliegenden Arbeit werden sechs unterschiedliche heuristische Trading-Algorithmen aus der Literatur unter realen Marktbedingungen evaluiert. Sie werden zunächst auf ihre Anwendbarkeit in der Praxis untersucht und anschließend in mehreren empirischen Experimenten unter realen Marktbedingungen evaluiert und überprüft, wie sich die Performanz der Trading-Algorithmen zwischen den Annahmen aus der Wissenschaft und der realistischen Testumgebung auf Intraday-Preisen unterscheidet.

Die Ergebnisse zeigen, dass die Resultate der Evaluation aus der Literatur zum Teil nicht bestätigt werden können. Eine sogenannte „Prognosekraft“ der Trading-Algorithmen konnte beispielsweise mit keinem der verwendeten Testdesigns festgestellt werden. Weiterhin hat das Money-Management einen erheblichen Einfluss auf die Ergebnisse. Während ohne Money-Management der Grundsatz „aus weniger Liquidität folgen bessere Renditen“ aus der Literatur noch gilt, dreht sich dies bei der Anwendung von verschiedenen Money-Management-Methoden ins Gegenteil, da bei größeren Orders vor allem in liquideren Märkten zu billigeren Preisen gehandelt werden kann. Als eines der Ergebnisse der Evaluation wird festgestellt, dass weder ein sehr liquider noch ein sehr illiquider Markt die besten Renditen liefert, sondern ein Markt mit einer mittleren Liquidität.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	1
1.1	Problemstellung	3
1.2	Aufbau der Arbeit.....	5
2	Elektronischer Handel	9
2.1	Marktmodell und Handelsprozess	10
2.1.1	Informationsphase	11
2.1.2	Orderroutingphase	12
2.1.3	Abschlussphase	13
2.1.4	Abwicklungsphase	14
2.1.5	Marktergebnis	14
2.2	Orderbuch	16
2.2.1	Aufbau eines Orderbuches.....	16
2.2.2	Offenes vs. geschlossenes Orderbuch.....	18
2.3	Transaktionskosten und Liquidität	19
2.4	Börsenaufträge.....	24
2.4.1	Ordertypen	27
2.4.2	Gültigkeitsdauer	41
2.4.3	Orderzusätze	43
2.5	Zusammenfassung.....	45
3	Money-Management.....	47
3.1	Literaturüberblick.....	48
3.2	Martingale Strategie.....	50
3.3	Anti-martingale Strategie	56
3.4	Small-anti-martingale Strategie.....	59
3.4.1	Equal-Dollar-Methode / Equal-Shares-Methode	59
3.4.2	Statische Fixed-Fractional-Methode	59
3.4.3	Fixed-Risk-Methode.....	60
3.4.4	Optimal-Fixed-Fraction.....	62
3.4.5	Fixed-Ratio-Methode.....	76
3.5	Zusammenfassung.....	79
4	Trading-Algorithmen und Tradingsysteme.....	83

4.1	Technische Analyse	84
4.2	Trading-Algorithmen	87
4.2.1	Aufbau	87
4.2.2	Eigenschaften	90
4.2.3	Klassen	91
4.2.4	Arten	92
4.2.5	Trading-Algorithmen in der Wissenschaft.....	93
4.3	Backtesting	99
4.3.1	Rendite	99
4.3.2	Deskriptive Statistik.....	101
4.3.3	Statistischer Hypothesentest	104
4.3.4	Bootstrapping	108
4.4	Tradingsysteme	110
4.4.1	Definitionen.....	110
4.4.2	Tradingsysteme in der Praxis.....	113
4.4.3	Systemtheoretische Darstellung	116
4.4.4	Tradingsysteme in der Literatur	119
4.5	Zusammenfassung.....	120
5	Kennzahlen zur Evaluation von Trading-Algorithmen.....	123
5.1	Kennzahlen in der Wissenschaft	123
5.1.1	Studie (Brock et al. 1992) [BLL92]	124
5.1.2	Studie (Bessembinder & Chan, 1995) [BC95].....	126
5.1.3	Studie (Hudson, Dempsey, & Keasey, 1996) [HDK96].....	127
5.1.4	Studie (Mills, 1997) [Mil97]	127
5.1.5	Studie (Ratner & Leal, 1999) [RL99]	128
5.1.6	Studie (Parisi & Vasquez, 2000) [PV00].....	128
5.1.7	Studie (Gunasekarage & Power, 2001) [GP01].....	129
5.1.8	Studie (Bokhari, Cai, Hudson, & Keasey, 2005) [BCHK05].....	129
5.1.9	Studie (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) [MS06]	129
5.1.10	Studie (Lento & Gradojevic, 2007) [LG07].....	130
5.1.11	Studie (Schulmeister, 2009) [Sch09]	130
5.1.12	Studie (Schmidt, Mohr, & Kersch, 2010) [SMK10]	131
5.1.13	Zusammenfassung.....	132
5.2	Kennzahlen in kommerziellen Tradingsystemen.....	137
5.2.1	AmiBroker Professional	137

5.2.2	Investox XL.....	138
5.2.3	RightEdge.....	139
5.2.4	MetaTrader 4 und 5.....	140
5.2.5	ProRealTime v.9.2.....	140
5.2.6	Wealth-Lab 6.2	141
5.2.7	Zusammenfassung.....	141
5.3	Vergleich zwischen wissenschaftlichen Studien und Tradingsystemen.....	144
5.4	<i>LifeTrader</i>	146
5.4.1	Architektur.....	146
5.4.2	Datenbank	148
5.4.3	<i>LifeTrader</i> als System.....	149
6	Empirische Evaluation unter realen Marktbedingungen	153
6.1	Problemstellung	153
6.2	Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingungen	156
6.2.1	Annahmen für den Markt.....	156
6.2.2	Annahmen für das Orderbuch.....	156
6.2.3	Annahmen für die Signalgenerierung.....	157
6.2.4	Annahmen für die Ordergenerierung.....	157
6.2.5	Annahmen für die Orderausführung.....	158
6.2.6	Annahmen für die Berechnung der Renditen	158
6.2.7	Annahmen für das Kapital und die Berechnung von Gebühren.....	159
6.3	Testdesign.....	160
6.3.1	Daten	160
6.3.2	Walk-Forward-Test.....	162
6.3.3	Simulationen.....	163
6.4	Kennzahlen im <i>LifeTrader</i>	172
6.4.1	Deskriptive Statistik.....	172
6.4.2	Evaluation	174
6.4.3	<i>TD0</i>	174
6.4.4	<i>TD1: TD0</i> mit Gebühren.....	178
6.4.5	<i>TD2: TD0</i> mit Risiko-Management	178
6.4.6	<i>TD3: TD0</i> mit Börsenaufträgen.....	178
6.4.7	<i>TD4: TD0</i> mit Börsenaufträgen und Risiko-Management	178
6.4.8	<i>TD5: TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management.....	179
6.4.9	<i>TD6: TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren.....	179

6.5	Evaluation.....	179
6.5.1	In-Sample-Optimierung nach <i>TD0</i> und Untersuchung von <i>TD1</i>	181
6.5.2	Out-of-Sample-Anwendung mit <i>TD0</i>	190
6.5.3	<i>TD1</i> : <i>TD0</i> mit Gebühren.....	193
6.5.4	<i>TD2</i> : <i>TD0</i> mit Risiko-Management	195
6.5.5	<i>TD3</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen.....	198
6.5.6	<i>TD4</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen und Risiko-Management	203
6.5.7	<i>TD5</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management.....	208
6.5.8	<i>TD6</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren.....	220
6.6	Zusammenfassung der Ergebnisse	224
6.6.1	<i>TD0</i> : In-Sample- und Out-of-Sample-Simulationen.....	225
6.6.2	<i>TD1</i> : <i>TD0</i> mit Gebühren.....	227
6.6.3	<i>TD2</i> : <i>TD0</i> mit Risiko-Management	228
6.6.4	<i>TD3</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen.....	229
6.6.5	<i>TD4</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen und Risiko-Management	231
6.6.6	<i>TD5</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management.....	233
6.6.7	<i>TD6</i> : <i>TD0</i> mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren.....	237
7	Fazit und Ausblick.....	239
7.1	Fazit	239
7.2	Ausblick.....	243
	Literaturverzeichnis.....	245
	Abbildungsverzeichnis.....	253
	Tabellenverzeichnis	255
	Variablenverzeichnis	257
	Anhang	261

„Erzähle mir die Vergangenheit, und ich werde die Zukunft erkennen.“ (Konfuzius)

1 Einleitung

Das Ziel eines jeden Investors ist es, Wertpapiere an der Börse zu einem möglichst niedrigen Preis zu kaufen und diese später zu einem höheren Preis wieder zu verkaufen. Dieses Vorhaben ist jedoch nicht immer einfach umzusetzen. Vor allem in der heutigen Zeit, in der die Geschwindigkeit an den Börsen durch die enorme Entwicklung der Informations- und Kommunikationstechnologie rasant zugenommen hat, können Investoren auf technische Hilfsmittel zurückgreifen. Deshalb verwendet eine Vielzahl von Investoren täglich Trading-Algorithmen um schnellstmöglich auf Änderungen an den Börsen reagieren zu können. Trading-Algorithmen geben i.d.R. an, wann ein Wertpapier gekauft und verkauft werden soll. Es kann aber im Allgemeinen nicht davon ausgegangen werden, dass das Handeln mit Hilfe eines Trading-Algorithmus automatisch bedeutet, gute Ergebnisse, also Gewinne bzw. positive Renditen zu erzielen. Dies hängt zum einen vom Marktgeschehen selbst und zum anderen von der Qualität des Trading-Algorithmus ab. Manche Trading-Algorithmen liefern beispielsweise nur gute Ergebnisse in einem steigenden Markt und können in einem sich seitlich bewegenden oder fallenden Markt nicht gewinnbringend eingesetzt werden. Die Herausforderung besteht darin, Trading-Algorithmen zu entwickeln, die in jeder Marktsituation gute Gewinne erwirtschaften.

Grundsätzlich sollten Trading-Algorithmen vor ihrem ersten Einsatz evaluiert werden. Der Begriff *Evaluation* findet sich in vielen Disziplinen wieder, angefangen im Bildungsbereich (Rost, 2010, S. 175ff) über die Verwendung in den Medien (Silbermann, 1982, S. 89) bis hin zum Einsatz in der IT (Preece et al., 1994, S. 713). In jedem dieser Bereiche wird Evaluation, synonym zu Beurteilung, unterschiedlich definiert. Da die Evaluation von Trading-Algorithmen das Risiko einer schlechten Performanz senken soll, wird im Rahmen dieser Arbeit eine eigene Definition verwendet:

„Unter Evaluation von Trading-Algorithmen wird der Prozess (Backtest) verstanden, der mit Hilfe von Kennzahlen für die Beurteilung der Güte von Trading-Algorithmen verwendet wird. Die Ergebnisse der Evaluation können dazu verwendet werden, den zu bewertenden Trading-Algorithmus zu konfigurieren, um somit mehr Gewinnpotentiale auszuschöpfen.“

Ein Backtest¹ beschreibt den Prozess, bei dem

- 1) ein Trading-Algorithmus auf eine Zeitreihe an Preisen angewendet wird (Simulation) und
- 2) dessen Ergebnisse, d.h. die ermittelten Handelszeitpunkte mit Hilfe von Kennzahlen visualisiert werden.

In wissenschaftlichen Beiträgen, welche sich mit der Evaluation von Trading-Algorithmen beschäftigen (vgl. u.a. (Brock, Lakonishok, & LeBaron, 1992) oder (Mills, 1997)), beschränken sich die Untersuchungen nicht nur auf den Vergleich von Renditen, d.h. ob über einen festgelegten Zeithorizont ein Trading-Algorithmus besser abschneidet als ein anderer Trading-Algorithmus. Diese

¹ Vergleiche auch hierzu (Ni & Zhang, 2005, S. 126) und Kapitel 4.3.

Veröffentlichungen zeigen, dass Trading-Algorithmen eine Vorhersagekraft (*predictive ability*) besitzen. Unter diesem Begriff ist die Fähigkeit der Trading-Algorithmen zu verstehen, aus historischen Preisen auf den zukünftigen Verlauf der Preise zu schließen. Dazu werden zumeist statistische Methoden, wie der *Student t-Test* oder das *Bootstrapping* (Efron, 1979) verwendet. Generell liegt der Fokus auf dem Testen von Trading-Algorithmen unter Laborbedingungen. Die Ausführbarkeit der Trading-Algorithmen unter realen Marktbedingungen wurde hingegen in der Literatur bisher kaum untersucht (vgl. (Lee, Oh, & Kim, 2012)).

Arbeiten anderer Autoren konzentrieren sich zum einen auf das Optimieren von Trading-Algorithmen durch Parameteranpassung (Iglehart & Voessner, 1998) und *Genetische Programmierung* oder *Neurale Netze* (Dempster & Jones, 2001), sowie zum anderen auf das Beschleunigen des Backtesting-Prozesses (Ni & Zhang, 2005). Diese Forschungsfelder sind nicht Gegenstand dieser Arbeit.

Untersuchungsobjekt dieser Arbeit ist, die Kluft zwischen der Performanz eines Trading-Algorithmus unter Laborbedingungen und der Performanz in Echtzeit zu untersuchen. Um die dazu nötige Evaluation der Trading-Algorithmen durchzuführen, wird ein Tradingsystem benötigt, das mit Hilfe von Simulationen die Performanz der Trading-Algorithmen unter bestimmten Voraussetzungen (Testdesign) berechnet. (Kersch & Schmidt, 2012) geben in ihrem Beitrag einen Überblick über die wichtigsten (kommerziellen) Tradingsysteme. Ein Tradingsystem ist eine Software, mit welcher

- 1) Trading-Algorithmen formuliert und implementiert,
- 2) das Verhalten von Trading-Algorithmen simuliert,
- 3) die Güte von Trading-Algorithmen bezüglich Rendite und Risiko evaluiert und
- 4) Trading-Algorithmen in Echtzeit an der Börse ausgeführt

werden können. Kersch und Schmidt unterteilen Tradingsysteme in drei Klassen:

- 1) Ausführungssysteme (AS),
- 2) Planungssysteme (PS) und
- 3) Planungs- und Ausführungssysteme (PAS).

AS dienen primär der Erstellung eines Börsenauftrages (Order) und dessen Weiterleitung an den Broker sowie der Verwaltung eines Wertpapierdepots. Mit PS hat der Anwender die Möglichkeit, eigene Trading-Algorithmen zu erstellen und diese anhand historischer Preise zu simulieren und zu evaluieren. PAS kombinieren die Eigenschaften von AS und PS, d.h. sie ermöglichen es die Schritte 1) – 4) durchzuführen. In der Literatur gibt es wenige Beiträge, die sich mit Tradingsystemen beschäftigen (vgl. (Iglehart & Voessner, 1998), (Dempster & Jones, 2001), (Ni & Zhang, 2005), (Hellstrom, 1999), (Kersch & Schmidt, 2012)). (V. Cho, 2010, S. 626) kritisiert, dass in der Wissenschaft verwendete Tradingsysteme reine PS sind. Eine virtuelle Trading-Umgebung, die es erlaubt, Trading-Algorithmen unter realen Bedingungen zu testen, wird nicht bereitgestellt. Ein Großteil der Systeme, wie beispielsweise das Tool *Artificial Stock Trading Agent (ASTA)* (Hellstrom, 1999), befasst sich mit der Evaluation und dem Präsentieren von Ergebnissen. Die Resultate (Rendite, Anzahl an Trades etc.) werden in mehreren Tabellen oder Charts ausgegeben. Zudem fehlen meistens Auswertungstools, welche speziell auf Trading-Algorithmen zugeschnitten sind. Deshalb wird häufig zusätzliche Software verwendet, welche nicht speziell zur Beantwortung von

finanzwissenschaftlichen Fragestellungen entwickelt wurde (V. Cho, 2010), wie zum Beispiel die Statistikprogramme *STATA*, *SPSS* oder *R*.²

1.1 Problemstellung

In dem Beitrag von (Brock et al., 1992) und den darauf basierenden Veröffentlichungen werden die Trading-Algorithmen *Variable-Length Moving Average (VMA)*, *Fixed-Length Moving Average (FMA)*, *Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)* sowie *Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)* evaluiert. (Siganos, 2007) verwendet in seiner Studie *Bollinger Bänder* und (Lento & Gradojevic, 2007) arbeiten unter anderem mit dem *Momentum* als Trading-Algorithmen. Bei diesen Trading-Algorithmen handelt es sich um heuristische Trading-Algorithmen (vgl. Kapitel 4.2). (G. Schmidt, Mohr, & Kersch, 2010) führen zwei garantierende Trading-Algorithmen *RPmM* (El-Yaniv, 1998) und *Threat* (El-Yaniv, Fiat, Karp, & Turpin, 2001) ein. In jeder dieser Arbeiten werden die Trading-Algorithmen auf historische *End-of-Day-Daten (EOD)*³ von Aktienindizes evaluiert⁴. In diesen Studien wird die Evaluation nicht unter realen Marktbedingungen durchgeführt, sondern es werden Annahmen getroffen, die in der Realität nicht haltbar sind. Zu diesen Annahmen gehören: 1) Ausführungspreis = Signalpreis, 2) keine Berücksichtigung von Ordertypen, 3) kein Money-Management vorhanden und 4) keine Betrachtung des Risiko-Managements. An dieser Stelle setzt diese Arbeit an. Dieselben Trading-Algorithmen werden zunächst auf ihre Anwendbarkeit in der Praxis hin untersucht und anschließend in mehreren empirischen Experimenten unter realen Bedingungen evaluiert und überprüft, wie sich die Performanz der Trading-Algorithmen zwischen den wissenschaftlichen Annahmen aus der oben erwähnten Literatur und unter einer realistischen Testumgebung verändert.

In dieser Ausarbeitung werden zwei zentrale Fragestellungen im Rahmen der Untersuchung von Trading-Algorithmen unter realen Marktbedingungen beantwortet:

- 1) *Welche Trading-Algorithmen können in der Praxis, d.h. unter realen Marktbedingungen, angewendet und in welcher Art evaluiert werden?*

In vielen Beiträgen, die sich der Evaluation von Trading-Algorithmen gewidmet haben, werden Annahmen getroffen, die zwar die Berechnungen vereinfachen, sich aber im praktischen Einsatz an der Börse als ungeeignet erweisen. So nehmen (Brock et al., 1992) beispielsweise an, dass zu dem gleichen Preis gehandelt wird, zu dem der Trading-Algorithmus ein Kauf- oder Verkaufssignal generiert hat. In der Theorie mag dies unter Laborbedingungen möglich sein, doch in der Praxis unter realen Marktbedingungen, vor allem bei volatilen Märkten ist diese Annahme eine Illusion, da der Preis bereits in dem Augenblick, in dem der Trading-Algorithmus das Signal generiert hat, nicht mehr erhältlich ist. Weitere Defizite vieler dieser Arbeiten sind das Nichtbeachten von Gebühren und anderen Transaktionskosten (vgl. (Mills, 1997)). Außerdem fokussieren sich die Autoren nur

² *STATA*: <http://www.stata.com/>.

SPSS: <http://www.ibm.com/software/de/analytics/spss/>.

R: <http://www.r-project.org/>.

³ Bei EOD-Daten handelt es sich um Preise eines Wertpapiers, die am Ende eines Handelstages festgestellt wurden. Dazu zählen OHLC-Preise, d.h. der Eröffnungspreis (Open), der Tageshöchstpreis (High), der Tagesmindestpreis (Low) und der Tagesschlusspreis (Close). Zusätzlich wird noch das gehandelte Volumen hinzugezählt.

⁴ Nur (Bokhari, Cai, Hudson, & Keasey, 2005) wenden die Trading-Algorithmen VMA, FMA und FTRB direkt auf Aktien an.

auf den Trading-Algorithmus selbst. Dies zeigt sich darin, dass beispielsweise das Konzept des *Börsenauftrages* völlig ignoriert wird. Im Rahmen der Börsenaufträge wird definiert, wie das Signal, das der Trading-Algorithmus geliefert hat, an der Börse umgesetzt wird. Hierzu zählen unter anderem die Ordertypen und die Gültigkeitsdauer der Börsenaufträge. Weiterhin wird das *Money-Management* außer Acht gelassen, d.h. die Entscheidung wie viel investiert werden soll. In der Literatur werden die Trading-Algorithmen lediglich mit einer relativen Anzahl an Wertpapieren, also normiert auf 1, evaluiert (vgl. (Parisi & Vasquez, 2000), (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) oder (Schulmeister, 2009)).

Es wird ersichtlich, dass ein Trading-Algorithmus, der nur Kauf- und Verkaufssignale liefert, in der Praxis ohne zusätzliche Informationen nicht sinnvoll eingesetzt werden kann.

Somit soll diese Untersuchung zeigen, wie Trading-Algorithmen mit wissenschaftlichem Bezug zur Praxis unter realen Marktbedingungen angewendet werden können. Wichtiges Kriterium hierbei ist das korrekte Umwandeln der Signale eines Trading-Algorithmus in an der Börse ausführbare Börsenaufträge (vgl. Kapitel 2). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird deshalb auf existierende Ordertypen und verschiedene Ansätze des Money-Managements eingegangen (vgl. Kapitel 3).

Weiterhin müssen die Kennzahlen bestimmt werden, welche für die Evaluation herangezogen werden sollen. Als Ausgangsbasis dienen die verwendeten Kennzahlen aus der Literatur und die im Rahmen des Backtesting zur Verfügung gestellten Kennzahlen aus kommerziellen Tradingsystemen (vgl. Kapitel 4.3 und Kapitel 5).

Um das Backtesting durchzuführen, wird ein Tradingsystem benötigt, mit dem die durchzuführenden Simulationen ausgeführt werden können. Dabei stellt sich die Frage, ob ein bereits existierendes (kommerzielles) Tradingsystem verwendet oder ein eigenes Tradingsystem implementiert wird, welches alle für die Evaluation nötigen Kennzahlen beinhaltet (vgl. Kapitel 5).

2) *Worin besteht der Unterschied zwischen den Ergebnissen der Evaluation von Trading-Algorithmen unter Laborbedingungen und unter realen Marktbedingungen?*

Die für die Evaluation notwendigen Kennzahlen werden verwendet, um die zu evaluierenden Trading-Algorithmen mit Hilfe von historischen EOD-Daten sowie mit historischen Intraday-Daten⁵ auf ihre Güte zu testen.

Um die Evaluation der Trading-Algorithmen zu realisieren, sind Simulationen notwendig, welche in einem Testdesign spezifiziert werden. Dabei beschränken sich diese Simulationen nicht nur auf zwei Backtests, einer mit der Konfiguration aus der wissenschaftlichen Literatur und einer unter realen Marktbedingungen, sondern es werden mehrere Schritte zwischengeschaltet, um die Hinführung von der Wissenschaft in die Praxis detaillierter beschreiben zu können.

Für die Durchführung der Simulationen wird ein Tradingsystem verwendet, das alle Funktionen enthält, welche für die Beantwortung der Forschungsfragen notwendig sind. Das Tradingsystem ermöglicht es, Trading-Algorithmen auf historische Preise anzuwenden und

⁵ Intraday-Daten beziehen sich auf Preise, die innerhalb eines Handelstages entstanden sind.

die entsprechenden Kennzahlen zu berechnen, welche für die Evaluation erforderlich sind. Das Tradingsystem greift dabei auf eine Großzahl an Tick-Preisen⁶ zurück, die in einer Datenbank gespeichert sind.

Um den Unterschied zwischen Wissenschaft und Praxis darzustellen, wird die Evaluation mit demselben Testdesign begonnen, das in der Literatur (Brock et al., 1992) verwendet wurde. Danach wird das Testdesign schrittweise den Gegebenheiten der Praxis angepasst, so wie es in Fragestellung 1) definiert wurde. Hiermit kann festgestellt werden, welche Änderungen am Testdesign welche unterschiedlichen Ergebnisse der Kennzahlen hervorrufen. Die Definition des Testdesigns wird in Kapitel 6.3 detailliert beschrieben.

An dieser Stelle muss festgehalten werden, dass die Evaluation der Trading-Algorithmen auf einer Simulation innerhalb des Tradingsystems und den historischen Tick-Preisen in der Datenbank beruht. In der Realität beeinflusst ein Börsenauftrag den Markt, wenn auch nur minimal, und andere Teilnehmer könnten sich durch die geänderte Marktsituation eventuell anders entscheiden. Somit würden andere Preise entstehen. Eine Möglichkeit, diese Situation zu simulieren, sind Agentensysteme, in denen die Investoren durch Agenten dargestellt werden und gegeneinander agieren. Da Agentensysteme in dieser Arbeit nicht berücksichtigt werden, wird auf (Luo, Liu, & Davis, 2002) verwiesen.

1.2 Aufbau der Arbeit

Diese Arbeit gliedert sich in 7 Kapitel. Dabei bilden die Kapitel 2 bis 4 den theoretischen Teil und die Kapitel 5 und 6 den praktischen Teil.

Nachdem in Kapitel 1 die Problemstellung und das Ziel dieser Arbeit vorgestellt wurde, widmet sich Kapitel 2 dem elektronischen Handel. In Kapitel 2.1 werden der Begriff des Marktmodells und die einzelnen Phasen des Handelsprozesses eingeführt. Ein zentraler Baustein des Handelsprozesses, das Orderbuch, wird in Kapitel 2.2 besprochen. Alle Daten, die für die Evaluation der Trading-Algorithmen in der Praxis benötigt werden, stammen aus dem Orderbuch. Die einzelnen Börsenaufträge werden nach den Regeln ausgeführt, die im Orderbuch des entsprechenden Marktes herrschen. Dies stellt einen wichtigen Faktor im praktischen Teil dieser Arbeit dar. Es werden ausschließlich Aktien der *NYSE* und der *NASDAQ* berücksichtigt⁷. Die Liquidität eines Marktes hat großen Einfluss auf die anfallenden Transaktionskosten, die bei der Evaluation berücksichtigt werden müssen. Dieser Aspekt wird in Kapitel 2.3 diskutiert. Ein weiterer wichtiger Gesichtspunkt sind die Börsenaufträge, welche das eigentliche Instrument darstellen, um an der Börse zu handeln. Die einzelnen Konfigurationsmöglichkeiten der Börsenaufträge, zum Beispiel die Verwendung verschiedener Ordertypen, werden in Kapitel 2.4 beleuchtet. Eine formale Darstellung der Funktionsweise der einzelnen Ordertypen ist bei der Implementierung eines Tradingsystems essentiell, um die korrekte Vorgehensweise bei den Ordertypen zu garantieren.

Kapitel 3 fokussiert auf verschiedene Money-Management-Strategien, welchen in der praktischen Anwendung von Trading-Algorithmen und vor allem beim Definieren der Börsenaufträge eine wichtige Rolle zukommt. In dieser Phase ist das eigene Risiko des Investors von großer Bedeutung.

⁶ Bei Tick-Preisen oder Tick-Daten handelt es sich um die vollständige, nicht aggregierte Aufstellung der Preise eines Wertpapiers, welche innerhalb eines Handelstages zustande kommen (vgl. (BörseFrankfurt, 2013)).

⁷ *NYSE*: New York Stock Exchange.

NASDAQ: National Association of Securities Dealers Automated Quotations.

Das Money-Management ist eine Disziplin, welche in der wissenschaftlichen Literatur noch nicht sehr stark verbreitet ist. Die meisten Beiträge befinden sich in Büchern, die von Praktikern geschrieben wurden. Ein Ziel dieses Kapitels ist die formale Darstellung der einzelnen Money-Management-Strategien bzw. -Methoden. Dies ist in der Literatur nicht immer gegeben, aber sehr wichtig, wenn einzelne Money-Management-Methoden in einem Tradingsystem implementiert werden und somit vorher exakt beschrieben sein müssen. Zunächst wird in Kapitel 3.1 ein Literaturüberblick gegeben. In den folgenden Unterkapiteln werden die einzelnen Strategien vorgestellt:

- 1) Martingale Strategie (Kapitel 3.2),
- 2) Anti-martingale Strategie (Kapitel 3.3),
- 3) Small-anti-martingale Strategie (Kapitel 3.4).

Die small-anti-martingale Strategie besteht aus vielen verschiedenen Methoden, welche nach dem gleichen Schema vorgehen.

Trading-Algorithmen und Tradingsysteme stehen in Kapitel 4 im Mittelpunkt. Nach einer kurzen Einführung in die *Technische Analyse* in Kapitel 4.1 werden in Kapitel 4.2 Trading-Algorithmen detaillierter betrachtet. Es werden der Aufbau und die Eigenschaften von Trading-Algorithmen analysiert und die Klassen aufgezeigt, in die diese unterteilt werden. Weiterhin werden die verschiedenen Arten von Trading-Algorithmen besprochen. Die formale Darstellung der Trading-Algorithmen, die in der Wissenschaft und auch in dieser Arbeit Anwendung finden, bildet ebenfalls einen Teil dieses Kapitels. Um die Güte von Trading-Algorithmen zu bestimmen, ist ein Backtesting notwendig. Aus diesem Grund werden in Kapitel 4.3 die Grundzüge des Backtestings dargelegt und einige Evaluationskennzahlen definiert, welche im späteren Verlauf der Arbeit benötigt werden. Kapitel 4.4 richtet den Fokus auf Tradingsysteme. Da die Definitionen des Begriffs *Tradingsystem* in der Praxis sowie auch in der Wissenschaft stark voneinander abweichen, muss zuerst klargestellt werden, wie Tradingsysteme im Rahmen dieser Arbeit verstanden werden. Hierfür wird zunächst eine Studie über kommerzielle Tradingsysteme durchgeführt, um den Aufbau und die Funktionsweise solcher Systeme zu ermitteln (vgl. (Kersch & Schmidt, 2012)). Um die einzelnen Komponenten eines Tradingsystems und deren Interaktion besser visualisieren zu können, wird eine allgemeine Form von Tradingsystemen in einer systemtheoretischen Darstellung (vgl. (G. Schmidt, 1999)) repräsentiert. Zusätzlich werden Tradingsysteme aus der Wissenschaft betrachtet und diskutiert.

Kapitel 5 enthält eine Untersuchung, welche die Kennzahlen zur Evaluation von Trading-Algorithmen sowohl in der Wissenschaft als auch in der Praxis aufzeigt. Diese Evaluationskennzahlen sollen auch in dieser Arbeit dazu dienen, die Güte der Trading-Algorithmen zu bestimmen. Nur auf diese Weise können die bereits bestehenden Ergebnisse aus der Literatur mit den in dieser Arbeit gewonnenen Resultaten verglichen werden. In Kapitel 5.1 werden die Beiträge aus der Wissenschaft bezüglich der verwendeten Evaluationskennzahlen untersucht und formal festgehalten. Kapitel 5.2 erforscht analog dazu kommerzielle Tradingsysteme nach den dort eingesetzten Evaluationskennzahlen. In Kapitel 5.3 wird ein kritischer Vergleich zwischen den Ergebnissen aus der Wissenschaft und den kommerziellen Tradingsystemen gezogen und abschließend in Kapitel 5.4 entschieden, ob ein kommerzielles Tradingsystem verwendet wird oder ein eigenes implementiert werden muss. Mit diesem Ergebnis ist die erste Forschungsfrage abschließend beantwortet.

In Kapitel 6 werden für die Beantwortung der zweiten Forschungsfrage die eigentliche Evaluation und die Untersuchung des Unterschiedes zwischen der Evaluation von Trading-Algorithmen unter

Laborbedingungen und realen Marktbedingungen durchgeführt. Nach einer detaillierten Einführung in die Problemstellung in Kapitel 6.1 werden in Kapitel 6.2 die Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingungen definiert. Daraus folgt in Kapitel 6.3 das verwendete Testdesign, welches die Durchführung der Simulationen spezifiziert. Die in den Simulationen berechneten Kennzahlen sind in Kapitel 6.4 aufgezeigt. Die Simulationen und deren Ergebnisse werden in Kapitel 6.5 diskutiert und anschließend in Kapitel 6.6 kritisch zusammengefasst.

Die Arbeit schließt in Kapitel 7 mit einer allgemeinen Zusammenfassung und einem Ausblick auf zukünftige, aus den Ergebnissen dieser Arbeit folgende mögliche Forschungsziele ab.

2 Elektronischer Handel

Die Geschichte der Börse reicht bis ins 13. Jahrhundert zurück, wo in den Niederlanden (Brügge, Antwerpen und Amsterdam) bereits die ersten Formen der Börse entstanden (Hintner, 1960, S. 14). Bis in die heutige Zeit hat sich sehr viel am Ablauf an der Börse geändert, vor allem die Geschwindigkeit hat durch die sukzessive und rasante Entwicklung von Informations- und Kommunikationstechnologie zugenommen. Heutzutage ist der Handel an der Börse ohne technische Hilfsmittel nicht mehr vorstellbar. Der gesamte Handelsprozess, der von der Informationssammlung des Investors bis zur Abwicklung des Auftrages reicht, wird zumeist vollständig über elektronische Wege bewältigt. Die Informationssammlung kann beispielsweise über das vollelektronische Orderbuch geschehen. Börsenaufträge können mit Hilfe von Tradingsystemen erstellt und über einen Broker an die Börse übermittelt werden (vgl. Kapitel 4.4). Ein Börsenauftrag wird auch als *Order* bezeichnet. Die Zusammenführung, d.h. Ausführung von Aufträgen der Käufer und Verkäufer wird automatisch durch elektronische Handelssysteme⁸ übernommen. Jeder Kauf und Verkauf stellt eine Transaktion dar.

Im Allgemeinen können Börsen in drei Arten je nach gehandelten Gütern aufgeteilt werden (vgl. (Hintner, 1960, S. 13) und (H. Schmidt, 1988, S. 2)):

- 1) Warenbörsen: An diesen Börsen werden Rohstoffe und Naturprodukte, wie beispielsweise Mineralien, Getreide oder Kaffee, gehandelt;
- 2) Devisenbörsen: Hier wird Handel mit ausländischen Fremdwährungen betrieben;
- 3) Wertpapierbörsen: An Wertpapierbörsen, oder Effektenbörsen, werden Wertpapiere gehandelt. Zu diesen Wertpapieren gehören u.a. Anleihen, Aktien oder Zertifikate.

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Fokus auf die Wertpapierbörse, speziell auf den Handel mit Aktien gelegt. Deshalb sollen die anderen Börsenarten nicht weiter berücksichtigt werden.

Eine allgemeine Übersicht über die Funktionsweise einer Börse wird in Abbildung 2-1 aufgezeigt. Der Beginn des Handelsprozesses wird durch den Investor (Händler), der kaufen oder verkaufen möchte, ausgelöst. Bei Investoren wird zwischen institutionellen und privaten Investoren unterschieden. Unter institutionellen Investoren versteht (Schiereck, 1992, S. 393f) eigenständige juristische Personen, die ihre Finanzmarktaktivität entweder als originäre Geschäftstätigkeit betreiben oder zumindest einige Mitarbeiter beschäftigen, die ausschließlich mit der Kapitalanlage betraut sind und deren Auftragsvolumen sich größtenteils von denen der privaten Investoren abhebt (nach (Picot, Bortenlänger, & Röhr, 1996, S. 15)). Dazu zählen v.a. Kreditinstitute, Investmentfonds oder Versicherungen. Private Investoren werden auch als Kleinanleger bezeichnet. Der Investor bestimmt, ob er kaufen oder verkaufen möchte. Um an der Börse handeln zu können, muss er zuerst einen Börsenauftrag erstellen. Falls der Investor nicht selbst über eine Börsenlizenz verfügt, wird der Auftrag über einen Intermediär, wie beispielsweise eine Bank oder einen Broker, an die Börse

⁸ Gomber definiert elektronische Handelssysteme wie folgt: „Computersystem, das eine elektronische Orderspezifikation und -weiterleitung sowie die elektronische Zusammenführung kompatibler Orders ermöglicht.“ (Gomber, 2000, S. 27).

übermittelt. An der Börse wird versucht, den Börsenauftrag auszuführen. Kommt es zu einer Ausführung, wird eine Schlussnote erstellt, in der genau angegeben wird, wie und zu welchen Konditionen der Auftrag abgewickelt wurde. Der Investor erhält anschließend eine Bestätigung des Intermediären.

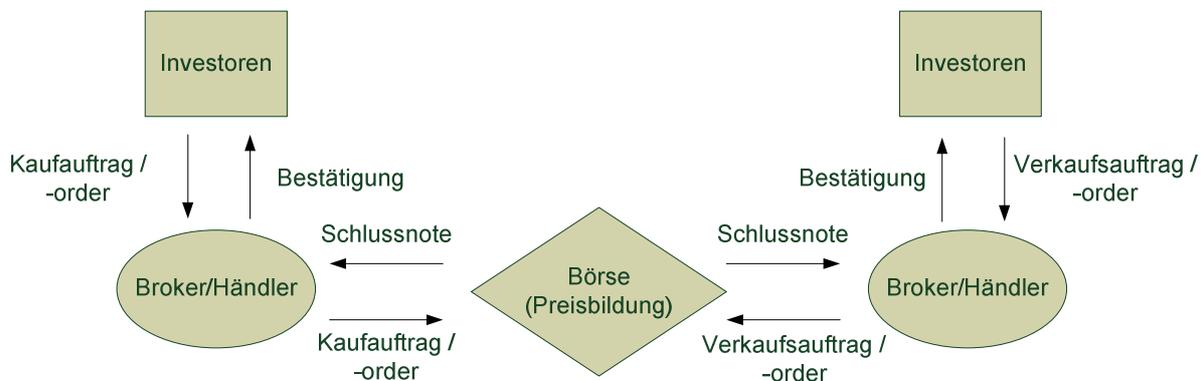


Abbildung 2-1: Funktionsweise einer Börse

Jede Börse funktioniert nach einem Marktmodell, das ein fundamentales Merkmal für die Qualität eines Marktes darstellt (Gomber, 2000, S. 12). Zuerst werden das Marktmodell und der dazugehörige Handelsprozess theoretisch erläutert (Kapitel 2.1). Die Basis für den Intraday-Handel, d.h. der Handel innerhalb eines Handelstages, bietet die aktuelle Preiskonstellation am Markt, welche bei einem transparenten Markt über das offene Orderbuch wiedergegeben wird (Kapitel 2.2). Die wichtigsten Qualitätskriterien *Liquidität* und *Transaktionskosten* werden in Kapitel 2.3 betrachtet. Um an der Börse handeln zu können, müssen die Handelswünsche der Investoren in einem Börsenauftrag zusammengefasst werden, welcher an die Börse übermittelt wird (*Orderrouting*) und dort auf ein Gegenangebot wartet, um ausgeführt zu werden (*Matching*). In Kapitel 2.4 werden die wichtigsten Börsenaufträge formal beschrieben. Diese Darstellungsart ist essentiell, um die konkrete Implementierung für die Simulationen in Kapitel 6 zu garantieren.

2.1 Marktmodell und Handelsprozess

(Gomber, 2000, S. 10) bezeichnet das Marktmodell, welches das Design der Marktregeln und die Marktprozesse beinhaltet, als ein zentrales Element eines jeden Marktes. (Gerke & Rapp, 1994, S. 7) definieren den Begriff *Marktmodell* als „das aus technischen, organisatorischen, rechtlichen und gewohnheitsrechtlichen Handelsregeln bestehende Strukturgerüst eines institutionalisierten Börsenhandels“. Diese Definition ist sehr allgemein gehalten und beschreibt, dass Handelsregeln die Struktur des Börsenhandels darstellen. Etwas detaillierter geht die Deutsche Börse auf die Definition des Marktmodells ein. Ein Marktmodell beschreibt „den Prozess, mit dem börsliche Orders in Geschäfte transformiert werden. Aspekte eines Marktmodells sind die Regeln für die Preisfeststellung, Prioritätsregeln für börsliche Orders und der Umfang, in dem Informationen für Marktteilnehmer während der gesamten Handelszeit bereitgestellt werden“. Bei dieser Definition wird klar, dass es sich beim Marktmodell um einen Prozess handelt, der beschreibt, wie der Börsenhandel funktioniert. (Gomber, 2000, S. 10f) kritisiert, dass sich diese Definitionen nur auf den börslichen Handel beschränken und den außerbörslichen Handel außer Acht lassen. Deshalb definiert er das Marktmodell als „Gesamtheit der konkreten Ausprägungen der Strukturmerkmale einer Marktstruktur im börslichen (börsliches Marktmodell) oder außerbörslichen Wertpapierhandel (außerbörsliches Marktmodell)“. Diese drei Definitionen haben gemeinsam, dass sie das Marktmodell über deren Struktur anhand von Regeln beschreiben. (Gomber, 2000, S. 11) bemerkt, dass diese

Definitionen den Begriff Marktmodell aus einer statischen Sichtweise beschreiben. Um aber den Wertpapierhandel beschreiben zu können, muss der gesamte Prozess in einzelne Phasen untergliedert werden: der *Handelsprozess* bzw. *Transaktionskette*. (Picot et al., 1996, S. 16) definieren einen solchen Handelsprozess und unterscheiden dabei vier Handelsphasen: 1) *Informationsphase*, 2) *Orderroutingphase*, 3) *Abschlussphase* und 4) *Abwicklungsphase*. (Gomber, 2000, S. 18) erweitert dieses Marktmodell um Strukturmerkmale (vgl. Definition von Gomber). Strukturmerkmale beschreiben die einzelnen Aufgaben, welche im Rahmen des Handelsprozesses durchgeführt werden. Einige dieser Strukturmerkmale können den vier Handelsphasen eindeutig zugeordnet werden. Andere Strukturmerkmale sind über den gesamten Prozess aktiv. Deshalb teilt Gomber das Marktmodell in phasenspezifische Strukturmerkmale und phasenübergreifende Strukturmerkmale auf. Außerdem erweitert er das Marktmodell von (Picot et al., 1996) um das *Marktergebnis*, welches das Resultat des Handelsprozesses darstellt. In Abbildung 2-2 wird das Marktmodell mit den einzelnen Strukturmerkmalen nach Gomber dargestellt.

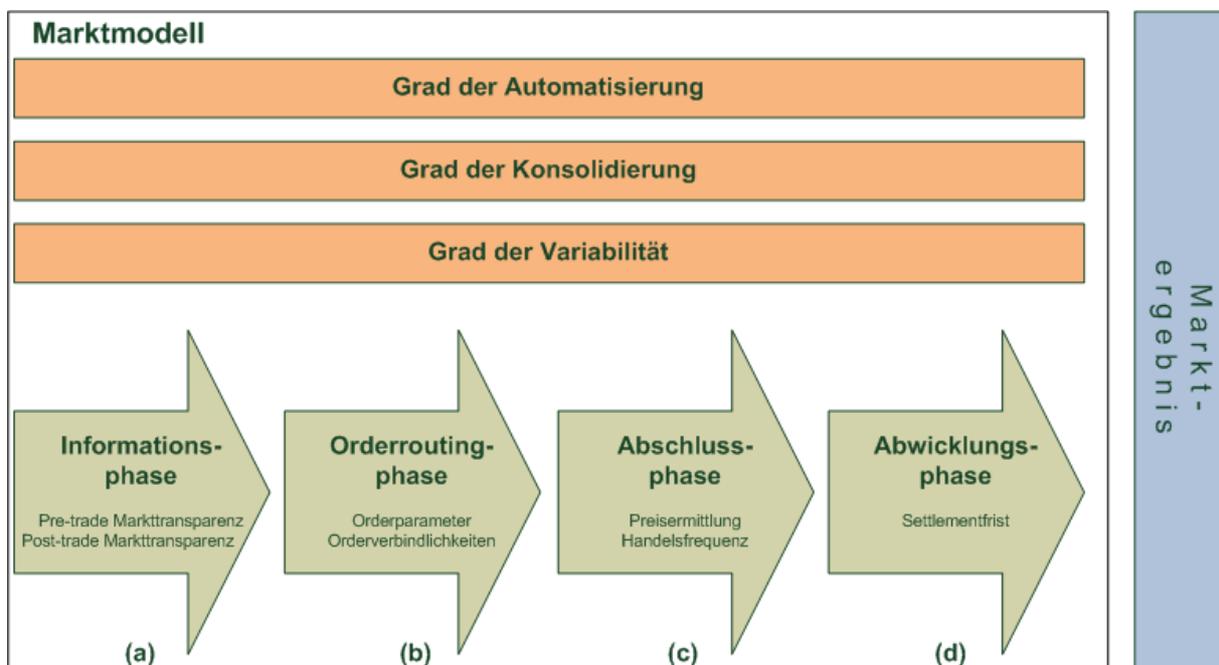


Abbildung 2-2: Marktmodell nach (Peter Gomber, 2000, S. 18)

2.1.1 Informationsphase

In der *Informationsphase* beschafft sich der Investor die Daten, die er benötigt, um bestimmen zu können, ob und wann er handeln soll. (Gomber, 2000, S. 19) unterscheidet zwischen *markt-endogenen* und *markt-exogenen* Informationen:

- 1) Bei markt-endogenen Informationen handelt es sich um Informationen, die durch den Handel selbst entstehen, d.h. durch die Interaktion der Marktteilnehmer. Dazu zählen beispielsweise die Preise (aktuelle und vergangene) mit deren Volumen sowie offene Aufträge;
- 2) Markt-exogene Informationen hingegen kommen von außen, d.h. dies sind Informationen von Nachrichtenagenturen, wie beispielsweise Wertpapieranalysen, Marktentwicklung oder Unternehmensnachrichten.

Bei der Informationsbeschaffung rückt das Strukturmerkmal der Markttransparenz in den Mittelpunkt. Je transparenter der Markt ist, desto mehr Informationen erhält der Investor, welche in seine Entscheidung einfließen. Der *Grad der Markttransparenz* gibt an, wie viel markt-endogene Informationen verfügbar sind. Dabei unterscheidet (Gomber, 2000, S. 19) zwei Arten der Transparenz:

- 1) Die *pre-trade Markttransparenz* enthält Daten über zukunfts-spezifische Informationen. Eine Ausprägung davon ist das Orderbuch, in dem Informationen über die aktuelle Situation der vorhandenen limitierten und unlimitierten Aufträge auf dem Markt dargestellt werden. Der Aufbau und die Funktionsweise eines Orderbuches werden in Kapitel 2.2.1 näher betrachtet;
- 2) Die *post-trade Markttransparenz* bezieht sich auf bereits abgeschlossene Transaktionen. Hier werden Informationen über die bereits ausgeführten Aufträge zur Verfügung gestellt, wie beispielsweise der Ausführungspreis, Volumina, Zeitpunkt der Durchführung sowie Angaben über den Handelspartner. Somit enthalten die Daten bei der post-trade Markttransparenz vergangenheitsspezifische Informationen.

Die Bewertung der Informationen kann entweder manuell vom Investor vorgenommen werden oder wird automatisiert durch einen Trading-Algorithmus übernommen (vgl. Kapitel 4.2). Die Verwendung eines Trading-Algorithmus hat den Vorteil, dass dieser objektiv bewertet, ob gehandelt werden soll oder nicht.

Am Ende der Informationsphase steht ein Kauf- oder Verkaufssignal für ein vorgegebenes Wertpapier.

2.1.2 Orderroutingphase

Nachdem der Wunsch zum Handeln (*Signal*) in der Informationsphase konkretisiert wurde, wird in der Orderroutingphase ein Börsenauftrag (*Order*) erstellt und dieser, wenn der Investor über keinen direkten Börsenzugang verfügt, über einen Intermediär, z.B. Broker oder Bank, an die Börse weitergeleitet (Picot et al., 1996, S. 17). Um den Auftrag an die Börse schicken zu können, müssen zusätzliche Daten, die *Orderparameter*, aufgenommen werden. Dazu gehören

- 1) der *Nennwert* oder das *Volumen* des Auftrages, mit dem definiert wird, wie viele Wertpapiere gekauft oder verkauft werden sollen. Zur Bestimmung des Nennwertes werden die Methoden des *Money-Managements* herangezogen (vgl. Kapitel 4);
- 2) die Attribute eines Ordertyps, die das Verhalten des Auftrages an der Börse bestimmen (vgl. Kapitel 2.4). Dazu gehören die *Ordertypen*, *Gültigkeitsdauern* und *Orderzusätze*;
- 3) der Markt, an dem das zu kaufende bzw. verkaufende Wertpapier gehandelt wird, d.h. die *Route*, die der Auftrag nehmen soll.

Besonders bei der Übertragung des Auftrages an die Börse kann es zu unerwünschten Nebenwirkungen kommen. Bei sehr volatilen Märkten ist es wichtig, dass der Auftrag möglichst schnell an die Börse übertragen wird, da sich in diesem Fall der Preis sehr schnell in die falsche Richtung bewegen kann und somit die Ausführung zu einem schlechteren Preis durchgeführt wird.

Bei nichtautomatisiertem oder teilautomatisiertem Orderrouting kann es zusätzlich zu fehlerhaften Übermittlungen kommen. Dies ist vor allem dann der Fall, wenn der Auftrag mündlich, z.B. über Telefon, an die Bank/Broker mitgeteilt wird. Hier können Fehler beim Eintragen des Auftrages in deren System auftreten (Picot et al., 1996, S. 50f). Automatisierte Orderroutingsysteme sind für

Fehler nicht gleichermaßen anfällig. Hier gibt der Investor selbst seinen Auftrag in das System⁹ ein und schickt diesen direkt elektronisch über den Broker oder die Bank an die Börse. Der Investor ist somit selbst verantwortlich für seine Aufträge.

In der Orderroutingphase muss außerdem sichergestellt sein, dass die Angaben, die der Investor in seinem Auftrag definiert hat, unverändert an der Börse ausgeführt werden. Dies wird als *Orderverbindlichkeit* bezeichnet (Gomber, 2000, S. 20).

Das Ergebnis des Order routings ist die korrekte und schnelle Übertragung des Auftrages an die Börse.

2.1.3 Abschlussphase

Nachdem der Auftrag an der Börse, speziell im Orderbuch, eingegangen ist, wird der Auftrag versucht auszuführen. Das Strukturmerkmal *Preisfeststellungsverfahren* bezeichnet die zentrale Aufgabe der Transaktionskette, in dem Angebot (Verkaufsaufträge) und Nachfrage (Kaufaufträge) zusammengebracht werden (Picot et al., 1996, S. 54). Dabei unterscheidet (Gomber, 2000, S. 21) zwei Verfahren:

- 1) *Market-Maker-Prinzip*: Der Market-Maker ist ein spezialisierter Marktteilnehmer, welcher bestimmte Wertpapiere betreut und auf Anfrage verbindliche limitierte Kauf- und Verkaufsaufträge mit einem bestimmten Volumen, die sogenannten *Quotes*, einstellt. Dabei handelt er auf eigene Rechnung. Die *Quotes* bezeichnen gleichzeitig Kauf- und Verkaufsangebote. Solche Märkte, auf denen Market-Maker aktiv sind, werden auch *quote driven markets* genannt (vgl. (H. Schmidt, 1988, S. 24f)). Eine Aufgabe der Market-Maker ist es, Liquidität zur Verfügung zu stellen. Gewinne erzielen die Market-Maker aus den Erträgen, die durch den *Bid-Ask-Spread*¹⁰, d.h. die Differenz zwischen den Kauf- und Verkaufspreisen entstehen (Gomber, 2000, S. 21).
- 2) *Auktionsprinzip*: Beim Auktionsprinzip existiert kein Intermediär wie der Market-Maker. Die Kauf- und Verkaufsaufträge werden direkt miteinander verglichen. Alle Aufträge werden im Orderbuch gesammelt. Diese Märkte werden auch als *order driven markets* bezeichnet. Wann es zu einer Ausführung der Aufträge kommt, hängt vom Strukturmerkmal *Handelsfrequenz* ab.

Bezüglich der Handelsfrequenz werden zwei Arten unterschieden: der *fortlaufende* Handel und der *periodische* Handel. Bei den Märkten, die das Market-Maker-Prinzip anwenden, handelt es sich automatisch um einen fortlaufenden Handel, da die Market-Maker ständig auf neue Aufträge von anderen Investoren mit neuen *Quotes* reagieren.

- 1) *Fortlaufender (Auktions)Markt (continuous market)*: Sobald ein neuer Auftrag an die Börse übermittelt wurde, wird geprüft, ob er sofort ausgeführt werden kann, d.h. es muss ein anderer Auftrag im Orderbuch existieren, der das Gegenstück dazu bildet, also kompatibel ist. Somit können nur Kaufaufträge mit Verkaufsaufträgen verrechnet werden. Allgemein kann es nur zu Ausführungen von Aufträgen kommen, wenn der teuerste Kaufauftrag über dem billigsten Verkaufsauftrag liegt. Ist dies nicht gegeben, existiert eine Differenz zwischen

⁹ Diese Systeme werden von Banken oder Brokern zumeist selbst angeboten. Im Kapitel 4.4 wird hierzu im Rahmen der Tradingssysteme, speziell der Ausführungssysteme, näher eingegangen.

¹⁰ Vgl. hierzu auch Kapitel 2.2.1.

dem teuersten Kaufauftrag (bester Geldpreis oder Bid-Preis) und dem billigsten Verkaufsauftrag (bester Briefpreis oder Ask-Preis), der als Bid-Ask-Spread bezeichnet wird.

- 2) *Periodischer (Auktions)Markt (call market)*: Bei dieser Auktionsform kommt es nicht nach jedem Eintreffen eines neuen Auftrages zu einer Ausführung. Die Aufträge werden gesammelt und zu einem berechneten Einheitspreis zu einem vordefinierten Zeitpunkt ausgeführt. Die Berechnung des Einheitspreises wird nach dem Meistausführungsprinzip durchgeführt, d.h. es wird der Preis ermittelt, zu dem das größte Volumen ausgeführt werden kann (Gomber, 2000, S. 22).

Während beim fortlaufenden Auktionsmarkt zu jeder Zeit, d.h. kontinuierlich gehandelt werden kann, existieren beim periodischen Auktionsmarkt nur einige vordefinierte, diskrete Handelszeitpunkte. Nachdem eine periodische Auktion beendet wurde, schließt sich typischerweise ein anderes Verfahren an, beispielsweise 1) ein fortlaufender Auktionsmarkt, 2) eine weitere periodische Auktion oder 3) eine Handelspause (Kunzelmann, 2006, S. 30). Ein typischer Auktionszeitpunkt ist die Eröffnungsauktion, die vor der Eröffnung des Handelstages stattfindet.

In der Realität existieren zumeist hybride Formen, d.h. es herrscht ein Wechsel zwischen periodischem und fortlaufendem Handel (z.B. XETRA) oder einer Kombination aus fortlaufendem Handel und dem Market-Maker-Prinzip (z.B. NYSE) (Gomber, 2000, S. 22).

Nachdem es zu Ausführung von Aufträgen gekommen ist, müssen diese noch erfüllt werden. Dies geschieht in der Abwicklungsphase.

2.1.4 Abwicklungsphase

Die Abwicklungsphase ist die letzte Phase im Transaktionsprozess. Nachdem die beiden Investoren (Käufer und Verkäufer) die Bestätigung erhalten haben, dass es zu einer (Teil-) Ausführung ihrer Aufträge gekommen ist, muss festgestellt werden, welche Zahlungsverpflichtungen jeder Vertragspartner einzuhalten hat. Dies wird als *Clearing* bezeichnet. Anschließend erfolgt das *Settlement*, in dem das betreffende Wertpapier geliefert wird. Heutzutage erfolgt diese Lieferung nicht mehr physisch, sondern es werden nur die Eigentumsrechte übertragen, die im Depot der Investoren verbucht werden (Picot et al., 1996, S. 72f). Ist das Settlement durchgeführt, gilt die Transaktion als beendet.

Das Strukturmerkmal *Settlementfrist* bezeichnet den Zeitraum zwischen der Vereinbarung des Geschäftes und dessen Erfüllung (Gomber, 2000, S. 22).

Den phasenübergreifenden Strukturmerkmalen wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit keine Bedeutung eingeräumt. Deshalb wird für eine detaillierte Beschreibung dieser Strukturmerkmale auf (Gomber, 2000, S. 23ff) und (Kunzelmann, 2006, S. 31ff) verwiesen.

Am Marktergebnis kann die Qualität des Marktes bzw. Marktmodells abgelesen werden.

2.1.5 Marktergebnis

Als Qualität wird die Wirksamkeit und Wirtschaftlichkeit des Marktes, also die Markteffizienz beschrieben. Wichtige Qualitätsmerkmale nach (Gomber, 2000, S. 14) und (Bienert, 1996, S. 13ff) sind die *Allokationseffizienz*, die *Bewertungseffizienz*, die *Informationseffizienz*, die *operative Effizienz* und die *Transparenz*.

Die Allokationseffizienz berechnet, wie gut Kauf- und Verkaufsaufträge zum Ausgleich gebracht werden. Die maximale Allokationseffizienz wird erreicht, wenn die „richtige“ Menge an Kapital in der „bestmöglichen“ Weise investiert wird (Bienert, 1996, S. 15). Grundlage dafür ist die korrekte Bewertung des zugrundeliegenden Wertpapiers.

Nach (Gerke & Rapp, 1994, S. 12) beschreibt die Bewertungseffizienz die Fähigkeit des Marktes, die zur Verfügung stehenden Informationen korrekt auf den Preis des Wertpapiers abzubilden. Dafür muss der innere Wert des Wertpapiers bestimmt werden. Dies ist die Aufgabe der *Fundamentalanalyse*¹¹. Je stärker der innere Wert und der Preis des Wertpapiers übereinstimmen, desto höher ist die Bewertungseffizienz.

Die Bewertung der Informationen zum Bestimmen der Bewertungseffizienz beruht auf der Informationseffizienz des Marktes. In Kapitel 4.1 wird auf die Informationseffizienz im Rahmen der *Technischen Analyse* näher eingegangen.

Alle vorangegangenen Qualitätsmerkmale basieren auf der operativen Effizienz. (Tiniç & West, 1979, S. 91) definieren einen operativ-effizienten Markt als einen Handelsplatz, auf dem Käufer und Verkäufer zu möglichst geringen Kosten ihre Aufträge ausführen können (vgl. (Gomber, 2000, S. 14)). Dies betrifft somit die (impliziten und expliziten) Transaktionskosten, die bei jeder Transaktion anfallen und vom Investor bezahlt werden müssen. In direktem Zusammenhang mit den impliziten Kosten steht die Liquidität des Marktes. (Lüdecke, 1996, S. 13) stellt fest, dass die Transaktionskosten und die Liquidität des Marktes die wichtigsten Merkmale zur Beurteilung der Marktqualität sind. Deshalb können die Transaktionskosten und die Liquidität als die Basis für alle oben aufgeführten Qualitätsmerkmale angesehen werden. Diese Ausführungen münden in einer Hierarchie (vgl. (Kunzelmann, 2006, S. 35), basierend auf (Bienert, 1996, S. 32)), die in Abbildung 2-3 dargestellt ist.

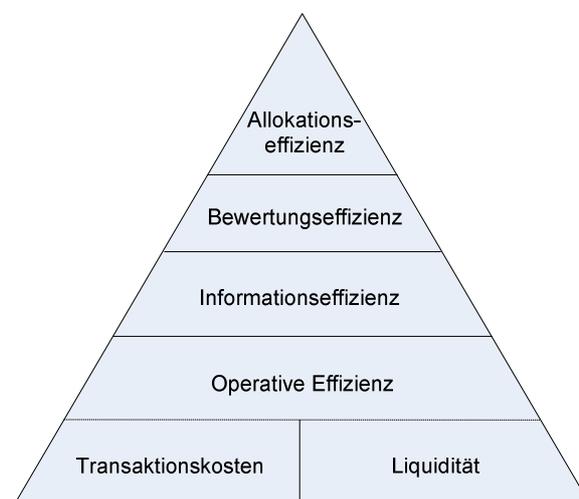


Abbildung 2-3: Effizienzhierarchie zur Bestimmung der Markteffizienz nach (Bienert, 1996, S. 32)

Somit bilden die Transaktionskosten und die Liquidität den Grundstein für eine maximale Markteffizienz. Die Liquidität eines Marktes wird im Orderbuch sichtbar. Hier werden alle Aufträge eines Wertpapiers gesammelt, die nicht sofort ausgeführt werden konnten. Außerdem bildet das

¹¹ Die *Fundamentalanalyse* ist das Gegenstück zur *Technischen Analyse*. Sie wird in Kapitel 4 kurz erläutert, ist für das Ziel dieser Arbeit jedoch nicht relevant.

Orderbuch in der Informationsphase des Marktmodells (vgl. Kapitel 2.1.1) eine Informationsquelle über den Markt.

2.2 Orderbuch

Alle Aufträge, welche während der Orderrouting-Phase übermittelt werden, werden in einer Datenbank, dem Orderbuch zusammengefasst. Deshalb werden diese Orderbücher auch *elektronische Orderbücher* genannt. Sichtbar sind ausschließlich nicht ausführbare (Limit-)Aufträge (vgl. Kapitel 2.4.1.2). In manchen Fällen können auch Stop- oder Market-If-Touched-Orders in Orderbüchern auftauchen (Harris, 2003, S. 109).

Es werden drei Stufen für die Zugriffsrechte auf die Daten der Orderbücher unterschieden¹²:

- 1) Level-I: Es sind nur der aktuell beste Ask- und Bid-Preis mit deren Volumina sowie der aktuelle Preis des Wertpapiers einsehbar. Die Orderbuchtiefe ist somit nur auf eine Ebene beschränkt.
- 2) Level-II: Alle Daten (Preis und Volumen) der im Orderbuch befindlichen Aufträge können abgerufen werden.
- 3) Level-III: Enthält alle Informationen von Level-II, wobei zusätzlich noch weitere Funktionen, reserviert für registrierte Market-Maker, durchführbar sind. Dazu zählen beispielsweise „Aufträge ausführen“ oder „neue Börsennotierungen hinzufügen“.

Die Daten von Level-I und Level-II sind für alle Investoren über den Broker erhältlich.

Um die Daten korrekt aus dem Orderbuch herauszulesen, muss zuerst dargestellt werden, wie das Orderbuch aufgebaut ist. Da die empirischen Tests in dieser Arbeit nur den fortlaufenden Auktionsmarkt, also *Order-driven-Markt*, berücksichtigen, wird beim Orderbuch auch nur diese Form dargestellt, d.h. periodische Auktionen werden nicht betrachtet.

2.2.1 Aufbau eines Orderbuches

Im Orderbuch laufen die Aufträge zusammen, die auf ihre Ausführung warten. Dabei wird zwischen den Käufern, d.h. den Investoren, die Geld bieten (*Bid*) und den Verkäufern, d.h. den Investoren, die Geld nachfragen (*Ask*) unterschieden. Der Preis, den der Investor bereit ist maximal zu zahlen (beim Kauf) bzw. minimal zu akzeptieren (beim Verkauf) wird als Limitpreis q^{lmt} bezeichnet. Gibt es keinen Gegenpart am Markt, der zu dem angebotenen q^{lmt} verkaufen bzw. kaufen möchte, wird der Auftrag ins Orderbuch eingetragen. Das angegebene Limit bezeichnet bei einem Kaufauftrag den Bid-Preis und bei einem Verkaufsauftrag den Ask-Preis.

Abbildung 2-4 zeigt ein Beispiel eines Orderbuches in einem fortlaufenden Auktionsmarkt. In diesem Ausschnitt sind im Orderbuch bereits 6 Aufträge enthalten¹³. Die Aufträge der Käufer befinden sich auf der linken Seite, die Aufträge der Verkäufer auf der rechten Seite. Da im Orderbuch nur die Aufträge angezeigt werden, die bis zum Zeitpunkt t nicht ausgeführt werden konnten, steht fest, dass die Limitpreise der Käufer im Orderbuch unterhalb derer der Verkäufer liegen müssen. Ein Käufer ist selbstverständlich daran interessiert, so wenig wie möglich für das Wertpapier auszugeben, wobei dem Verkäufer daran gelegen ist, möglichst viel für sein Wertpapier zu erhalten.

¹² Vgl. <https://www.tradestation.com/en/pricing/software-and-data-pricing/market-data-pricing>.

¹³ Existieren mehrere Aufträge zu ein und demselben Preis, berechnet sich das Volumen zu dem entsprechenden Preis durch die Summe der Volumina der einzelnen Aufträge.

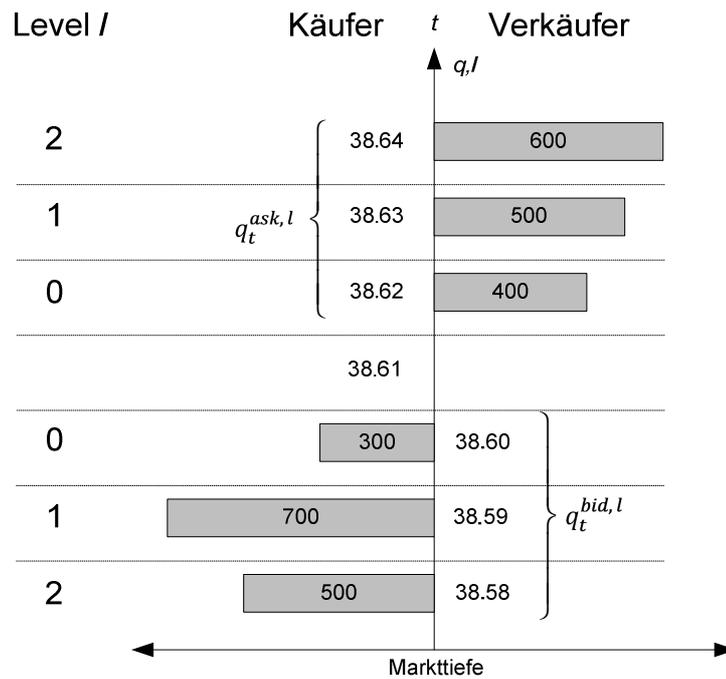


Abbildung 2-4: Orderbuch in einem fortlaufenden Auktionsmarkt

Das Orderbuch ist in verschiedene Ebenen, den sogenannten Level l aufgeteilt¹⁴. Die Preise zum Zeitpunkt t auf der Bid-Seite bzw. Ask-Seite werden für jedes Level l mit $q_t^{bid,l}$ bzw. $q_t^{ask,l}$ bezeichnet. Um eine bessere Übersichtlichkeit über die in dieser Arbeit verwendeten Formeln zu gewährleisten, wird der beste Kaufpreis (Bid-Preis) bzw. Verkaufspreis (Ask-Preis), welche sich auf Level $l = 0$ befinden mit q_t^{bid} und q_t^{ask} abgekürzt. Der zweitbeste Preis befindet sich auf $l = 1$, usw. Das Volumen $V_t^{bid,l}$ bzw. $V_t^{ask,l}$ auf Level l gibt an, wie viele Wertpapiere (Assets) zu dem entsprechenden Preis gesucht bzw. angeboten werden. Bei $l = 0$ gilt ebenfalls wie beim Preis, dass das Level aus Übersichtlichkeitsgründen weggelassen wird. Im Beispiel aus Abbildung 2-4 kann der beste Kauf- bzw. Verkaufspreis mit $q_t^{bid} = 38,60$ und $q_t^{ask} = 38,62$ mit einem Volumen von $V_t^{bid} = 300$ und $V_t^{ask} = 400$ bestimmt werden. Die Differenz zwischen dem besten Kauf- und Verkaufspreis wird als *Bid-Ask-Spread*¹⁵ bezeichnet:

$$BAS_t = q_t^{ask} - q_t^{bid} \quad (2-1)$$

Der *Marktpreis* q_t bezeichnet den Wert des Wertpapiers zum Zeitpunkt t . Der Marktpreis entspricht dem Preis, zu dem die letzte Transaktion durchgeführt wurde:

$$q_t = \begin{cases} q_{t-1}^{ask} & \text{bei Kauf} \\ q_{t-1}^{bid} & \text{bei Verkauf} \end{cases} \quad (2-2)$$

Das Orderbuch ist Teil der *pre-trade Markttransparenz*. Dabei unterscheidet (Baruch, 2005) zwischen offenen und geschlossenen Orderbüchern. Beim geschlossenen Orderbuch sind keine Informationen über die enthaltenen Aufträge für die Investoren zugänglich. Beim offenen Orderbuch hingegen haben die Investoren die Möglichkeit, alle Aufträge mit Preis und Volumen einsehen zu können.

¹⁴ Die Preislevel im Orderbuch sind nicht zu verwechseln mit den drei Level für die Zugriffsrechte auf die Daten des Orderbuches.

¹⁵ Der Bid-Ask-Spread wird im Deutschen auch als Geld-Brief-Spanne bezeichnet.

In der Literatur gibt es mehrere Beiträge, die die Auswirkungen von Märkten mit offenen Orderbüchern auf Märkte mit geschlossenen Orderbüchern untersuchen.

2.2.2 Offenes vs. geschlossenes Orderbuch

Es existieren einige theoretische Arbeiten, die zu der Schlussfolgerung kommen, dass die Transparenz von Märkten einen Einfluss auf die Marktqualität (Liquidität und Transaktionskosten) hat. (Pagano & Röell, 1996) untersuchen, ob eine größere Transparenz die Marktliquidität verbessert. Sie konzentrieren sich bei ihrer Analyse nicht auf den einzelnen Investor sondern auf die Market-Maker, da diese die Hauptkomponente darstellen, um dem Markt Liquidität zuzuführen. Sie folgern, je transparenter der Markt ist, desto größer sei die Liquidität. Daraus schließen sie, dass dadurch auch die Transaktionskosten gesenkt werden können, was in der Summe eine bessere Marktqualität impliziert. (Madhavan, 1996) hingegen hat gezeigt, dass hohe Markttransparenz die Preisvolatilität erhöhen kann. Eine Konsequenz daraus wäre der Verlust an Liquidität. Er stellt des Weiteren fest, dass bei großen Märkten dieser Effekt nicht zu beobachten ist und hier durch die Markttransparenz die Preisvolatilität verringert wird, was zu einer besseren Marktqualität führt. (Baruch, 2005) untersucht ebenfalls zwei Märkte die nach dem Market-Maker-Prinzip aufgebaut sind, wobei einer ein geschlossenes und der andere ein offenes Orderbuch zur Verfügung stellt. Er zeigt, dass ein offenes Orderbuch die Marktkraft für Liquiditäts-Zulieferer, wie Market-Maker verringert. Vorteile von offenen Orderbüchern haben allgemein nur Investoren, die Liquidität nachfragen. Außerdem stellt er fest, dass Preise in einem offenen Orderbuch mehr Informationen enthalten.

Empirische Studien wurden von (Bloomfield & O'Hara, 1999), (Flood, Huisman, Koedijk, & Mahieu, 1999), (Madhavan, Porter, & Weaver, 2005), (Boehmer, Saar, & Yu, 2005) und (Madhavan et al., 2005) durchgeführt. Dabei konzentrieren sich (Bloomfield & O'Hara, 1999) und (Flood et al., 1999) auf Experimente in Märkten, welche nur nach dem Market-Maker-Prinzip konzipiert sind. (Bloomfield & O'Hara, 1999) schlussfolgern, dass durch die erhöhte Transparenz die Liquidität steigt. (Boehmer et al., 2005) untersuchen die NYSE vor und nach der Einführung des offenen Orderbuches. Dabei stellen sie fest, dass mit dem offenen Orderbuch die Liquidität im Markt gestiegen ist. Außerdem weisen sie eine Verbesserung der Preiseffizienz nach. Zusätzlich ist die Anzahl an übermittelten Limit-Aufträgen nach der Veröffentlichung der Orderbuchdaten gestiegen, was impliziert, dass die Investoren ihre Limit-Aufträge an die aktuelle Marktlage anpassen. Eine nachteilige Konsequenz, die die Einführung eines transparenten Orderbuches mit sich bringt, haben (Madhavan et al., 2005) bei ihrer Untersuchung des Toronto Stock Exchange gefunden. Die Volatilität stieg im transparenten Markt. Außerdem haben sie höhere Bid-Ask-Spreads festgestellt. Sie gehen davon aus, dass informierte Investoren in einem offenen Orderbuch einfacher Market-Aufträge einstellen können und somit dem Markt Liquidität entziehen. Deshalb zögern Investoren, welche Limit-Aufträge aufgeben würden, in einen solchen Markt zu investieren. Sie müssen fürchten, dass deren Aufträge von informierten Investoren abgegriffen werden. Somit nimmt die Liquidität im Markt ab.

Aus den theoretischen und empirischen Studien über den Vergleich von offenen und geschlossenen Orderbüchern wird deutlich, dass keine eindeutige Aussage existiert, ob ein offenes Orderbuch die Qualität des Marktes verbessert. Für das Ziel dieser Arbeit ist es aber essentiell, dass Orderbuchdaten zur Verfügung stehen. Ansonsten könnten keine Berechnungen durchgeführt werden, um festzustellen, wie gehandelt werden soll.

Im Rahmen der Bestimmung der Transaktionskosten spielt der Bid-Ask-Spread eine wichtige Rolle. Ein großer Bid-Ask-Spread ist ein Indikator für einen Markt, auf dem Liquidität fehlt. Daraus folgen höhere Transaktionskosten, worunter die Qualität des Marktes leidet.

2.3 Transaktionskosten und Liquidität

Bei jedem Kauf oder Verkauf an der Börse entstehen Kosten, welche beim Kauf den zu bezahlenden Betrag vergrößern und beim Verkauf den Auszahlungsbetrag verringern. Diese Kosten werden auch als *Transaktionskosten* tr bezeichnet. Dabei wird der Begriff Transaktionskosten von Laien zumeist nur auf die Gebühren für den Broker oder die Börse reduziert. Jedoch umfassen Transaktionskosten noch weitere, „unsichtbare“ Kosten (Domowitz & Yegerman, 2006). (Wagner & Edwards, 1993) teilen die Transaktionskosten in folgende vier Komponenten ein: *Gebühren*, *Wartekosten*, *Market-Impact* und *Opportunitätskosten*. (Gomber & Schweickert, 2002) unterteilen den Market-Impact nochmals in die *Liquiditätsprämie* und die *adverse Preisbewegung*. Somit können die gesamten Transaktionskosten, wie in Abbildung 2-5 dargestellt werden:

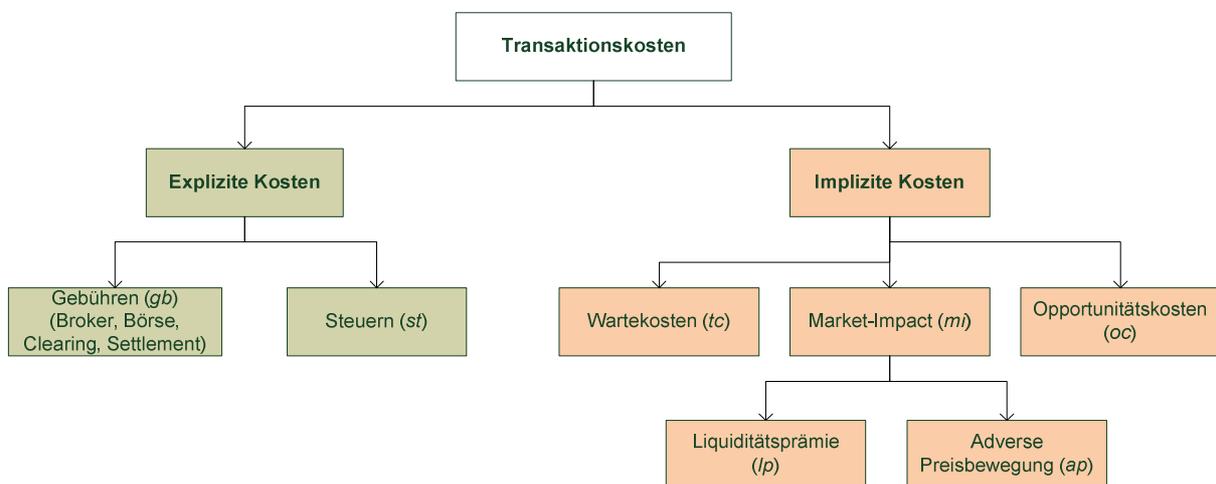


Abbildung 2-5: Komponenten der Transaktionskosten nach (Gomber & Schweickert, 2002)

Die Transaktionskosten bestehen laut (Gomber & Schweickert, 2002) aus *expliziten* und *impliziten Kosten*. Explizite Kosten werden dem Investor explizit in Rechnung gestellt. Implizite Kosten hingegen sind versteckte Kosten, welche erst entstehen, wenn der Auftrag an die Börse zur Ausführung gesendet wurde.

Die Gebühren und die anfallenden Steuern werden zu den *expliziten Kosten* gezählt. Sie werden überwiegend anhand der Stückzahl der zu handelnden Assets oder dem gehandelten Investitionsbetrag berechnet. Da der normale Investor nicht direkt an der Börse handeln kann, muss er über einen Broker seine Geschäfte durchführen. Für den Service, den der Broker zur Verfügung stellt, werden Gebühren fällig. Die Gebühren unterscheiden sich je nach Broker. Dabei sind heutzutage zwei Preismodelle auf dem Vormarsch:

- 1) Die Gebühren werden anteilig zu dem zu investierenden Ordervolumen bzw. Betrag errechnet;
- 2) Die Gebühren sind in einer Flatrate enthalten, so dass jede Order immer einen fixen Betrag kostet. Die Flatrates sind häufig nur bei großen Volumina zu empfehlen.

Zu diesen Broker-Gebühren kommen noch die Börsen-, Clearing- und Settlement-Gebühren hinzu, welche die Kosten für die Ausführung der Orders berechnen. Diese sind je nach Börse unterschiedlich.

Könnte an den Kapitalmärkten zu jeder Zeit eine beliebige Menge an Wertpapieren zum aktuellen theoretischen Marktwert gehandelt werden, d.h. zu dem Preis, der bei der Kauf- bzw. Verkaufsentscheidung vorlag, so würde von einem vollkommenen liquiden Kapitalmarkt gesprochen werden (Gomber & Schweickert, 2002). Jede Order würde sofort ausgeführt werden und den Preis des Wertpapiers nicht beeinflussen. In diesem Fall würden für den Investor keine weiteren Kosten entstehen, da er zu dem aktuellen Preis handeln könnte.

Dies ist jedoch in der Realität nicht der Fall. Die Märkte sind nicht vollkommen liquide. Weiterhin ist bei illiquiden Märkten das Risiko gegeben, dass die aufgegebenen Order nicht ausgeführt wird, da der Preis in die entgegengesetzte Richtung abdriftet. Die Differenz zwischen dem Preis bei der Entscheidungsfindung und dem tatsächlichen Ausführungspreis wird als *implizite Kosten* bezeichnet. Diese Kosten werden nicht wie die Gebühren explizit ausgezeichnet. In vielen Fällen werden die impliziten Kosten vernachlässigt, obwohl sie die expliziten Kosten meistens um ein Vielfaches übersteigen (Gomber & Schweickert, 2002, S. 486).

Die Höhe der Transaktionskosten ist sehr stark von der Liquidität des Marktes oder Wertpapiers abhängig. Die Liquidität eines Wertpapiers definieren (H. Schmidt & Iversen, 1991, S. 210) mit:

„Ein Wertpapier weist dann die Eigenschaft Liquidität auf, wenn es jederzeit sofort in kleinen oder großen Mengen ohne nennenswerten Aufschlag oder Abschlag vom marktgerechten Kurs gekauft oder verkauft werden kann“.

(Harris, 2003, S. 394) bezeichnet Liquidität als die Fähigkeit, große Volumina jederzeit schnell und zu niedrigen Kosten zu handeln. Sie ist eine grundlegende Eigenschaft von gut funktionierenden Märkten.

Aus diesen beiden Definitionen wird ersichtlich, dass der Liquiditätsbegriff aus drei unterschiedlichen Charakteristika besteht (nach (Book, 2001, S. 51)):

- 1) Der *Nennwert* folgt aus der Vorgabe, ob kleine oder große Volumina gehandelt werden;
- 2) Die *Preiskontinuität* geht aus den impliziten Kosten (Aufschläge oder Abschläge) hervor;
- 3) Die *Zeit* ergibt sich daraus, dass die Aufträge jederzeit schnellstmöglich ausgeführt werden sollen.

Um die Liquidität eines Marktes zu messen, wurden in der Literatur aus den drei Charakteristika vier Dimensionen¹⁶ abgeleitet:

- 1) Die *Markttiefe* gibt an, wie viele Kauf- bzw. Verkaufsaufträge sich in der Nähe des Marktpreises befinden. Je mehr Volumen bereitgestellt wird, desto tiefer wird der Markt bezeichnet (Schwartz, Francioni, & Weber, 2006, S. 62);

¹⁶ In der Literatur werden auch des Öfteren nur drei Dimensionen erwähnt: (Schwartz, Francioni, & Weber, 2006, S. 62) betrachten nur die Marktbreite, die Markttiefe sowie die Erneuerungsfähigkeit. (Harris, 2003, S. 394) gibt lediglich die Marktbreite, die Markttiefe und die Sofortigkeit an. Autoren wie (Book, 2001, S. 51), (H. Schmidt & Iversen, 1991, S. 210) und (Kunzelmann, 2006, S. 38) hingegen sehen vier Dimensionen der Liquidität.

- 2) Die *Marktbreite* macht Angaben über das Volumen des besten Kauf- und des besten Verkaufsauftrages. Auch hier gilt, wie bei der Markttiefe: je mehr Volumen vorliegt, als desto breiter wird der Markt bezeichnet (Schwartz et al., 2006, S. 62);
- 3) Die *Erneuerungsfähigkeit* bestimmt die Zeit, die der Markt benötigt, um wieder in die vorherige Ausgangslage zurückzukehren, nachdem uninformierte Investoren eine Preisänderung erwirkt haben (Book, 2001, S. 51);
- 4) Die *Sofortigkeit* gibt an, wie schnell ein Auftrag mit einem gegebenen Volumen zu bestimmten Kosten ausgeführt werden kann (Harris, 2003, S. 398).

Insbesondere die beiden Dimensionen Markttiefe und Marktbreite sind bei der Betrachtung der impliziten Kosten von Bedeutung (vgl. *Market-Impact*). Auch die Erneuerungsfähigkeit hat Einfluss auf die impliziten Kosten (vgl. *Wartekosten*). Durch eine starke Ausprägung dieser drei Dimensionen folgt, dass die impliziten Kosten sinken (Kunzelmann, 2006, S. 38).

Die Kosten werden als absolute Werte für die gesamte Transaktion angegeben, d.h. die Auftragsgröße γ muss in die Berechnungen mit einbezogen werden.

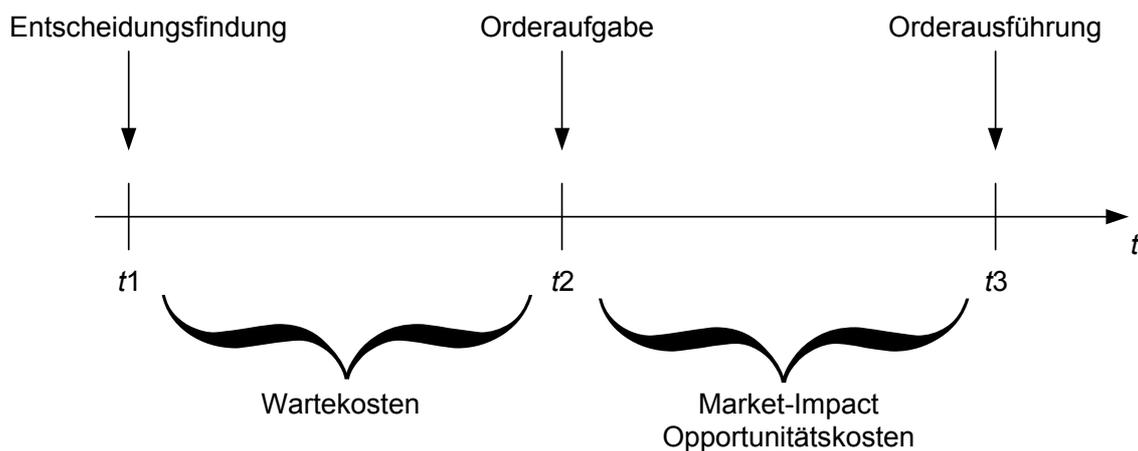


Abbildung 2-6: Transaktionsprozess der Komponenten der impliziten Transaktionskosten

Abbildung 2-6 stellt den Transaktionsprozess von der Entscheidungsfindung (t_1) über die Orderaufgabe (t_2) bis zur Orderausführung (t_3) dar (nach (Johanning, Kleeberg, & Schlenger, 2003, S. 462)).

Die *Wartekosten* tc sind der erste Teil der impliziten Kosten. Sie bezeichnen die Differenz aus dem handelbaren Preis zum Zeitpunkt der Entscheidungsfindung t_1 und dem Preis zum Zeitpunkt t_2 , an dem die Order aufgegeben wird. Dies ist bei Kaufentscheidungen jeweils der beste Ask-Preis und bei Verkaufsentscheidungen jeweils der beste Bid-Preis:

$$tc = \begin{cases} \gamma \cdot (q_{t_2}^{ask} - q_{t_1}^{ask}) & \text{bei Kauf} \\ \gamma \cdot (q_{t_1}^{bid} - q_{t_2}^{bid}) & \text{bei Verkauf} \end{cases} \quad (2-3)$$

mit jeweils $t_1 < t_2$.

(Wagner & Edwards, 1993) bezeichnen diese Zeitspanne als die Zeit, die verwendet wird, um die benötigte Liquidität zu finden. Durch das Warten auf einen besseren Preis bevor die Order aufgegeben wird, wird versucht, diesen Teil der impliziten Kosten zu minimieren.

Der *Market-Impact* ist der zweite Teil der impliziten Kosten. Er unterteilt sich in die *Liquiditätsprämie* und die *adverse Preisbewegung*. Der *Market-Impact* misst die Kosten für die sofortige Nachfrage nach Liquidität (Gomber & Schweickert, 2002, S. 486).

Die Liquiditätsprämie berechnet sich aus dem halben Bid-Ask-Spread BAS . Dies sind die Kosten, die bezahlt werden müssen, um die Order sofort ausführen zu können:

$$lp = \gamma \cdot \frac{q_{t2}^{ask} - q_{t2}^{bid}}{2} = \gamma \cdot \frac{BAS_{t2}}{2} = \begin{cases} \gamma \cdot (q_{t2}^{ask,0} - q_{t2}^{mid}) & \text{bei Kauf} \\ \gamma \cdot (q_{t2}^{mid} - q_{t2}^{bid,0}) & \text{bei Verkauf} \end{cases} \quad (2-4)$$

Hierbei bezeichnet q_{t2}^{mid} den Gleichgewichtspreis zum Zeitpunkt $t2$, was den Mittelpreis des Bid-Ask-Spreads darstellt (Gomolka, 2011, S. 119):

$$q_t^{mid} = \frac{q_t^{ask} + q_t^{bid}}{2} \quad (2-5)$$

Ist das Auftragsvolumen kleiner als das Volumen zum besten Preis, entstehen keine weiteren Kosten für die Komponente *Market-Impact*. Doch dies ist vor allem bei größeren Aufträgen, d.h. Aufträge, bei denen das Auftragsvolumen das Volumen zum besten Preis überschreitet, nicht der Fall. In einer solchen Situation werden Teile des Auftrags zu einem schlechteren Preis gehandelt. Diese Schlechterstellung muss zu den impliziten Kosten hinzugerechnet werden, da sich der Preis gegenläufig (advers) entwickelt (Gomber & Schweickert, 2002, S. 486). Die Kosten pro Asset errechnen sich somit aus der Differenz des durchschnittlichen Handelspreises $\overline{q_{t3}^{buy}}$ bzw. $\overline{q_{t3}^{sell}}$ am Ende der Orderausführung $t3$ und dem besten Preis bei der Orderaufgabe $t2$:

$$ap = \begin{cases} \gamma \cdot (\overline{q_{t3}^{buy}} - q_{t2}^{ask}) & \text{bei Kauf} \\ \gamma \cdot (q_{t2}^{bid} - \overline{q_{t3}^{sell}}) & \text{bei Verkauf} \end{cases} \quad (2-6)$$

Es wird ersichtlich, dass Investoren, die dem Markt Liquidität entziehen, den *Market-Impact* bezahlen müssen. Auf der anderen Seite erhalten die Investoren, die Liquidität anbieten, den *Market-Impact* (Cooney & Sias, 2004, S. 1712).

Sowohl (Almgren & Chriss, 2000, S. 10) und (Kissell, 2006, S. 20) differenzieren zwischen einem *temporären Market-Impact* und einem *permanenten Market-Impact*. Der Unterschied ist in Abbildung 2-7 dargestellt. Nachdem die Verkaufsoorder ausgeführt wurde, reagiert der Markt unmittelbar, indem der Preis vom vorherigen Gleichgewichtspreis (10,00) auf 9,80 fällt und somit ein *Market-Impact* von 0,20 entsteht. Pendelt sich der Preis aber danach wieder bei dem neuen Gleichgewichtspreis (9,95) ein, so beträgt der permanente *Market-Impact* nur 0,05, wohingegen der temporäre *Market-Impact* 0,15 betragen hat.

Es wird deutlich, dass es sich beim temporären sowie permanenten *Market-Impact* um die Auswirkung einer Order auf den Markt handelt. Dies ist nicht mit den Transaktionskosten verbunden, die der Investor mit der vorher aufgegebenen Order für sich verbuchen muss.

Market Impact Illustration - Sell Order

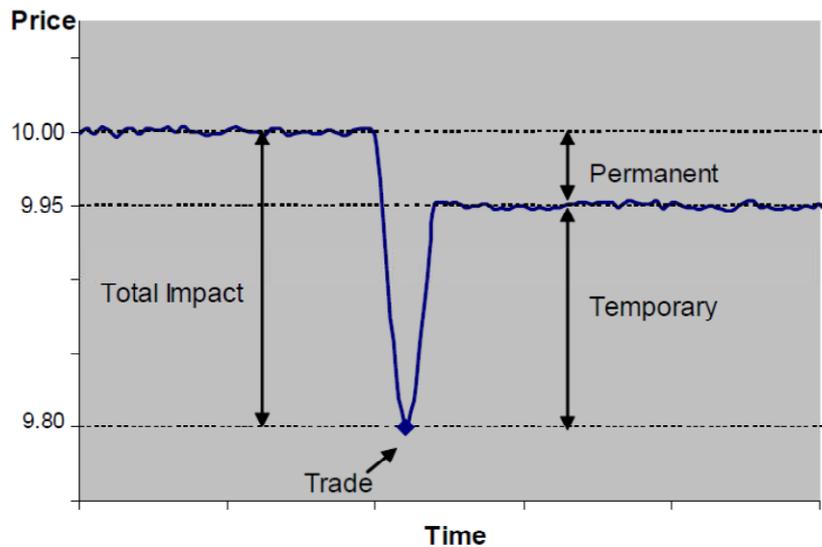


Abbildung 2-7: Temporäre und permanente adverse Preisbewegung aus (Kissell, 2006, S. 20)

Die *Opportunitätskosten* bilden die letzte Komponente der *impliziten Kosten*. Diese Kosten entstehen durch die Nichtausführung oder Teilung eines Auftrages. Zu einer Nichtausführung kommt es, wenn

- 1) nicht genug Liquidität im Markt herrscht, d.h. der Auftrag kann zu keinem Preis ausgeführt werden oder
- 2) der Preis verändert sich in die falsche Richtung, so dass die zu handelnden Assets zu teuer werden und der Investor zu dem vorherrschenden Preis nicht handeln möchte.

(Kissell, 2006, S. 9) gibt mit Formel (2-7) eine Möglichkeit an, die anfallenden Opportunitätskosten zu bestimmen:

$$oc = \begin{cases} \left(\gamma - \sum_{i=1}^n \gamma_i \right) \cdot (q_{t3}^{ask} - q_{t2}^{ask}) & \text{bei Kauf} \\ \left(\gamma - \sum_{i=1}^n \gamma_i \right) \cdot (q_{t2}^{bid} - q_{t3}^{bid}) & \text{bei Verkauf} \end{cases} \quad (2-7)$$

Die Opportunitätskosten errechnen sich durch die Differenz des Preises am Ende der Orderausführung zum Zeitpunkt t_3 , was in diesem Fall die Stornierung des Auftrages darstellt und dem Preis zum Zeitpunkt der Orderaufgabe t_2 . Dies gilt für das Auftragsvolumen, das bis zum Zeitpunkt t_3 nicht ausgeführt worden ist, also die Differenz des Gesamtvolumens des Auftrages γ und der Summe der Volumina der bereits ausgeführten Teilausführungen γ_i . Dabei ist trotzdem festzuhalten, dass die Opportunitätskosten nur geschätzt werden können und auf Annahmen beruhen. Das Kapital, das nicht investiert werden konnte, kann in ein anderes Asset oder eine andere Anlagemöglichkeit investiert werden (Keim & Madhavan, 1998).

Zusammenfassend bestehen die gesamten Transaktionskosten aus der Summe aller Blattkomponenten aus Abbildung 2-5:

$$tr = (gb + st) + (tc + (lp + ap) + oc) \quad (2-8)$$

(Perold, 1988) hat den Begriff des *Implementation shortfall* geprägt. Dieser bezeichnet die Differenz zwischen dem Preis, zu dem auf dem Papier gehandelt worden wäre und dem Preis, zu dem der Auftrag ausgeführt wurde. Der *Implementation shortfall* berechnet somit die gleichen Kosten, wie die Transaktionskosten.

Das Hinzufügen bzw. Entziehen von Liquidität wird durch die einzelnen Börsenaufträge, speziell durch die verwendeten Ordertypen, die an den Markt übertragen werden, gesteuert.

2.4 Börsenaufträge

Um an der Börse ein Wertpapier handeln zu können, muss der Anleger einen Börsenauftrag erstellen und diesen ggf. über einen Broker an die Börse senden. Börsenaufträge (synonym zu Aufträge oder Orders) beinhalten die Instruktionen, wie gehandelt werden soll (Harris, 2003, S. 68). Ein Börsenauftrag $\Omega(\varrho, \psi, \chi, \gamma, \vartheta, Y, Z)$ besteht aus sieben Komponenten:

- 1) Richtung ϱ ,
- 2) Wertpapierbezeichnung ψ ,
- 3) Route χ ,
- 4) Nennwert γ ,
- 5) Ordertyp ϑ ,
- 6) Gültigkeitsdauer Y und
- 7) Zusatz Z .

Die Richtung ϱ gibt an, ob ein Wertpapier gekauft oder verkauft werden soll ($\varrho \in \{buy, sell\}$), d.h. ein Geldbetrag wird in ein Wertpapier bzw. ein Wertpapier wird zurück in einen Geldbetrag getauscht (vgl. *Conversion-Probleme* (Mohr, 2011)).

Die Wertpapierbezeichnung (oder kurz Wertpapier/Asset) ψ gibt an, **was** gehandelt werden soll. Es gilt $\psi \in U(\text{handelbare Wertpapiere})$. Üblicherweise wird ein Wertpapier über die eindeutige Kennzeichnung *ISIN/WKN*¹⁷ oder das in den USA gebräuchlichere *Symbol* identifiziert. Zum Beispiel kann die Microsoft-Aktie somit entweder über die ISIN US5949181045 oder das Symbol MSFT eindeutig identifiziert werden. Dabei ist zu beachten, dass die Angabe des Symbols international nicht einheitlich geregelt ist. So gilt in den USA beispielsweise, dass die Symbole der Wertpapiere, die an der *NYSE* notiert sind, aus 1 – 3 Zeichen bestehen. Die Wertpapiere hingegen, die an der *NASDAQ* notiert sind, besitzen Symbole, die aus 4 Zeichen bestehen. In anderen Ländern, wie beispielsweise in Deutschland, bestehen die Symbole meistens aus 3 Zeichen.

Die Route χ legt fest, **wo**, d.h. an welchem Markt (*exchange*) das Wertpapier gehandelt wird. Ein Wertpapier (mit der gleichen ISIN) kann auf mehreren Märkten auf der Welt zu unterschiedlichen Preisen gehandelt werden. Deshalb ist die Angabe von χ zusammen mit ψ essentiell für die exakte Bestimmung des zu handelnden Wertpapiers. Bei der Verwendung des Symbols als Wertpapierbezeichner, ist es üblich, dass der Markt als Anhang zum Symbol angefügt wird $\langle \text{Symbol} \rangle. \langle \text{Markt} \rangle$. So würde beispielsweise die Microsoft-Aktie, die auf *XETRA* gehandelt wird, mit dem Symbol MSF.DE bezeichnet. Die gleiche Aktie in München, wird mit MSF.MU angegeben. In den USA wird die Microsoft-Aktie, da sie an der *NASDAQ* gehandelt wird, einfach mit MSFT abgekürzt. (Harris, 2003, S. 99ff) liefert eine gute Übersicht über den Aufbau der Symbole inklusive Märkte.

¹⁷ ISIN = International Securities Identification Number / WKN = Wertpapierkennnummer.

Der Nennwert (Volumen) γ eines Auftrages bestimmt, **wie viele**, d.h. welche Anzahl an Wertpapieren ψ zum Preis von $q_{t,\psi}^e$ zum Zeitpunkt t gekauft (bei $q = Buy$) oder verkauft (bei $q = Sell$) werden soll. Dabei gilt $\gamma \in \mathbb{N}$, wobei beim Kauf und Verkauf Restriktionen eingehalten werden müssen:

- 1) Beim Kauf von ψ darf der zu investierende Betrag das zur Verfügung stehende Kapital K_t zum Zeitpunkt t ohne Marginkonto nicht überschreiten. Wird ein Marginkonto verwendet, bestimmt die Margin-Anforderung mg mit $mg \in]0; 1]$, welchen Betrag der Investor investieren kann:

$$\gamma \cdot q_{t,\psi}^e \leq \frac{K_t}{mg} \Leftrightarrow \gamma \leq \frac{K_t}{mg \cdot q_{t,\psi}^e} \quad (2-9)$$

Die Margin-Anforderung bezeichnet den Betrag, den der Investor mindestens zur Verfügung haben muss. Der restliche Kaufbetrag wird vom Broker geliehen. Wenn keine Margin festgesetzt wurde, wird $mg = 1$ angenommen¹⁸.

- 2) Beim Verkauf von ψ darf der Nennwert des Verkaufsauftrages γ die gehaltene Stückzahl von ψ $AH_{t,\psi}$ ¹⁹ nicht überschreiten:

$$\gamma \leq AH_{t,\psi} \quad (2-10)$$

Diese Aussage gilt nur, wenn davon ausgegangen wird, dass Leerverkäufe nicht möglich sind²⁰.

Im weiteren Verlauf wird auf die Angabe des Wertpapiers ψ verzichtet, wenn dies für das Verständnis nicht nötig ist.

Die Frage, wie viel investiert werden soll, wird vom Money-Management der Trading-Strategie beantwortet. In Kapitel 3 wird dieses Thema weiter ausgeführt.

Der Ordertyp ϑ definiert, **wie** der Börsenauftrag ausgeführt werden soll. ϑ besteht aus zwei Komponenten:

- 1) die Ordertypbezeichnung $\bar{\vartheta}$ definiert die Art des Ordertyps: $\bar{\vartheta} \in \{MKT, LMT, STP, \dots\}$;
- 2) ordertypspezifische Daten $\hat{\vartheta}$ definieren weitere Daten, welche zusätzlich zur entsprechenden Ordertyp-Art benötigt werden: $\hat{\vartheta} \subset \{q^{lmt}, q^{stp}, q^{trg}, disc, \gamma^{ice}, trail, lmt^{offset}\}$. Detailliert wird in Kapitel 2.4.1 auf diese Daten eingegangen.

Als Hauptordertypen werden die Market-Order $\bar{\vartheta} = MKT$ und die Limit-Order $\bar{\vartheta} = LMT$ betrachtet (vgl. (Harris, 2003, S. 87)). Weitere Ordertypen werden in Kapitel 2.4.1 besprochen.

¹⁸ Der Marginhandel ermöglicht einem Investor Wertpapiere zu handeln, wobei er aber nur einen Teil des Kaufpreises bezahlen muss. Den Rest bekommt er von seinem Broker in einem kurzfristigen Kredit zur Verfügung gestellt. Der Marginhandel erhöht für den Investor das Potential höhere Gewinne zu erwirtschaften. Bei einer Margin von 2 %, d.h. $mg = 0,02$ kann der Investor mit einem Einsatz von \$1.000 Wertpapiere im Wert von \$50.000 kaufen. Fällt der Wert der gekauften Wertpapiere unter eine bestimmte Schranke, kann der Broker eine Nachzahlung fordern, den sog. *Margin Call*. Kommt der Investor dieser Nachzahlung nicht nach, müssen die gehaltenen Wertpapiere verkauft werden.

(vgl. auch http://www.charttec.de/html/lexikon_margin_trading.php).

¹⁹ $AH = Asset Hold$.

²⁰ In den Testdesigns in Kapitel 6.3 sind Leerverkäufe nicht erlaubt.

Mit der Gültigkeitsdauer Y soll festgelegt werden, **wie lange** ein Börsenauftrag seine Gültigkeit behält, bevor er automatisch gelöscht wird, wenn er nicht vorher bereits vollständig ausgeführt wurde. Y besteht aus zwei Komponenten:

- 1) die Gültigkeitsdauerbezeichnung \bar{Y} gibt die Art der Gültigkeitsdauer an: $\bar{Y} \in \{GTD, GTC, DAY, \dots\}$.
- 2) gültigkeitsdauerspezifische Daten \hat{Y} legen weitere Daten fest, welche zusätzlich zur entsprechenden Gültigkeitsdauer-Art notwendig sind: $\hat{Y} \subset \{gtd, gat\}$. Detailliert wird in Kapitel 2.4.2 auf diese Daten eingegangen.

Die Orderzusätze Z setzen fest, in **welcher Form** (große) Börsenaufträge ausgeführt werden sollen. Dabei spezifiziert Z ob und wie ein (großer) Börsenauftrag in mehrere kleinere (Teil-) Aufträge aufgeteilt werden darf (vgl. Kapitel 2.4.3).

Als *Attribute* eines Börsenauftrages werden die Komponenten Ordertyp ϑ , Gültigkeitsdauer Y und Orderzusatz Z zusammengefasst und werden im Folgenden klassifiziert und einzeln besprochen (vgl. Abbildung 2-8).

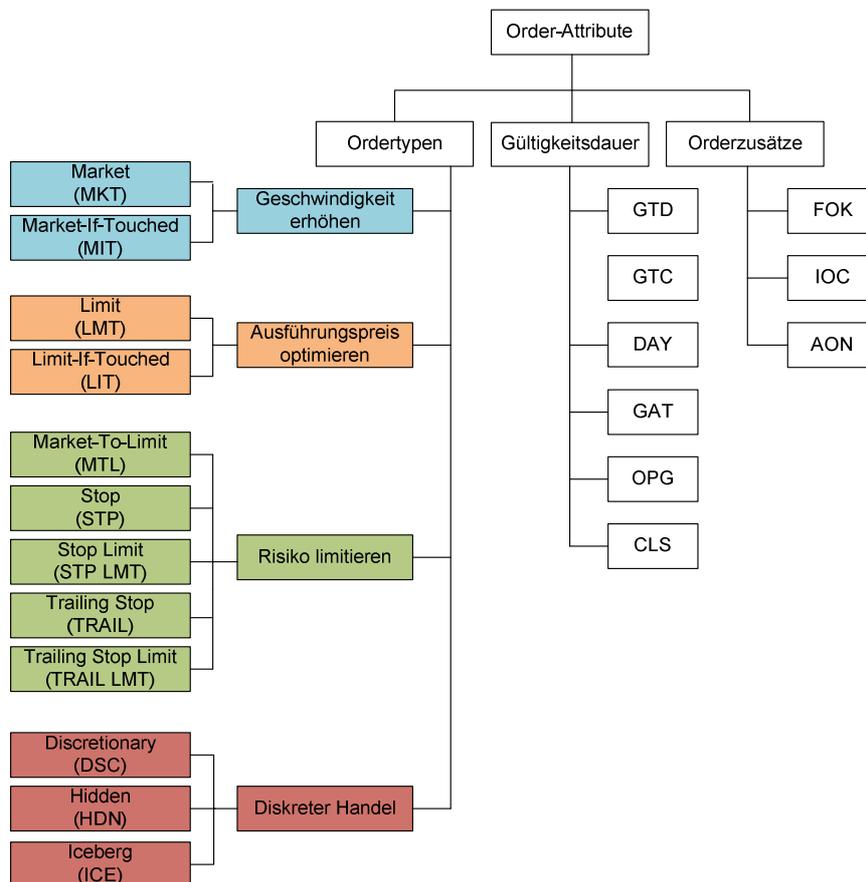


Abbildung 2-8: Am häufigsten eingesetzte Order-Attribute²¹

Durch die Attribute eines Börsenauftrages wird dessen Verhalten auf dem Markt signifikant beeinflusst. Anhand der verschiedenen Ordertypen, der Gültigkeitsdauer und der Orderzusätze

²¹ Die Zuordnung der Ordertypen entstammt den Vorlesungsunterlagen zu *e-Finance: Trading and Electronic Financial Markets* von Prof. Dr. Peter Gomber.

werden die Börsenaufträge so konfiguriert, dass sie auf dem Markt entsprechend den Vorstellungen des Investors reagieren.

Im Rahmen dieser Arbeit werden nicht alle Order-Attribute betrachtet, die in der Praxis existieren, da dies den Rahmen sprengen würde. Deshalb wird nur auf die wichtigsten bzw. am häufigsten eingesetzten Attribute eingegangen.

2.4.1 Ordertypen

Es existiert eine große Menge an verschiedenen Ordertypen, die beim Handeln mit Wertpapieren eingesetzt werden können. Jeder Ordertyp unterscheidet sich in seiner Definition gegenüber anderen Ordertypen. In Abbildung 2-8 ist nur ein kleiner Teil der existierenden Ordertypen dargestellt. Es sind lediglich diejenigen, die zum einen in der Wissenschaft erwähnt und zum anderen solche, die in der Praxis am meisten eingesetzt werden.

Die angegebenen Ordertypen lassen sich in vier Kategorien einteilen. Jede Kategorie besteht aus einer Menge an Ordertypen, die das gleiche Ziel verfolgen:

- 1) *Geschwindigkeit erhöhen*: Bei diesen Ordertypen steht die Ausführungsgeschwindigkeit im Vordergrund. Der Preis, zu dem gehandelt wird, ist zweitrangig. Somit nimmt der Anleger das Risiko eines schlechteren Ausführungspreises in Kauf;
- 2) *Ausführungspreis optimieren*: Der Börsenauftrag soll zu einem angegebenen Preis q^{lmt} (Limitpreis) oder besser ausgeführt werden. Hier besteht das Risiko der Nichtausführung, wenn q^{lmt} nicht vor Ablauf der Gültigkeitsdauer der Order ausgeführt wird;
- 3) *Risiko limitieren*: Das Risiko, zu einem schlechteren Preis zu handeln, soll limitiert werden;
- 4) *Diskreter Handel*: Die Konfiguration des Börsenauftrages wird verschleiert, d.h. einige Komponenten sind öffentlich nur teilweise oder gar nicht sichtbar.

Die Motivation sowie die formale Darstellung der Ordertypen, die für die spätere Implementierung wichtig sind, werden im Folgenden detailliert beschrieben. In einem ersten Schritt werden die beiden Basis-Ordertypen, die *Market-Order* und die *Limit-Order* eingeführt (J. W. Cho & Nelling, 2000, S. 28; Cooney & Sias, 2004, S. 1711).

2.4.1.1 Market-Order (MKT)

Beispiel: Ein Investor möchte $\gamma = 500$ Aktien von JP Morgan Chase & Co (JPM) kaufen. Der aktuell beste Bid-Preis zum Zeitpunkt t steht bei $q_t^{bid} = 41,09$ zu $V_t^{bid} = 1.000$ Aktien, der beste Ask-Preis bei $q_t^{ask} = 41,11$ zu $V_t^{ask} = 800$ Aktien. Der Investor übermittelt seinen Auftrag als Market-Order. Sein Auftrag wird zum besten Preis ausgeführt, indem 500 Aktien zu einem Preis von je 41,11 gekauft werden.

Dieser Ordertyp hat die Eigenschaft, dass der Börsenauftrag zum besten gegenwärtig verfügbaren Preis ausgeführt wird. Ein Kaufauftrag wird zum besten, d.h. niedrigsten Ask-Preis q_t^{ask} ausgeführt, während der Investor bei einem Verkaufsauftrag den besten, d.h. höchsten Bid-Preis q_t^{bid} erhält. Die Hauptaufgabe besteht darin, den Auftrag so schnell wie möglich auszuführen. Dabei ist der Preis, zu dem der Auftrag ausgeführt wird, von niedriger Priorität. Somit wird in Kauf genommen, dass der Investor einen schlechteren Preis erhält, als der Preis, der bei der Auftragsübermittlung festgestellt wurde. Dieses Risiko wird *Unsicherheit des Ausführungspreises (execution price uncertainty)* genannt (Kurov, 2005, S. 1090). Diese Unsicherheit kommt dadurch zustande, dass sich der Preis zwischen dem Abschicken und der Ausführung der Order ändern kann. Daraus entstehen mit einer Market-

Order implizite Kosten (vgl. Transaktionskosten in Kapitel 2.3) für die direkte Ausführung des Auftrages (Harris & Hasbrouck, 1996, S. 213), d.h. mit einer Market-Order bezahlt der Anleger den Bid-Ask-Spread (Schwartz et al., 2006, S. 111). Diese Aussage soll in einem Beispiel verdeutlicht werden:

Der Bid-Ask-Spread BAS_t zum Zeitpunkt t bezeichnet die Differenz zwischen q_t^{ask} und q_t^{bid} (vgl. Formel (2-1)), welcher bei der JPM-Aktie $BAS_t = q_t^{ask} - q_t^{bid} = 41,11 - 41,09 = 0,02$ beträgt. Die Liquiditätsprämie, die der Anleger für die direkte Ausführung bezahlen muss, beläuft sich für den Kauf von 500 JPM-Aktien auf $lp = \gamma \cdot \left(\frac{BAS_t}{2}\right) = 500 \cdot \left(\frac{0,02}{2}\right) = 5$ (vgl. Formel (2-4)). Dies bedeutet, dass auf den Anleger pro Asset $\frac{5}{500} = 0,01$ an Kosten zukommen. Dies entspricht dem halben Bid-Ask-Spread. Würde der Anleger bei der gleichen Preiskonstellation verkaufen wollen, so müsste er ebenfalls für die direkte Ausführung der Market-Order den halben Bid-Ask-Spread in Höhe von 0,01 bezahlen. Somit folgt, dass der Anleger für einen Kauf und einen Verkauf mit jeweils einer Market-Order insgesamt den Bid-Ask-Spread von 0,02 bezahlen muss.

Ein weiterer Effekt, den eine Market-Order auf den Markt ausübt, ist der Entzug von Liquidität, was sich durch einen größeren Bid-Ask-Spread bemerkbar macht. Dies hat zur Folge, dass das Kaufen eines Wertpapiers teurer wird bzw. zu einem geringeren Preis verkauft werden kann. Außerdem erhöhen sich die Transaktionskosten in einem illiquiden Markt (vgl. (Schwartz et al., 2006, S. 63f) und Kapitel 2.3).

Zusätzlich können große Market-Orders als Signal zum Kaufen oder Verkaufen des Assets für andere Investoren gewertet werden und somit eine Kettenreaktion auslösen, d.h. die Preise steigen nach einem Kauf bzw. die Preise fallen nach einem Verkauf (Cooney & Sias, 2004, S. 1712).

Die formale Definition einer Market-Order zum Zeitpunkt t beschränkt sich nur auf den Kauf- q_t^{buy} bzw. Verkaufspreis q_t^{sell} ohne jegliche Bedingung:

Kaufregel: $q_t^{buy} = q_t^{ask}$

Verkaufsregel: $q_t^{sell} = q_t^{bid}$

mit $t =$ Zeitpunkt der Auftragsausführung

Aus der Definition wird ersichtlich, dass der Kaufpreis den aktuell zum Zeitpunkt der Auftragsausführung besten Ask-Preis darstellt. Analog verhält es sich zwischen dem Verkaufspreis und dem besten Bid-Preis. Auch wenn es zu Teilausführungen kommen sollte, wird der Auftrag immer zum besten Preis ausgeführt.

Die Einträge im Orderbuch verändern sich beim Eingang einer Verkaufs-Market-Order folgendermaßen²²:

²² Bei der Verwendung einer Kauf-Market-Order werden die Veränderungen analog durchgeführt, nur dass die Ask-Preise und -Volumina zur Anwendung kommen.

$$\gamma_t = \gamma$$

Solange $\gamma_t \neq 0$ und $V_t^{bid} \geq 0$ {

Wenn $\gamma_t \geq V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid,l} = V_t^{bid,l+1} \text{ und } q_{t+1}^{bid,l} = q_t^{bid,l+1} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{bid} - 1\}$$

Wenn $\gamma_t < V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid} = V_t^{bid} - \gamma_t$$

$$\gamma_{t+1} = \gamma_t - \min(V_t^{bid}, \gamma_t)$$

}

Solange nicht die gesamte Order ausgeführt wurde und noch genügend Liquidität vorhanden ist, wird die Market-Order schrittweise abgearbeitet. Ist das Ordervolumen größer als das Volumen zum besten Preis, kommt es zu einer Teilausführung der Order. Das gesamte Volumen auf Level 0 wird aufgebraucht und somit rücken alle anderen Level um eins nach unten. Dieser Vorgang wird so oft wiederholt, bis entweder die gesamte Order ausgeführt wurde, oder nicht mehr genügend Liquidität im Markt enthalten ist. Tritt der letzte Fall ein, bleibt die Market-Order so lange aktiv, bis neue Liquidität in den Markt eintritt und die Order vollständig ausgeführt werden kann oder die Gültigkeitsdauer des Auftrages abläuft (vgl. Kapitel 2.4.2). Ist das Volumen des (Teil-)Auftrages kleiner als das Volumen zum besten Preis, wird lediglich V_t^{bid} um das Ordervolumen vermindert.

Um dem negativen Effekt des Risikos der Unsicherheit des Ausführungspreises entgegenzuwirken, ist der Einsatz des zweiten Basis-Ordertyps, der Limit-Order, möglich.

2.4.1.2 Limit-Order (LMT)

Beispiel: Ein Investor möchte 200 Aktien von Coca-Cola Co (KO) verkaufen. Der beste Bid-Preis zum Zeitpunkt t steht bei $q_t^{bid} = 38,60$ zu $V_t^{bid} = 300$ Aktien, der beste Ask-Preis bei $q_t^{ask} = 38,62$ zu $V_t^{ask} = 400$ Aktien. Der Investor übermittelt seinen Auftrag als Limit-Order und möchte mindestens einen Preis von $q^{lim} = 38,64$ erhalten. Der Markt ändert sich, nachdem der Auftrag übermittelt wurde, auf $q_{t+1}^{bid} = 38,65$ und $q_{t+1}^{ask} = 38,66$. Der Auftrag wird zum Preis von 38,65 ausgeführt. Somit erhält der Investor sogar 0,01 mehr pro Aktie, als ursprünglich gewollt.

Bei einer Limit-Order wird im Gegensatz zur Market-Order ein Limitpreis q^{lmt} angegeben, welcher über den gesamten Gültigkeitszeitraum der Order konstant bestehen bleibt. Der Börsenauftrag wird nur dann ausgeführt, wenn der Ausführungspreis gleich oder besser als der Limitpreis ist.

Die formale Definition einer Limit-Order zum Zeitpunkt t benötigt als Eingabevariable den gewünschten Limitpreis q^{lmt} :

$$\text{Kaufregel: } q_t^{buy} = q_t^{ask} \text{ mit } q_t^{ask} \leq q^{lmt}$$

$$\text{Verkaufsregel: } q_t^{sell} = q_t^{bid} \text{ mit } q_t^{bid} \geq q^{lmt}$$

Aus der Definition ist ersichtlich, dass der Kaufpreis den aktuell zum Zeitpunkt der Auftragsausführung besten Ask-Preis darstellt, der aber nicht größer als der angegebene Limitpreis

sein darf. Analog verhält es sich zwischen dem Verkaufspreis, dem besten Bid-Preis und dem Limitpreis. Auch wenn es zu Teilausführungen kommt, wird der Auftrag stets zum besten Preis ausgeführt.

Der Hauptgrund für die Wahl einer Limit-Order ist die Möglichkeit, den Börsenauftrag zu einem vordefinierten Preis oder besser auszuführen. Die Ausführungsgeschwindigkeit ist in diesem Fall zweitrangig. Dieser Umstand führt jedoch dazu, dass bei einer Limit-Order das Risiko besteht, dass sich der Preis in die falsche Richtung entwickelt und somit der Limitpreis nicht erreicht wird. Dieses Risiko wird als *Nichtausführbarkeitsrisiko (nonexecution risk)* bezeichnet (Ahn, Bae, & Chan, 2001, S. 769).

Im Allgemeinen fügen Limit-Orders dem Markt im Gegensatz zu den Market-Orders Liquidität zu (Cooney & Sias, 2004, S. 1712). Doch dies gilt nicht für alle Limit-Orders. Es wird zwischen *realisierbaren (marketable)* und *nicht-realisierbaren (standing)* Limit-Orders unterschieden (Harris, 2003, S. 73). Die realisierbaren Limit-Orders haben den gleichen Effekt auf den Markt wie die Market-Orders. Sie entziehen dem Markt Liquidität, da sie sofort ausgeführt werden. Nicht-realisierbare Limit-Orders hingegen werden nicht sofort ausgeführt, da kein Gegenpart zur Verfügung steht, der die gewünschten Wertpapiere kaufen oder verkaufen möchte. In diesem Fall wird die Limit-Order mit angegebenem Limit-Preis q^{lmt} und Stückzahl γ ins Orderbuch eingetragen. Dieser Eintrag bleibt solange bestehen, bis

- 1) der Auftrag ausgeführt werden kann, d.h. es findet sich ein Käufer bzw. Verkäufer, der q^{lmt} bezahlen bzw. Wertpapiere zu q^{lmt} verkaufen möchte,
- 2) der Auftrag automatisch über das Gültigkeits-Attribut Y oder manuell über den Anleger annulliert wird.

Daraus folgt, dass zu den nicht-realisierbaren Limit-Orders, die Klassen „Im Markt“ und „Am Markt“ sowie „Hinter dem Markt“ gehören (vgl. Tabelle 2-1).

Bedingung	Limitierter Kaufauftrag	Limitierter Verkaufsauftrag
$q^{lmt} > q_t^{ask}$	„Realisierbar“	„Hinter dem Markt“
$q^{lmt} = q_t^{ask}$	„Realisierbar“	„Am Markt“
$q_t^{bid} < q^{lmt} < q_t^{ask}$	„Im Markt“	„Im Markt“
$q^{lmt} = q_t^{bid}$	„Am Markt“	„Realisierbar“
$q^{lmt} < q_t^{bid}$	„Hinter dem Markt“	„Realisierbar“

Tabelle 2-1: Klassifikation der Limit-Orders (vgl. (Harris, 2003, S. 74))

Ausgehend von den vier verschiedenen Klassen können fünf Szenarien identifiziert werden, die beim Kauf oder Verkauf mit einer Limit-Order auftreten können. (Hautsch & Huang, 2012) haben diese Szenarien lokalisiert, um den Market-Impact bei Limit-Orders zu untersuchen.

Im Folgenden werden die einzelnen Szenarien beschrieben und anhand eines Beispiels verdeutlicht. Diese basieren jeweils auf der gleichen Ausgangssituation im Orderbuch, wobei jedes Mal eine Verkaufs-Limit-Order an den Markt übermittelt wird. Die Veränderungen im Orderbuch werden für die Verkaufsauftrag formal exakt dargestellt. Außerdem wird ein Bezug zur Liquidität und Veränderung des Marktpreises q_t hergestellt.

- 1) *Normale Limit-Order*: Eine limitierte Verkaufsoffer wird an den Markt übertragen mit $q^{lmt} = q_t^{ask}$, d.h. der Auftrag wird *am Markt* platziert. In Abbildung 2-9 wird eine limitierte Verkaufsoffer mit $q^{lmt} = 38,62$ und $\gamma = 200$ ins Orderbuch übermittelt. Da $q^{lmt} > q_t^{bid}$ gilt, kann die Order nicht ausgeführt werden und wird deshalb ins Orderbuch eingetragen. Das Volumen V_t^{ask} erhöht sich somit um 200, $V_{t+1}^{ask} = V_t^{ask} + \gamma = 400 + 200 = 600$. Die Liquidität im Markt ist gestiegen

$$\sum_{l=0}^{L_t^{ask}} V_t^{ask,l} + \sum_{l=0}^{L_t^{bid}} V_t^{bid,l} < \sum_{l=0}^{L_{t+1}^{ask}} V_{t+1}^{ask,l} + \sum_{l=0}^{L_{t+1}^{bid}} V_{t+1}^{bid,l} \quad (2-11)$$

mit L_t^{ask} und L_t^{bid} , welche die maximale Anzahl an Levels auf der Ask-Seite bzw. Bid-Seite zum Zeitpunkt t bezeichnen. Der Bid-Ask-Spread ändert sich bei einer normalen Limit-Order nicht und da es zu keiner (Teil-)Ausführung des Auftrages kommt, verändert sich auch der Marktpreis des Wertpapiere nicht. Im Orderbuch ändert sich lediglich das Volumen beim besten Ask-Preis:

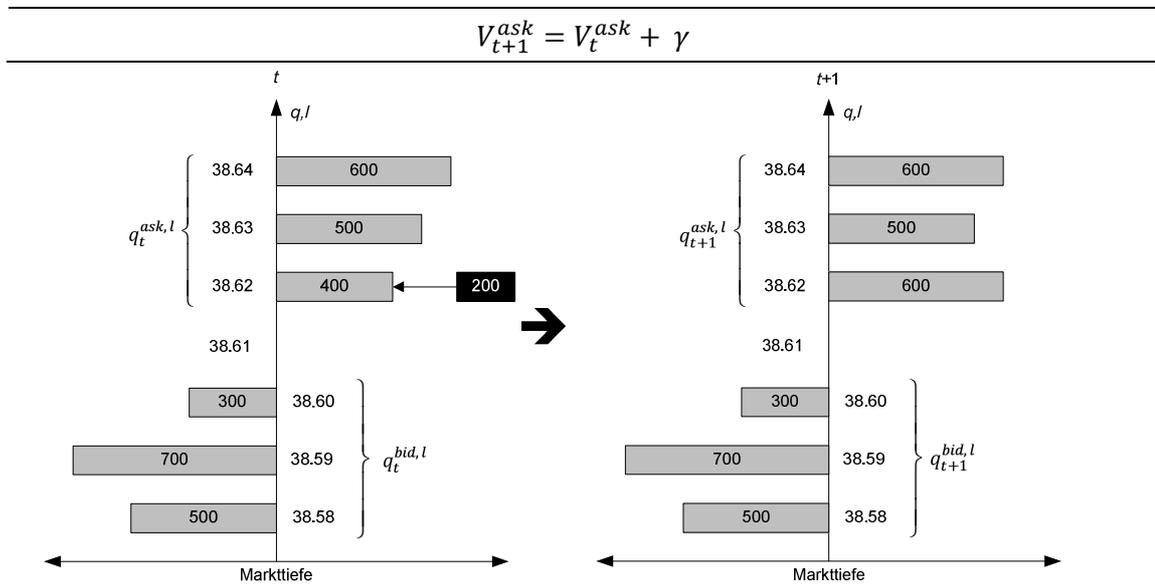


Abbildung 2-9: Beispiel für eine normale Limit-Order

- 2) *Passive Limit-Order*: Eine Verkaufs-limit-Order, deren $q^{lmt} > q_t^{ask}$ ist, wird als passiv bezeichnet, da dieser Auftrag *hinter dem Markt* platziert ist und somit nicht aktiv in das Marktgeschehen eingreift. In Abbildung 2-10 wird eine passive Limit-Order an den Markt übermittelt, bei der $q^{lmt} = 38,64$ mit $\gamma = 200$ gilt. Dieser Auftrag wird ebenfalls ins Orderbuch eingetragen, da $q^{lmt} > q_t^{bid}$. Die grafische Darstellung in Abbildung 2-10 macht deutlich, dass sich das Volumen für den drittbesten Preis $l = 2$ auf der Ask-Seite $V_t^{ask,2}$ um $\gamma = 200$ erhöht, $V_{t+1}^{ask,2} = V_t^{ask,2} + \gamma = 600 + 200 = 800$. Genauso wie bei der normalen Limit-Order erhöht eine passive Limit-Order die Liquidität im Markt. Der Bid-Ask-Spread ändert sich ebenfalls nicht. Allgemein ändert sich das Orderbuch folgendermaßen:

Wenn bereits ein Volumen zum Limitpreis vorhanden ist, d.h. $vol(q^{lmt}) \neq 0$ ²³:

$$V_{t+1}^{ask,l} = V_t^{ask,l} + \gamma \quad \text{mit } l = level(q^{lmt})$$

Wenn kein Volumen zum Limitpreis vorhanden ist, d.h. $vol(q^{lmt}) = 0$:

$$V_{t+1}^{ask,l+1} = V_t^{ask,l} \quad \forall l > level(q^{lmt}) \text{ und } l < L_t^{ask}$$

$$V_{t+1}^{ask,l} = \gamma \quad \text{mit } l = level(q^{lmt})$$

$$q_{t+1}^{ask,l+1} = q_t^{ask,l} \quad \forall l > level(q^{lmt}) \text{ und } l < L_t^{ask}$$

$$q_{t+1}^{ask,l} = q^{lmt} \quad \text{mit } l = level(q^{lmt})$$

Falls zum Limitpreis q^{lmt} bereits ein Volumen existiert, erhöht sich lediglich das Volumen des Orderbuch-Levels l zu dem q^{lmt} eingeordnet werden kann²⁴. Existiert noch kein Volumen zum Preis q^{lmt} , verschieben sich alle Preise und Volumina $> l$ um ein Level nach oben und die neue Order wird auf Level l mit ihrem Preis und Volumen eingetragen.

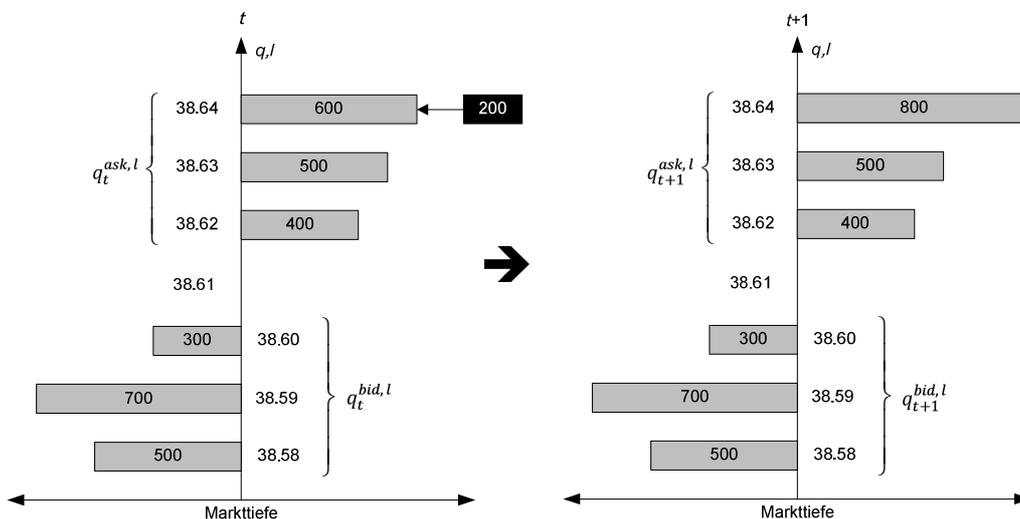


Abbildung 2-10: Beispiel für eine passive Limit-Order

3) **Aggressive Limit-Order:** Eine limitierte Verkaufsoffer, die *im Markt* platziert wird, d.h. $q_t^{bid} < q^{lmt} < q_t^{ask}$ wird als aggressive Limit-Order bezeichnet. In Abbildung 2-11 ist dies durch eine Platzierung einer Verkaufsoffer mit $q^{lmt} = 38,61$ und $\gamma = 200$ dargestellt. Sie kann zwar noch nicht ausgeführt werden, da $q^{lmt} > q_t^{bid}$, ändert den Markt aber in zweierlei Hinsicht:

- Die Limit-Order wird ins Orderbuch als der momentan beste Ask-Preis eingetragen;
- Da die Order Auswirkungen auf den besten Ask-Preis hat, verkleinert sich somit der Bid-Ask-Spread.

Auch diese Limit-Order erhöht die Liquidität des Marktes um γ und genauso wie bei der normalen und passiven Limit-Order ändert sich am Marktpreis des betreffenden Wertpapiers nichts. Aggressiv wird diese Form der Limit-Order genannt, da sie den Bid-Ask-

²³ Die Funktion $vol(q)$ gibt das vorhandene Volumen zum Preis q aus.

²⁴ Die Funktion $level(q)$ gibt das Level aus, zu dem q eingeordnet werden kann.

Spread verkleinert. Allgemein können die Veränderungen im Orderbuch dargestellt werden durch:

$$V_{t+1}^{ask,l+1} = V_t^{ask,l} \text{ und } q_{t+1}^{ask,l+1} = q_t^{ask,l} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{ask}\}$$

$$V_{t+1}^{ask} = \gamma \text{ und } q_{t+1}^{ask} = q_t^{lmt}$$

Alle Preise und Volumina werden um ein Level erhöht. Die neue Order wird zum besten Preis mit dem entsprechenden Volumen eingetragen.

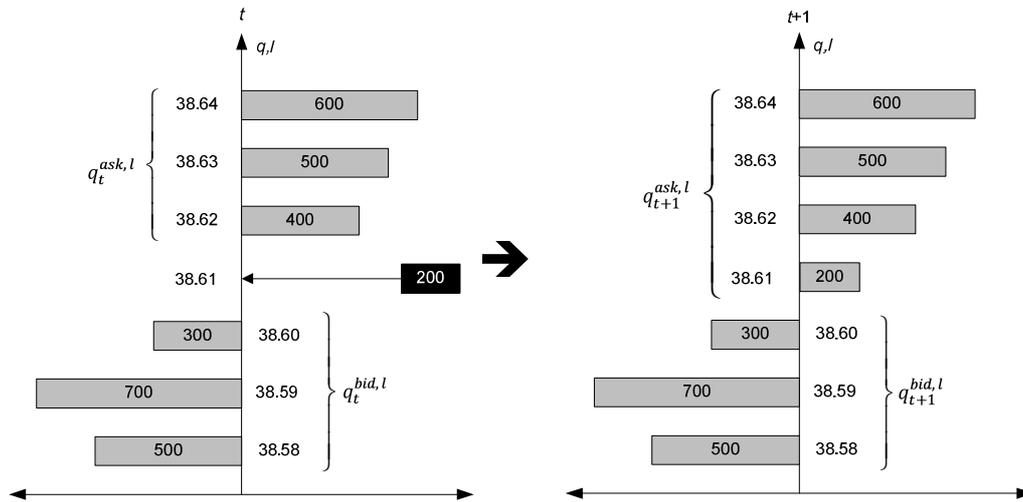


Abbildung 2-11: Beispiel für eine aggressive Limit-Order

- 4) *Marktfähige Limit-Order*: Eine limitierte Verkaufsoffer wird mit einem Limitpreis versehen, der dem aktuell besten Bid-Preis entspricht: $q_t^{lmt} = q_t^{bid}$. Somit kann die Order sofort, minimal zum Limitpreis ausgeführt werden. Dies ähnelt einer Market-Order. Trotzdem können nur so viele Assets verkauft werden wie Volumen V_t^{bid} vorhanden ist. In Abbildung 2-12 geht eine limitierte Verkaufsoffer mit $q_t^{lmt} = 38,60$ und $\gamma = 400$ ins Orderbuch ein. Der Bid-Ask-Spread verkleinert sich auf $38,60 - 38,59 = 0,01$, da $\gamma > V_t^{bid}$. Wäre $\gamma < V_t^{bid}$ würde sich der Bid-Ask-Spread nicht verändern. Bei $\gamma = V_t^{bid}$ wäre der Bid-Ask-Spread sogar noch größer geworden $38,62 - 38,59 = 0,03$. Da es zu einem Handel gekommen ist, wird ein neuer Preis des Wertpapiers festgestellt, der dem Marktpreis entspricht, zu dem zuletzt gehandelt wurde, d.h. $q_t = 38,60$. Im Allgemeinen können somit drei Fälle unterschieden werden:

Wenn $\gamma = V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid,l} = V_t^{bid,l+1} \text{ und } q_{t+1}^{bid,l} = q_t^{bid,l+1} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{bid} - 1\}$$

Wenn $\gamma < V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid} = V_t^{bid} - \gamma$$

Wenn $\gamma > V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid,l} = V_t^{bid,l+1} \text{ und } q_{t+1}^{bid,l} = q_t^{bid,l+1} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{bid} - 1\}$$

$$V_{t+1}^{ask,l+1} = V_t^{ask,l} \text{ und } q_{t+1}^{ask,l+1} = q_t^{ask,l} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{ask}\}$$

$$V_{t+1}^{ask} = \gamma - V_t^{bid} \text{ und } q_{t+1}^{ask} = q^{lmt}$$

Entspricht das Ordervolumen genau dem Volumen des besten Bid-Preises (Fall 1), wird dieses Level vollständig aufgebraucht. Somit können alle anderen Level um eine Ebene nach unten verschoben werden. Ist das Ordervolumen kleiner als V_t^{bid} (Fall 2), wird das Volumen V_t^{bid} lediglich um das Ordervolumen verkleinert. Bei einem größeren Ordervolumen als V_t^{bid} (Fall 3), ändert sich die Orderbuchkonstellation sowohl auf der Bid- als auch auf der Ask-Seite. Zuerst wird das verfügbare Volumen zu q_t^{bid} vollständig aufgebraucht (vgl. Fall 1). Der Rest der Order kann nicht ausgeführt werden und wird deshalb auf der Ask-Seite ins Orderbuch eingetragen (vgl. Orderbuchveränderungen bei aggressiver Limit-Order).

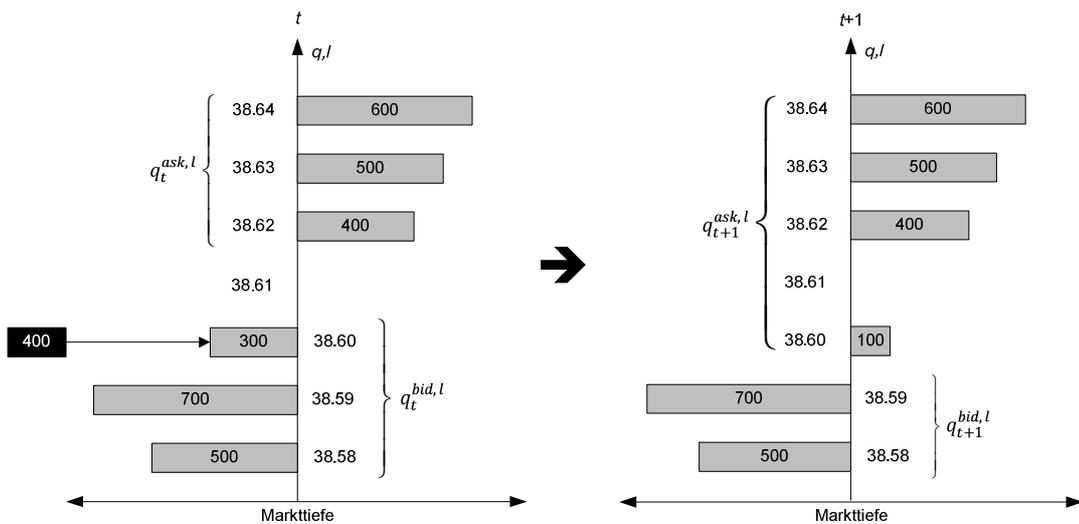


Abbildung 2-12: Beispiel für eine marktfähige Limit-Order

- 5) *Aggressive marktfähige Limit-Order*: In diesem Fall wird eine limitierte Verkaufsother mit einem Limitpreis versehen, der unterhalb des besten Bid-Preises liegt: $q^{lmt} < q_t^{bid}$. Auch diese Order wird sofort ausgeführt, solange der beste Preis nicht kleiner als der Limitpreis ist. Wird nun eine Verkaufsother mit einem Limit vom $q^{lim} = 38,59$ und $\gamma = 400$ erstellt und an die Börse übermittelt, wird diese in vollem Umfang ausgeführt. Dabei entstehen zwei Teilausführungen: 300 Assets werden zum Preis von 38,60 verkauft und 100 Assets zum Preis von 38,59. Dies führt zu einem durchschnittlichen Verkaufspreis von $\overline{q^{sell}} = 38,5975$. Wenn V_t^{bid} aufgebraucht wurde, wird der Rest des Ordervolumens zum nächstbesten Preis (was dann in Periode $t + 1$ natürlich den besten Preis darstellt) gehandelt. Dies wird so lange durchgeführt, bis entweder das Ordervolumen vollständig gehandelt oder der Limitpreis erreicht wurde. Der Bid-Ask-Spread hat sich im Beispiel auf 0,03 erhöht. Der neue Marktpreis des Assets wird nach der Ausführung des Auftrages (mit zwei Teilausführungen) auf $q_{t+2} = 38,59$ festgesetzt. Im Allgemeinen ändert sich das Orderbuch bei jeder Teilausführung folgendermaßen:

$$\gamma_t = \gamma$$

$$\text{Solange } \gamma_t \neq 0 \text{ und } V_t^{bid} \geq 0 \text{ und } q_t^{bid} \geq q^{lmt} \{$$

$$\text{Wenn } \gamma_t \geq V_t^{bid}:$$

$$V_{t+1}^{bid,l} = V_t^{bid,l+1} \text{ und } q_{t+1}^{bid,l} = q_t^{bid,l+1} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{bid} - 1\}$$

Wenn $\gamma_t < V_t^{bid}$:

$$V_{t+1}^{bid} = V_t^{bid} - \gamma_t$$

$$\gamma_{t+1} = \gamma_t - \min(V_t^{bid}; \gamma_t)$$

}

Wenn $\gamma_t \neq 0$:

$$V_{t+1}^{ask,l+1} = V_t^{ask,l} \text{ und } q_{t+1}^{ask,l+1} = q_t^{ask,l} \quad \forall l \in \{0, \dots, L_t^{ask}\}$$

$$V_{t+1}^{ask} = \gamma_t \text{ und } q_{t+1}^{ask} = q^{lmt}$$

Die Definition der aggressiven marktfähigen Limit-Order ist der Definition der Market-Order sehr ähnlich. Hinzu kommt, dass der angegebene Limitpreis berücksichtigt werden muss. Außerdem muss anfangs geprüft werden, ob überhaupt Liquidität, diesmal auf der Bid-Seite, vorhanden ist ($V_t^{bid} \geq 0$). Ist dies nicht der Fall oder kann der Limitpreis nicht weiter eingehalten werden, wird der noch nicht ausgeführte Teil der Order auf der Ask-Seite ins Orderbuch eingetragen.

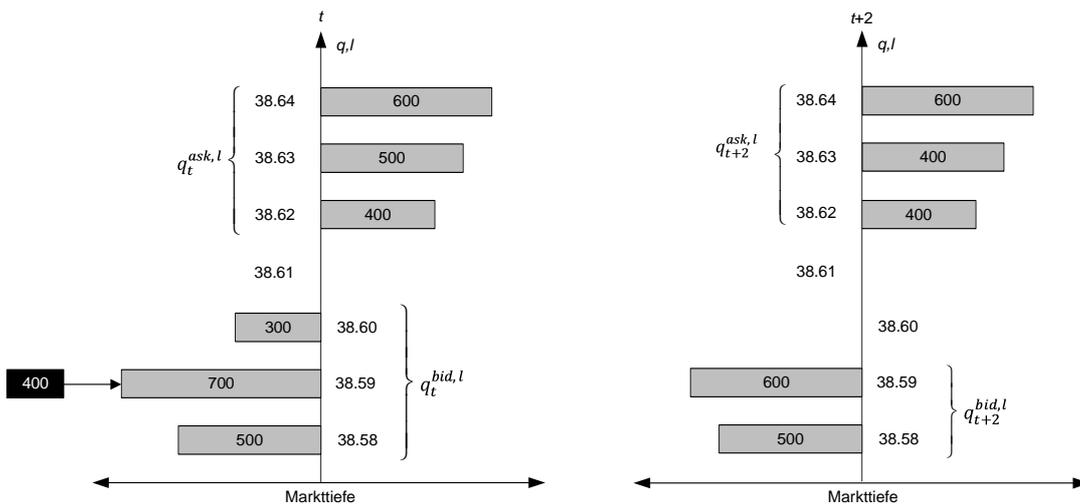


Abbildung 2-13: Beispiel für eine aggressive marktfähige Limit-Order

Aus diesen 5 Szenarien ist ersichtlich, dass die nichtrealisierbaren Limit-Orders ins Orderbuch eingetragen werden und dem Markt mehr Liquidität verleihen. Limit-Orders, die sofort ausgeführt werden entziehen dem Markt Liquidität. Je mehr Liquidität dem Markt entzogen wird, desto größer wird der Bid-Ask-Spread. Daraus folgt, dass die Transaktionskosten steigen. Diese 5 Szenarien wurden am Beispiel einer Verkauforder dargestellt. Bei einer Kauforder sind die Vorgehensweise und die Berechnung der Volumina sowie Preise pro Level analog in entgegengesetzter Richtung zur Verkauforder.

Kommt es zu einem Handel, so haben die obigen Beispiele gezeigt, dass bei einer Verkauforder der Marktpreis des betreffenden Assets fällt. Bei Käufen wird der Marktpreis steigen.

Alle zusätzlichen Ordertypen, die im Folgenden vorgestellt werden, sind Erweiterungen der Basis-Ordertypen MKT und LMT, d.h. am Ende jedes der folgenden Ordertypen steht entweder eine Market- oder eine Limit-Order.

2.4.1.3 Market-To-Limit-Order (MTL)

Eine *Market-To-Limit-Order* ist eine Kombination aus einer Market-Order und einer Limit-Order. Eine MTL-Order wird als Market-Order auf den Markt übermittelt. Kommt es zu einer Teilausführung, wird der restliche Teil der Order als Limit-Order an den Markt gebracht. Dabei wird die vorherige Market-Order gelöscht und durch eine neue Limit-Order ersetzt. Als Limitpreis q^{lmt} wird automatisch der Ausführungspreis der Market-Order verwendet. Daraus folgt, dass die gesamte Order maximal zum besten Marktpreis ausgeführt wird.

Bei der formalen Definition der *MTL-Order* werden keine zusätzlichen Eingabevariablen benötigt, da der mögliche Limitpreis automatisch bestimmt wird:

Kaufregel:	$q_t^{buy,n} = q_t^{ask}$	mit $\gamma = n + m$
	Wenn $\gamma \neq n$:	
	$q_{t2}^{buy,m} = q_{t2}^{ask}$	mit $q_{t2}^{ask} \leq q^{lmt}$ und $q^{lmt} = q_t^{buy}$
Verkaufsregel:	$q_t^{sell,n} = q_t^{bid}$	mit $\gamma = n + m$
	Wenn $\gamma \neq n$:	
	$q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid}$	mit $q_{t2}^{bid} \geq q^{lmt}$ und $q^{lmt} = q_t^{sell}$

mit $t < t2$

In der Kauf- und Verkaufsregel bezeichnet n die Anzahl an Assets, die durch die Market-Order gehandelt werden konnte. Wird die Order nicht vollständig ausgeführt, gibt m die restliche Anzahl an Assets an, die als Limit-Order an den Markt geschickt wird. $q_t^{buy,n}$ gibt den Kaufpreis zum Zeitpunkt t an, zu dem n Assets gehandelt wurden.

Eine MTL-Order versucht das Risiko der Nichtausführung durch die Market-Order zu verringern. Kommt es zu einer Teilausführung, wird für den Rest des Auftrags das Risiko der Ausführung zu einem schlechteren Preis durch die LMT-Order begrenzt.

2.4.1.4 Stop-Market-Order (STP)

Stop-Market-Orders oder *Stop-Loss-Orders* werden im Rahmen des Risiko-Managements verwendet, um sich gegen mögliche Verluste zu schützen, d.h. das Risiko soll mit dem Setzen eines Stop-Preises q^{stp} limitiert werden. Erreicht der Marktpreis den Stop-Preis, so wird die STP-Order zu einer normalen Market-Order. Am bekanntesten ist die Verwendung der STP-Order in Kombination mit einem Verkauf, um die möglichen Verluste zu minimieren. Dabei wird sofort nach dem Kauf einer Position eine STP-Verkaufsorder mit einem Stop-Preis q^{stp} an den Broker übermittelt. Fällt der Marktpreis unter q^{stp} , wird die Market-Order aktiv²⁵. Somit ist sichergestellt, dass die Verluste eingegrenzt werden. Wegen des Ausführungspreisrisikos kann im Vorhinein keine Aussage über den Preis der Ausführung gemacht werden. Auf der anderen Seite kann eine STP-Order auch beim Kauf eingesetzt werden, um zu verhindern, dass ein steigender Trend verpasst wird. Außerdem ist eine Kauf-STP-Order in dem Falle sinnvoll, wenn bei Leerverkäufen die Gewinne geschützt werden sollen.

²⁵ Bei der NASDAQ wird eine zusätzliche Sicherheit bei STP-Orders geboten, indem die Market-Order erst ausgelöst wird, wenn beim Kauf $q_t^{bid,1} \geq q^{stp}$ oder Verkauf $q_t^{ask,1} \leq q^{stp}$ gilt (vgl. <http://www.interactivebrokers.com/de/trading/orders/stop.php>).

Die formale Definition der STP-Order verwendet den Stop-Preis q^{stp} als Eingabevariable:

$$\text{Kaufregel:} \quad \text{Wenn } q_t \geq q^{stp} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask}$$

$$\text{Verkaufsregel:} \quad \text{Wenn } q_t \leq q^{stp} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid}$$

$$\text{mit } t < t2$$

In der Kauf- und Verkaufsregel wird zuerst überprüft, ob der Stop-Preis erreicht wurde. Ist dies der Fall, wird aus der STP-Order eine Market-Order generiert, die nach deren Regeln ausgeführt wird.

Als Startkonstellation sollte bei einer Kauforder $q^{stp} > q_t$ und bei der Verkaufsorder $q^{stp} < q_t$ eingehalten werden, da ansonsten die Order sofort als Market-Order ausgeführt wird.

STP-Orders destabilisieren den Markt. Wenn der Preis des Assets fällt, werden die STP-Orders aktiv und dem Markt wird massiv Liquidität entzogen. Das Gefälle der Marktpreise verstärkt sich dadurch (Harris, 2003, S. 79).

2.4.1.5 Stop-Limit-Order (STP-LMT)

Die *Stop-Limit-Order* kombiniert eine Stop-Loss-Order mit einer Limit-Order. Der Stop-Preis gibt an, wann die STP-LMT-Order in eine Limit-Order umgewandelt werden soll. Dafür muss jedoch bereits bei der Erstellung der STP-LMT-Order ein Limit-Preis für die LMT-Order angegeben werden. Der Einsatz der STP-LMT-Order hat den gleichen Beweggrund wie die STP-Order. Sie wird eingesetzt, um das Verlustrisiko beim Verkauf zu limitieren oder den Gewinn beim Rückkauf von Leerverkäufen zu sichern. Zusätzlich bietet die STP-LMT-Order die Sicherheit, dass nicht zu einem schlechteren Preis gehandelt werden kann als zum angegebenen Limitpreis q^{lmt} . Dabei besteht jedoch weiterhin die Gefahr der Nichtausführung, falls q^{lmt} beim Kauf (Verkauf) zu niedrig (zu hoch) festgesetzt wird.

Die formale Definition der STP-LMT-Order verwendet zwei Eingabevariablen: den Stop-Preis q^{stp} und den Limitpreis q^{lmt} :

$$\text{Kaufregel:} \quad \text{Wenn } q_t \geq q^{stp} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask} \quad \text{mit } q_{t2}^{ask} \leq q^{lmt}$$

$$\text{Verkaufsregel:} \quad \text{Wenn } q_t \leq q^{stp} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid} \quad \text{mit } q_{t2}^{bid} \geq q^{lmt}$$

$$\text{mit } t < t2$$

Um die STP-LMT-Order sinnvoll einsetzen zu können, sollte bei einem Verkauf der Limitpreis unterhalb des Stop-Preises angegeben werden. Da Verkaufs-Stop-Orders allgemein dann zum Tragen kommen, wenn der Markt fällt, ist es nicht ratsam, den Limitpreis höher als den Stop-Preis anzugeben. Die Wahrscheinlichkeit ist in diesem Fall sehr hoch, dass durch die vorher fallenden Preise der Limitpreis nicht mehr erreicht wird. Deshalb sollte als Startkonstellation der Inputvariablen bei einer STP-LMT-Verkaufsorder $q^{stp} \geq q^{lmt}$ gelten, bei einer Kauforder analog $q^{stp} \leq q^{lmt}$.

2.4.1.6 Trailing-Stop-Order (TRAIL)

Eine weitere Variante der Stop-Orders bezeichnet die *Trailing-Stop-Order*. Sie verhält sich äquivalent zur normalen STP-Order (vgl. Kapitel 2.4.1.4), nur dass der Stop-Preis nicht konstant sondern variabel gestaltet ist. Der Stop-Preis errechnet sich aus dem Marktpreis q_t und einem sogenannten Trailing-

Wert *trail*. Dabei bezeichnet *trail* anfangs die Differenz zwischen q_t und q_t^{stp} . Je größer *trail* gewählt wird, desto weiter ist der Stop-Preis vom aktuellen Marktpreis entfernt, d.h. es wird mehr Risiko in Kauf genommen. Bei einem Verkauf und steigendem Marktpreis wird der Stop-Preis entsprechend der Preisbewegung angepasst. Auf diese Weise wird zum einen der Verlust limitiert (vgl. STP-Order) und zum anderen wird darauf spekuliert den möglichen Verlust zu minimieren, da der Stop-Preis der aktuellen Preisbewegung angepasst wird. Bei fallendem Marktpreis bleibt der Stop-Preis konstant. Bei einer Kauforder hingegen wird q_t^{stp} nur bei fallendem Marktpreis abgepasst und bleibt bei steigenden Preisen konstant.

Die formale Definition der TRAIL-Order verwendet eine konstante Eingabevariable *trail* für den Trailing-Wert:

Kaufregel:	Wenn $q_t \geq q_t^{stp} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask}$	
	mit $q_t^{stp} = q_t + trail$	wenn $t =$ Zeitpunkt der Orderaufgabe
	$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp} - (q_{t-1} - q_t)$	wenn $q_t < q_{t-1}$
	$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp}$	ansonsten
Verkaufsregel:	Wenn $q_t \leq q_t^{stp} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid}$	
	mit $q_t^{stp} = q_t - trail$	wenn $t =$ Zeitpunkt der Orderaufgabe
	$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp} + (q_t - q_{t-1})$	wenn $q_t > q_{t-1}$
	$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp}$	ansonsten

mit $t < t_2$

Die Kauf- und Verkaufsregeln der TRAIL-Order stimmen mit denen der STP-Order überein, nur, dass der Stop-Preis für jeden Zeitpunkt t neu berechnet werden muss.

2.4.1.7 Trailing-Stop-Limit-Order (TRAIL-LMT)

Die *Trailing-Stop-Limit-Order* verbindet die Stop-Limit-Eigenschaften und die Charakteristika der Trailing-Order. Somit wird auch hier der Stop-Preis anfangs anhand des Trailing-Wertes *trail* bestimmt. Bei Verkaufsordern korreliert der Stop-Preis positiv mit dem Marktpreis wenn dieser steigt, ansonsten bleibt der Stop-Preis konstant. Wurde der Stop-Preis erreicht, wird die TRAIL-LMT-Order in eine LMT-Order umgewandelt. Da der Limit-Preis vorher nicht angegeben werden kann und vom Stop-Kurs abhängig ist, wird in diesem Fall, ähnlich dem Trailing-Wert ein sogenannter Limit-Offset lmt^{offset} definiert, der für die Berechnung des Limit-Preises verwendet wird. Je größer lmt^{offset} gewählt wird, desto kleiner ist der Limit-Preis beim Verkauf.

Die formale Definition der TRAIL-LMT-Order verwendet zwei konstante Eingabevariablen, den Trailing-Wert *trail* und den Limit-Offset lmt^{offset} :

Kaufregel: Wenn $q_t \geq q_t^{stp} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask}$ mit $q_{t2}^{ask} \leq q^{lmt} = q_t^{stp} + lmt^{offset}$

mit $q_t^{stp} = q_t + trail$ wenn $t = \text{Zeitpunkt der Orderaufgabe}$

$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp} - (q_{t-1} - q_t)$ wenn $q_t < q_{t-1}$

$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp}$ ansonsten

Verkaufsregel: Wenn $q_t \leq q_t^{stp} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid}$ mit $q_{t2}^{bid} \geq q^{lmt} = q_t^{stp} - lmt^{offset}$

mit $q_t^{stp} = q_t - trail$ wenn $t = \text{Zeitpunkt der Orderaufgabe}$

$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp} + (q_t - q_{t-1})$ wenn $q_t > q_{t-1}$

$q_t^{stp} = q_{t-1}^{stp}$ ansonsten

mit $t < t2$

Die Definition der TRAIL-LMT-Order ist identisch mit der STP-LMT-Order, außer dass der Stop-Preis für jeden Zeitpunkt t berechnet wird. Sobald der Marktpreis den Stop-Preis erreicht hat, wird anhand des Limit-Offset lmt^{offset} der Limit-Preis errechnet, der für die anschließende Limit-Order notwendig ist.

2.4.1.8 Market-If-Touched-Order (MIT)

Die *Market-If-Touched-Order* wird ab einem angegebenen Auslösepreis (Trigger) q^{trg} in eine Market-Order umgewandelt. In der Praxis wird dieser Ordertyp so lange vom Broker zurückgehalten, bis der Auslösepreis erreicht wurde. Danach wird sie als Market-Order an die Börse übermittelt. Dieser Ordertyp hat den Vorteil, dass nachdem der Auslösepreis erreicht wurde, die Order sehr schnell ausgeführt wird. Trotzdem ist, wie bei der Market-Order nicht sicher, zu welchem Preis gehandelt wird. Außerdem wird dem Markt Liquidität entzogen, wenn die Market-Order ausgeführt wird.

Bei der formalen Definition der MIT-Order wird als konstante Inputvariable der Auslösepreis q^{trg} benötigt:

Kaufregel: Wenn $q_t^{ask} \leq q^{trg} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask}$

Verkaufsregel: Wenn $q_t^{bid} \geq q^{trg} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid}$

mit $t < t2$

Aus der Definition geht hervor, dass zuerst der Triggerpreis q^{trg} erreicht werden muss (bis zum Zeitpunkt t). Danach wird ab Zeitpunkt $t2$ die Market-Order zum besten Preis ausgeführt. Weiterhin wird deutlich, dass eine MIT-Order nur sinnvoll eingesetzt werden kann, wenn zum Zeitpunkt der Orderaufgabe eines Kaufauftrages der Ask-Preis über dem Triggerpreis liegt ($q_t^{ask} > q^{trg}$) und bei einem Verkaufsauftrag der Bid-Preis unter dem Triggerpreis liegt ($q_t^{bid} < q^{trg}$). Ansonsten wäre der Triggerpreis sofort erreicht und es bestünde kein Unterschied zu einer Market-Order.

Die MIT-Order hat große Ähnlichkeit zu einer nicht-ausführbaren Limit-Order, denn bei beiden Ordertypen wird beim Kauf gewartet bis der Preis auf den Trigger- bzw. Limitpreis fällt, oder beim Verkauf bis der Preis auf den Trigger- bzw. Limitpreis steigt. Der einzige Unterschied besteht darin, dass beim Auslösen der MIT-Order zum besten Preis gehandelt wird und bei der Limit-Order die Restriktion vorliegt, dass nicht zu einem schlechteren Preis als dem angegebenen Limitpreis q^{lmt} gehandelt werden darf. Ein Vorteil, den die MIT-Order gegenüber der Limit-Order besitzt, ist die Sicherheit, dass der Auftrag schnellstmöglich ausgeführt wird.

Außerdem stabilisieren MIT-Orders den Markt, da sie gegen den Markt handeln. Sie kaufen, wenn der Markt fällt und verkaufen, wenn der Markt steigt (Harris, 2003, S. 80).

2.4.1.9 Limit-If-Touched-Order (LIT)

Die *Limit-If-Touched-Order* funktioniert ähnlich wie die MIT-Order. Es wird ebenfalls ein Auslösepreis angegeben, ab welchem die LIT-Order als Limit-Order mit einem gegebenen Limitpreis an die Börse übermittelt wird. Im Allgemeinen soll der Eintritt in den Markt so lange verzögert werden bis der Auslösepreis erreicht wird.

Bei der formalen Definition der LIT-Order werden als konstante Eingabevariablen der Auslösepreis q^{trg} und der Limitpreis q^{lmt} benötigt:

$$\text{Kaufregel:} \quad \text{Wenn } q_t^{ask} \leq q^{trg} \rightarrow q_{t2}^{buy} = q_{t2}^{ask} \text{ mit } q_{t2}^{ask} \leq q^{lmt}$$

$$\text{Verkaufsregel:} \quad \text{Wenn } q_t^{bid} \geq q^{trg} \rightarrow q_{t2}^{sell} = q_{t2}^{bid} \text{ mit } q_{t2}^{bid} \geq q^{lmt}$$

$$\text{mit } t < t_2$$

2.4.1.10 Discretionary-Order

Die *Discretionary-Order* ist grundsätzlich eine normale LMT-Order, wobei jedoch der eigentliche Limitpreis zum Teil verschleiert wird. Im Orderbuch erscheint die Order mit dem angegebenen Limitpreis q^{lmt} . Ausgeführt wird die Order aber bereits früher. Damit wird die Preisspanne vergrößert, zu der die Order ausgeführt werden kann. Somit besitzt diese Order zwei Limitpreise: den im Orderbuch sichtbaren Limitpreis q^{lmt} und den unsichtbaren Limitpreis q^{lmtnv} , welcher nicht im Orderbuch zu finden ist. Die Differenz zwischen den beiden Preisen wird als Discretionary-Wert *disc* bezeichnet, d.h. der Wert des Ermessensspielraumes. Daraus folgt, dass sich bei einem Kaufauftrag q^{lmt} unterhalb von q^{lmtnv} befindet und bei einem Verkaufsauftrag q^{lmt} oberhalb von q^{lmtnv} angesiedelt ist. q^{lmtnv} bezeichnet den Preis, den der Investor im schlimmsten Fall gerade noch akzeptieren würde. Eine Discretionary-Order ist nur in sehr volatilen Märkten sinnvoll, da ansonsten eine normale LMT-Order bessere Ausführungspreise liefert.

Die formale Definition benötigt zwei Eingabevariablen: den sichtbaren Limitpreis q^{lmt} und den Discretionary-Wert *disc*:

$$\text{Kaufregel:} \quad q_t^{buy} = q_t^{ask} \text{ mit } q_t^{ask} \leq q^{lmtnv} \text{ und } q^{lmtnv} = q^{lmt} + disc$$

$$\text{Verkaufsregel:} \quad q_t^{sell} = q_t^{bid} \text{ mit } q_t^{bid} \geq q^{lmtnv} \text{ und } q^{lmtnv} = q^{lmt} - disc$$

2.4.1.11 Hidden-Order

Eine Order, die als *hidden* markiert wurde, wird zwar an den Markt übermittelt, sie erscheint jedoch nicht im Orderbuch. Jeder Ordertyp kann als *hidden* bezeichnet werden. Somit entspricht diese Unsichtbarkeit im Orderbuch einer Erweiterung des Ordertyps. Sie ist sinnvoll für Investoren, die befürchten, dass sich der Markt durch die Sichtbarkeit ihrer Aufträge in die falsche Richtung bewegt. Dies kann der Fall sein, wenn der Auftrag ein sehr hohes Volumen aufzeigt (Harris, 2003, S. 84).

Auf eine formale Definition dieser Erweiterung wird verzichtet, da sie äquivalent zu dem entsprechenden Ordertyp ist.

2.4.1.12 Iceberg-Order

Eine *Iceberg-Order* stellt ebenfalls eine Erweiterung anderer Ordertypen dar. In diesem Fall wird, ähnlich wie bei der Hidden-Order, das wahre Volumen des Auftrages verschleiert. Es wird nur ein Teil des Volumens der Größe γ^{ice} (mit $\gamma^{ice} < \gamma$) im Orderbuch angezeigt. Wurde dieser Teil vollständig ausgeführt, wird der nächste Teil der Order im Umfang von γ^{ice} ins Orderbuch gebracht. Dies wird solange durchgeführt, bis die gesamte Order der Größe γ ausgeführt wurde. Dabei kommt es unweigerlich zu Teilausführungen.

Diese Erweiterung verfolgt den gleichen Beweggrund wie die Hidden-Order.

Auf eine formale Definition dieser Erweiterung wird ebenfalls verzichtet, da auch hier der entsprechende Ordertyp ausschlaggebend für die Vorgehensweise ist, wobei lediglich eine Einschränkung in Bezug auf das zu handelnde Volumen hingenommen werden muss:

Durch die Definition von γ^{ice} wird der Auftrag in mindestens j Teile (Transaktionen) mit $j = \left\lceil \frac{\gamma}{\gamma^{ice}} \right\rceil$ aufgeteilt, die nacheinander einzeln an den Markt gebracht werden. Dabei gilt:

$$\begin{aligned} \gamma_i &= \gamma^{ice} \quad \forall i \in \{1, \dots, j-1\} \\ \gamma_j &= \gamma - \sum_{i=1}^{j-1} \gamma_i \end{aligned}$$

Alle in diesem Kapitel beschriebenen Ordertypen gelten solange, bis sie vollständig ausgeführt wurden. Dabei besteht die Möglichkeit, dass beispielsweise eine LMT-Order nie ausgeführt wird. Um dieses Risiko zu verringern, kann die Gültigkeitsdauer einer Order eingeschränkt werden.

2.4.2 Gültigkeitsdauer

Jede Order muss mit einer Gültigkeitsdauer Y versehen sein, um festzulegen, wie lange die Order aktiv sein darf. Unabhängig von Stand der Ausführung wird der Rest der Order storniert, sobald die Gültigkeitsdauer überschritten wurde.

2.4.2.1 Good-Til-Date (GTD)

Der Auftrag ist ab der Übertragung zum Broker bis zu einem vom Investor selbst zu definierenden Datum *gtd* gültig. Wird der Auftrag innerhalb dieses Zeitintervalls nicht oder nur teilweise ausgeführt, verfällt der nicht ausgeführte Teil. Wird nur ein Datum (Jahr/Monat/Tag) angegeben, so verfällt der Auftrag mit dem Schlusskurs des angegebenen Tages. Das Verfallsdatum kann aber auch

um eine Uhrzeit erweitert werden. Damit ist ganz genau spezifiziert, zu welchem Zeitpunkt der Auftrag ausläuft²⁶.

Die formalen Definitionen der Ordertypen müssen deshalb bei einer *GTD-Order* um folgende Bedingung erweitert werden²⁷:

$$\text{Kauf und Verkauf: } t \leq \text{getTime}(gtd)$$

2.4.2.2 Good-Til-Cancel (GTC)

Eine *GTC-Order* hat kein Verfallsdatum. Deshalb muss sie entweder vollständig ausgeführt oder vom Investor manuell gelöscht werden. Manche Broker löschen GTC-Orders automatisch nach ein oder zwei Monaten, um Kosten für unausgeführte Aufträge zu vermeiden (Harris, 2003, S. 83).

2.4.2.3 Tagesgültig (DAY)

Eine *DAY-Order* ist nur für den aktuellen Tag gültig. Nachdem der Schlusskurs zum Zeitpunkt t^{close} festgestellt wurde und der Auftrag bis dahin noch nicht vollständig ausgeführt werden konnte, wird sie gelöscht.

Auch hier erweitern sich die formalen Definitionen der Ordertypen, wenn als Gültigkeitsdauer DAY angegeben wird:

$$\text{Kauf und Verkauf: } t \leq t^{close}$$

2.4.2.4 Good-After-Time (GAT)

Eine *GAT-Order* ist nicht von Anfang an aktiv. Sie wird erst ab einem angegebenen Datum/Uhrzeit *gat* tätig.

Die Definitionen der Ordertypen erweitern sich somit um eine weitere Bedingung:

$$\text{Kauf und Verkauf: } t \geq \text{getTime}(gat)$$

2.4.2.5 On-Opening (OPG)

Eine Order, die mit *On-Opening* markiert ist, wird zum Markteröffnungspreis des nächsten Tages ausgeführt. Nur die beiden Basis-Ordertypen Market und Limit können mit OPG versehen werden. Diese werden dann als *Market-On-Open* (MOO) und *Limit-On-Open* (LOO) bezeichnet. Eine Bedingung bei der Erstellung einer solchen Order ist, dass die Order mindestens 15 Minuten vor Börsenschluss des Vortages an der betreffenden Börse eingegangen sein muss²⁸. Sollte der Auftrag nicht zum Markteröffnungspreis gehandelt werden können, erlischt der Auftrag sofort. Bei der LOO muss natürlich zusätzlich noch der Limit-Preis eingehalten werden.

Eine OPG-Order wird von Investoren eingesetzt, die der Meinung sind, dass der Eröffnungspreis der beste des Tages sein wird.

Formal gesehen, werden die Definitionen der MKT- und LMT-Order nur in der Hinsicht abgeändert, dass der Zeitpunkt des Handels t^{open} auf den Eröffnungspreis begrenzt ist, d.h.

²⁶ Hierbei ist die Zeitzone zu beachten, für die *gtd* gelten soll.

²⁷ Die Funktion *getTime(x)* wandelt das eingegebene Datum *x* in die Angabe eines diskreten Zeitpunktes um.

²⁸ Bei der *NASDAQ* müssen die MOO- und LOO-Orders vor 9.28 Uhr (ET) eingegangen sein (vgl. http://www.interactivebrokers.com/en/?f=/en/trading/orders/moo.php?ib_entity=llc).

Kauf und Verkauf: $t = t^{open}$

2.4.2.6 *On-Closing (CLS)*

Die *On-Closing-Order* ist das Gegenstück zur *On-Opening-Order*. Der Auftrag soll am Ende eines Tages zum Schlusskurs ausgeführt werden. Wiederum können nur die Basis-Ordertypen Market und Limit mit CLS versehen werden. Diese werden dann als *Market-On-Close (MOC)* und *Limit-On-Close (LOC)* bezeichnet. Bei der *NYSE* müssen die MOC- und LOC-Orders 15 Minuten vor Börsenschluss eingegangen sein. Die *NASDAQ* erlaubt 10 Minuten vor Börsenschluss²⁹. Danach können die Aufträge nicht mehr verändert oder gelöscht werden.

In der Praxis wird von den Brokern nicht garantiert, dass der Auftrag exakt zum Schlusskurs ausgeführt wird. Es wird bereits früher versucht, den Auftrag auszuführen. Durch das Bezahlen einer höheren Gebühr an den Broker, kann hingegen eine Ausführung des CLS-Auftrages zum Schlusskurs ermöglicht werden (Harris, 2003, S. 83).

Die Definitionen der MKT- und LMT-Ordern müssen ebenfalls wie bei der OPG-Order bezüglich des Ausführungszeitraumes, angepasst werden.

Kauf und Verkauf: $t = t^{close}$

Falls keine Garantie besteht, dass zum Schlusspreis gehandelt werden kann, folgt:

Kauf und Verkauf: $t \in \{t^{close} - \tau, \dots, t^{close}\}$ mit τ = Anzahl an Zeiteinheiten, in denen die CLS-Order vor dem Schlusspreis gehandelt werden kann.³⁰

Es existieren noch weitere Gültigkeitsattribute, die jedoch sehr selten Anwendung finden. Diese sind beispielsweise *Good-This-Week (GTW)* oder *Good-This-Month (GTM)*, welche das Verfallsdatum der betreffenden Aufträge auf die aktuelle Woche bzw. den aktuellen Monat festsetzen, analog zur DAY-Order.

Während sich die Attribute bezüglich der Gültigkeit der Order ausschließlich auf die zeitliche Komponente konzentrieren, geben die Orderzusätze an, wie mit nicht-ausführbaren Teilen der Aufträge umgegangen wird.

2.4.3 Orderzusätze

Nicht jeder Auftrag kann sofort vollständig ausgeführt werden. Dies hängt vor allem von der Liquidität des Marktes ab. Viele Investoren möchten sicherstellen, dass der Auftrag so schnell wie möglich ausgeführt wird, um auf diese Weise die Transaktionskosten zu reduzieren. Dabei helfen die Orderzusätze *Fill-Or-Kill (FOK)*, *All-Or-None (AON)* und *Immediate-Or-Cancel (IOC)*. Diese Orderzusätze können an Market- und Limit-Aufträge angehängt werden.

2.4.3.1 *Fill-Or-Kill (FOK)*

Ein Auftrag mit dem Zusatz *FOK* muss sofort und vor allem vollständig ausgeführt werden. Ist dies nicht möglich, wird der Auftrag vollständig gelöscht. Dieser Auftrag ist nur zum Zeitpunkt der Orderplatzierung aktiv. Reicht das Volumen im Orderbuch nicht aus, um den gesamten Auftrag

²⁹ Vgl. http://www.interactivebrokers.com/en/?f=/en/trading/orders/moc.php?ib_entity=llc.

³⁰ τ ist abhängig vom jeweiligen Broker, z.B. 30 Sekunden.

auszuführen, wird der Auftrag gelöscht. Diese Prämisse führt verstärkt dazu, dass Aufträge überhaupt nicht ausgeführt werden.

Die formale Definition für Market- und Limit-Orders müssen um folgende Zeilen erweitert werden:

t = Zeitpunkt der Orderplatzierung

Kauf: $\gamma \leq \sum_{i=0}^l V_t^{ask,i}$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{ask} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

Verkauf: $\gamma \leq \sum_{i=0}^l V_t^{bid,i}$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{bid} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

mit L_t^{ask}, L_t^{bid} = maximale Anzahl an Orderbuch-Levels auf Ask- bzw. Bid-Seite

2.4.3.2 Immediate-Or-Cancel (IOC)

IOC-Orders hingegen führen nur den Teil aus, der sofort ausführbar ist und der Rest wird verworfen.

Auch in diesem Fall werden die formalen Definitionen für Market- und Limit-Order erweitert:

t = Zeitpunkt der Orderplatzierung

Kauf: $q_t^{buy,n} = \dots$ und $n = \min(\gamma; \sum_{i=0}^l V_t^{ask,i})$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{ask} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

Verkauf: $q_t^{sell,n} = \dots$ und $n = \min(\gamma; \sum_{i=0}^l V_t^{bid,i})$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{bid} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

mit L_t^{ask}, L_t^{bid} = maximale Anzahl an Orderbuch-Levels auf Ask- bzw. Bid-Seite

2.4.3.3 All-Or-None (AON)

Der Orderzusatz AON ist ähnlich wie FOK gelagert, nur dass der Auftrag bei nicht sofortiger vollständiger Ausführung nicht gelöscht wird, sondern so lange aktiv bleibt, bis er vollständig ausgeführt werden kann oder die Gültigkeitsdauer überschritten wurde. Auch hier besteht das Risiko, dass der Auftrag nie ausgeführt wird.

Die formalen Definitionen für die Market- und Limit-Order sind genauso definiert wie bei der FOK-Order. Nur die Überprüfung, ob genügend Liquidität vorherrscht, ist nicht auf den Zeitpunkt der Orderplatzierung begrenzt, sondern ist über die gesamte Laufzeit des Auftrages aktiv:

Kauf: $\gamma \leq \sum_{i=0}^l V_t^{ask,i}$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{ask} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

Verkauf: $\gamma \leq \sum_{i=0}^l V_t^{bid,i}$ mit $l = \begin{cases} getLevel(q^{lmt}) & \text{bei Limit – Order} \\ L_t^{bid} & \text{bei Market – Order} \end{cases}$

mit L_t^{ask}, L_t^{bid} = maximale Anzahl an Orderbuch-Levels auf Ask- bzw. Bid-Seite

Nach (Vogt, 2008) herrscht des Öfteren die Meinung vor, FOK-, IOC- und AON-Zusätze würden Teilausführungen verhindern. Dies ist jedoch nicht korrekt. Bei jedem dieser drei Zusätze sind Teilausführungen möglich. Wird beispielsweise eine MKT-Order mit dem AON-Zusatz an die Börse übertragen und ist bei der Orderplatzierung genügend Liquidität vorhanden, so wird der Auftrag sofort, möglicherweise aber zu verschiedenen Preisen, ausgeführt.

2.5 Zusammenfassung

Die Regeln des elektronischen Handels stellen die Rahmenbedingungen für die Simulationen dar, welche in Kapitel 6 durchgeführt werden. Vom Handelsprozess werden nur die ersten drei Phasen berücksichtigt. Die Informationsphase legt fest, von wo die Daten für die Entscheidungen herkommen. Um die Trading-Algorithmen auf historische Preise anwenden zu können, müssen die Preise bekannt sein. Deshalb wird eine pre-trade Markttransparenz gefordert, speziell ein offenes Orderbuch, aus dem alle benötigten Preise hervorgehen. Dazu zählen die Level-II-Daten der besten 5 Preise und Volumina auf der Bid- und auf der Ask-Seite (Level $l \in \{0, \dots, 4\}$) und den aktuellen Marktpreis. Nachdem der Trading-Algorithmus ein Kauf- oder Verkaufssignal generiert hat (vgl. Kapitel 4), wird in der Orderroutingphase ein Börsenauftrag mit entsprechendem Nennwert und Ordertyp erstellt und mit der angegebenen Route an den entsprechenden Börsenplatz übermittelt. Im Rahmen der Abschlussphase wird in dieser Arbeit ausschließlich von einem fortlaufenden Auktionsmarkt ausgegangen. Market-Maker und periodische Auktionen werden nicht berücksichtigt. Deshalb bleiben die Daten aus dem offenen Orderbuch die einzige Datenquelle. Als Märkte werden in dieser Arbeit die NYSE und die NASDAQ berücksichtigt, welche offene Orderbücher und einen fortlaufenden Auktionsmarkt zur Verfügung stellen. Die Abwicklungsphase ist nicht von Belang.

Die expliziten Transaktionskosten werden bei den Simulationen mit den Gebühren, welche vom Broker erhoben werden berücksichtigt. Die Einbeziehung von impliziten Transaktionskosten ist bei den Studien um (Brock et al., 1992) nicht notwendig. In deren Testdesign wird angenommen, dass der Ausführungspreis äquivalent zum Preis bei der Signalgenerierung ist. Wird diese Annahme ignoriert und die Preisfeststellung wie in der Abschlussphase definiert durchgeführt, ist eine Beachtung von Wartekosten und Market-Impact unvermeidlich. Opportunitätskosten werden hingegen nicht weiter verfolgt, da sie sehr schwer geschätzt werden können.

In der Literatur werden die Ordertypen nur verbal beschrieben. Die genaue Definition jedes Ordertyps wird in keiner Quelle formal definiert. Um die Funktionalität der Ordertypen jedoch detailliert beschreiben zu können, wurde die Funktionsweise jedes Ordertyps formal korrekt angegeben. Diese Darstellungsart dient als Basis für die Implementierung der Ordertypen in der Simulationen in Kapitel 6.

Nicht alle Ordertypen, die in Kapitel 2.4.1 vorgestellt wurden, sind je nach Zielsetzung des Investors sinnvoll einsetzbar. Der Investor kann zwei Ziele verfolgen:

- 1) Wenn der Trading-Algorithmus ein Signal generiert hat, möchte er schnellstmöglich in den Markt eintreten, um bei einem möglichen Trend, den der Trading-Algorithmus vorhergesagt hat, dabei zu sein. Der Preis, zu dem er kauft bzw. verkauft ist zweitrangig. In diesem Fall werden Ordertypen, welche eine Market-Order ins Orderbuch sendet, benötigt.
- 2) Der Investor möchte einen bestimmten oder besseren Preis erhalten, bei dem der Trading-Algorithmus das Signal ausgegeben hat. Er möchte somit so billig wie möglich kaufen und

möglichst teuer wieder verkaufen. In diesem Fall sind Ordertypen, welche eine Limit-Order verwenden, von Vorteil.

Im Rahmen dieser Arbeit sollen beide Ziele untersucht werden.

In den Simulationen in Kapitel 6 werden folgende Ordertypen betrachtet:

MKT:	da Basis-Ordertypen
LMT:	
STP:	wird im Rahmen des Risiko-Managements bei Verkauforders eingesetzt
TRAIL:	ebenfalls, wie bei STP, nur dass die Möglichkeit eines kleineren Verlustes pro Trade besteht

Tabelle 2-2: Verwendete Ordertypen in den Simulationen

Die Ordertypen DSC, HDN und ICE, die dem diskreten Handel zugeschrieben werden (vgl. Abbildung 2-8) werden nicht weiter betrachtet, da deren Zielsetzung die Verschleierung der übermittelten Aufträge ist, um zu verhindern, dass der Markt wegen der übermittelten Order in die falsche Richtung gezwungen wird. Da die Simulation auf historische Daten zurückgreift hat das Verschleiern keine Auswirkungen auf die vorhandenen Preise.

Die beiden Ordertypen MIT und LIT werden ebenfalls vernachlässigt, da deren Zielsetzung das Handeln gegen den Markt ist. Doch die Trading-Algorithmen, welche in der Simulation (vgl. ebenfalls Kapitel 4.2.5) verwendet werden, sind Trendfolge-Algorithmen und somit würde eine MIT- oder LIT-Order genau das Gegenteil bewirken und die Aussagekraft der Trading-Algorithmus negieren.

Im Rahmen des Risiko-Managements könnten noch die beiden Ordertypen STP-LMT und TRAIL-LMT eingesetzt werden. Im Folgenden wird aber davon ausgegangen, dass wenn der Stop-Preis erreicht wurde, schnellstmöglich verkauft werden soll. Der Limitpreis, der bei diesen beiden Ordertypen zusätzlich benötigt wird, wird durch keinen Trading-Algorithmus vorgegeben. Deshalb wäre die Bestimmung des Limitpreises zusätzlich noch durchzuführen. Weiterhin besteht das Risiko, dass die Order nicht ausgeführt wird, wenn der Preis zu schnell fällt. Eine Gleichsetzung des Stop-Preises und des Limitpreises wäre keine gute Maßnahme, denn dann müsste der Preis wieder steigen, um die Order ausführen zu können, was in einem abwärtsgerichteten Markt unwahrscheinlich ist.

Bei der Gültigkeitsdauer einer Order wird auf OPG- und CLS-Orders verzichtet, da die verwendeten Trading-Algorithmen eine solche Annahme nicht unterstützen. Das Gleiche gilt für die Gültigkeitsdauer GAT. Deshalb werden bei den Simulationen nur die GTC-, GTD und die DAY-Order weiter untersucht.

Weiterhin wird auf die drei Orderzusätze FOK, IOC und AON im Rahmen der Simulationen verzichtet. Das Gleiche gilt ebenfalls für die MTL-Order. Dies hat den Grund, dass sich bei der Verwendung der in Tabelle 2-2 angegebenen Ordertypen sowie den Gültigkeitsdauern GTC, GTD und DAY bereits sehr viele verschiedene Kombinationsmöglichkeiten ergeben, welche in den Simulationen betrachtet werden müssen. Weitere Ordertypen würden den Rahmen dieser Untersuchung sprengen.

Im nächsten Kapitel wird das Money-Management näher betrachtet, um zu bestimmen, wie viele Assets in Anbetracht des eingegangenen Risikos gehandelt werden sollen. Die wissenschaftliche Literatur ignoriert dies meistens und geht davon aus, dass immer das gesamte zur Verfügung stehende Kapital investiert wird, um den Gewinn zu maximieren.

3 Money-Management

Nachdem das Konzept der Order in Kapitel 2 eingeführt und die wichtigsten Ordertypen besprochen wurden, wird als Nächstes die Frage beantwortet, *wie viel*, d.h. welche Stückzahl an Wertpapieren (Volumen), gekauft werden soll. Das Bestimmen der Positionsgröße wird auch als *Money-Management* bezeichnet (Vanstone & Finnie, 2009, S. 6673). Präziser ausgedrückt, beschäftigt sich das Money-Management mit der Frage, wie viel Risiko der Trader in einer momentanen unsicheren Situation eingehen soll. Der Trader wendet das Money-Management an, um den Anteil des vorhandenen Kapitals zu bestimmen, der im nächsten Trade riskiert werden soll.

Da im Allgemeinen Verluste schwerer wiegen als Gewinne, ist eine Evaluation der Positionsgröße sehr wichtig.

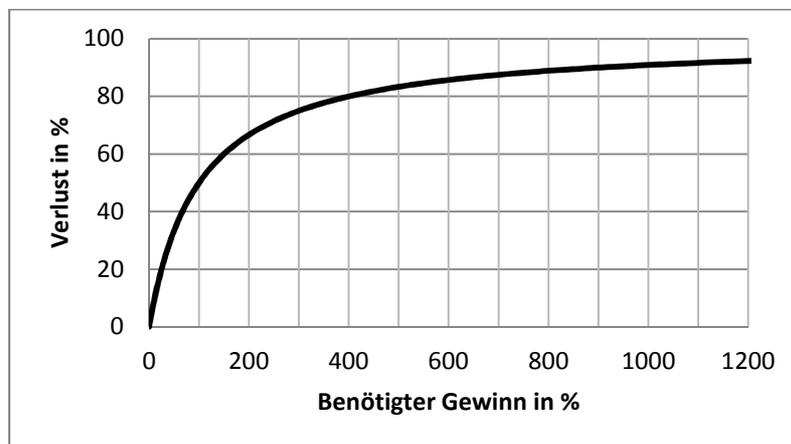


Abbildung 3-1: Asymmetrischer Hebeleffekt

Abbildung 3-1 verdeutlicht, wie viel Gewinn aufgebracht werden muss, um einen Verlust wieder auszugleichen. Der benötigte Gewinn berechnet sich nach (Kaufman, 2005, S. 1034) durch:

$$\text{Benötigter Gewinn} = \frac{1}{1 - \text{Verlust}} - 1 \quad (3-1)$$

Aus Formel (3-1) folgt, dass der benötigte Gewinn geometrisch mit dem Verlust wächst, um diesen Verlust auszugleichen (Vince, 2007, S. 118). Somit muss nach einem Verlust von 20 %, ein Gewinn von 25 % folgen, um den Verlust auszugleichen. Bei einem Verlust von 40 % sind bereits über 66 % an Gewinn notwendig. Dieser Effekt wird von Vince als *asymmetrischer Hebeleffekt* oder *asymmetrischer Leverage* bezeichnet (Vince, 2007, S. 118ff).

Der Zeitpunkt für das Einsetzen des Money-Managements ist üblicherweise vor dem Kauf einer Position. In dem Moment entscheidet sich, wie viel riskiert werden soll. Generell gilt, je risikofreudiger ein Anleger ist, desto mehr Kapital kann beim Kauf investiert werden. Es besteht der Grundsatz: Je mehr investiert wird, desto mehr Gewinn kann bei positiver Rendite erwirtschaftet werden. Bei negativer Rendite verliert der Anleger dementsprechend umfangreicher.

Es grenzen sich drei Vorgehensweisen beim Bestimmen der Positionsgröße voneinander ab:

- 1) *Intuitiv*: Die Positionsgröße wird variabel definiert. Der Trader geht von seiner Erfahrung und den bisherigen Erfolgen oder Misserfolgen aus und bestimmt die Positionsgröße somit subjektiv. Bei dieser Vorgehensweise spielen Emotionen eine große Rolle, welche nicht berechenbar sind. Genauso wie beim intuitiven Festlegen der Handelssignale scheitert emotionales oder intuitives Money-Management in den meisten Fällen (Elder, 1993, S. 254). Vor allem für Anfänger ist diese Vorgehensweise nicht ratsam. Im Folgenden soll die intuitive Vorgehensweise nicht verfolgt werden, da der Fokus dieser Arbeit auf berechenbaren Methoden liegt;
- 2) *Statisch*: Bei jedem Trade wird die gleiche Anzahl an Assets investiert (*Equal-Shares-Methode*). Diese Vorgehensweise zeichnet sich dadurch aus, dass sie sehr einfach zu implementieren ist, da die Positionsgröße aller Orders konstant bleibt. Eine weitere Methode ist die *Equal-Dollar-Methode*. Hierbei ist nicht die Anzahl der Assets konstant, sondern der zu investierende Betrag. Mit diesen beiden Money-Management-Methoden entgehen dem Händler bei positiven Trades Gewinne und bei Verlusten können sie sich nicht an die aktuelle Marktsituation anpassen;
- 3) *Dynamisch*: Bei den Strategien, die sich an der dynamischen Vorgehensweise orientieren, wird die Positionsgröße abhängig von der momentanen Marktsituation ermittelt.

Im Bereich des Money-Managements sind nur wenige wissenschaftliche Publikationen zu verzeichnen. Dabei werden desöfteren Techniken vorgestellt, die in der Praxis nicht anwendbar sind (Strub, 2012, S. 1). Ein Großteil der Literatur wurde in Büchern niedergeschrieben und richtet sich an Trader, die diese Methoden praktisch einsetzen wollen. Im Folgenden wird ein chronologischer Literaturüberblick gegeben, der eine Brücke zwischen den wissenschaftlichen Beiträgen und der Praxis schlägt³¹.

3.1 Literaturüberblick

Das Money-Management hat seinen Ursprung in der Welt des Glücksspiels. Später kam die Anwendung im Bereich des Tradings hinzu. Das Ziel ist jeweils die Wachstumsrate des Kapitals zu maximieren.

Der Grundstein des Money-Managements wurde bereits 1738 von Bernoulli gelegt, indem er das Sankt-Petersburg-Paradoxon präsentierte und mit Hilfe der Erwartungsnutzentheorie löste (Bernoulli, 1954). Er nimmt an, dass jeder Mensch eine logarithmische Nutzenfunktion besitzt.

In der Arbeit von Kelly (Kelly, 1956) wird die Informationstheorie mit der Erwartungsnutzentheorie von Bernoulli kombiniert, um eine optimale Glücksspielstrategie herzuleiten. Das Kelly-Kriterium besagt, dass bei jedem Wetteinsatz der Erwartungswert des logarithmierten Kapitals maximiert werden soll, um die Wachstumsrate des Kapitals ebenfalls zu maximieren. Als Voraussetzung gilt, dass das vorhandene Kapital unendlich teilbar ist und alle Gewinne reinvestiert werden (Sewell, 2011, S. 2). Außerdem hat Breiman in (Breiman, 1961) gezeigt, dass mit dem Kelly-Kriterium die erwartete Zeit, um ein festgelegtes Vermögen zu erreichen, minimiert werden kann. Latané hat das Kelly-Kriterium als Erster in einem ökonomischen Kontext, im Investitionsmanagement, verwendet (Latané, 1959). Seine Ergebnisse liefern die Aussage, dass Investoren das geometrische Mittel ihrer Portfolios maximieren sollen.

Thorp bringt 1962 sein Buch „Beat the dealer“ heraus, in dem er beweist, dass der Hausvorteil beim Blackjack durch Kartenzählen ausgehebelt werden kann (Thorp, 1962). 1966 veröffentlicht er

³¹ Einen guten Literaturüberblick liefert auch die Arbeit von Martin Sewell (Sewell, 2011).

zusammen mit Walden (Thorp & Walden, 1966) eine gewinnbringende Strategie für das Kartenglücksspiel *Baccara*, welche das Kelly-Kriterium verwendet, um die Höhe der Einsätze zu bestimmen. Für die Portfolio-Selection schlägt Thorp vor, dass das Kelly-Kriterium das Markowitz-Kriterium ersetzen soll (Thorp, 1969).

Samuelson zeigt in seinem Beitrag (Samuelson, 1971), dass sich die Maximierung des geometrischen Mittels zwar in jedem Schritt dem Optimum annähert (asymptotisch optimal), dies jedoch nicht dazu führt, dass die Strategie in endlicher Zeit, d.h. bei endlich vielen Perioden, optimal ist. Weiterhin stellt er fest, dass das eingegangene Risiko durch die Hebelwirkung beim Kelly-Kriterium sehr groß ist und zu einem massiven Drawdown führen kann. Thorp (Thorp, 1971) wendet das Kelly-Kriterium bei der Wahl von verschiedenen Portfolios an und vergleicht diese mit der *Mean-Variance-Portfolio-Theorie* (Markowitz, 1959). Dabei stellt er fest, dass das Kelly-Kriterium nicht immer zu mean-variance-effizienten Portfolios führt. In den Folgejahren wurden weitere Beiträge veröffentlicht, die sich mit dem Kelly-Kriterium und seinen Eigenschaften beschäftigen: (Goldman, 1974; Markowitz, 1976; Samuelson, 1979).

Thorp geht in seinem Beitrag „The Kelly Money Management System“ (Thorp, 1980) nochmals auf das Kelly-Kriterium ein. Basierend auf Thorp's Beitrag implementiert Gehm das Kelly-Kriterium in seinem Buch „Commodity Market Money Management“ (Gehm, 1983). Finkelstein und Whitley können zeigen, dass ein Spieler, der nach dem Kelly-Kriterium handelt, im Durchschnitt nach einer festen Anzahl an Durchgängen (Wetten), nie schlechter dasteht, als andere Spieler (Finkelstein & Whitley, 1981). Ziemba und Hausch wenden das Kelly-Kriterium auf Pferderennen an und können zeigen, dass das Kelly-Kriterium erfolgreicher abschneidet als andere Wettstrategien (Ziemba & Hausch, 1985). Heath et al. haben bei der Verwaltung von Portfolios (Aktien, Anleihen und Cash) gezeigt, dass das Kelly-Kriterium optimal ist, wenn die erwartete Zeit bis zum Erreichen eines vordefinierten Kapitalwertes minimiert werden soll (Heath, Orey, Pestien, & Sudderth, 1987). Weitere Beiträge zum gleichen Thema wurden von (Algoet & Cover, 1988; Ethier, 1988) veröffentlicht.

Anfang der 90er-Jahre des letzten Jahrhunderts präsentiert Vince in mehreren Büchern (Vince, 1990, 1992, 1995) seine Erweiterung des Kelly-Kriteriums und wendet es im Bereich Future- bzw. Aktienhandel an, welches er *Optimal-f* (f^*) nennt. 1992 veröffentlichen MacLean et al. einen Beitrag, in dem sie aufzeigen, wie die Abstimmung zwischen maximalem Wachstum und minimalem Risiko für einen Investor aussehen soll (MacLean, Ziemba, & Blazenko, 1992). Rotando und Thorp zeigen die Anwendbarkeit des Kelly-Kriteriums auf Aktien des S&P 500³² (Rotando & Thorp, 1992). Thorp veröffentlicht 1997 einen weiteren Beitrag, in dem er das Kelly-Kriterium auf Sportwetten, Blackjack und den Aktienhandel anwendet (Thorp, 2000). In ihrem Buch „Methods of Mathematical Finance“ beschäftigen sich Karatzas und Shreve ebenfalls mit der Maximierung der Wachstumsrate des Kapitals (Karatzas & Shreve, 1998). Zamansky et al. versuchen mit ihrer *Secure-f-Methode* die Nachteile der *Optimal-f-Methode* von Vince zu beseitigen (Zamansky & Stendahl, 1998). Jones veröffentlicht 1999 sein Buch „The Trading Game“, in welchem er seine *Fixed-Ratio-Methode* vorstellt, die die Nachteile des *Optimal-f-* sowie des *Secure-f-Ansatzes* beheben soll (Jones, 1999).

Die *Optimal-f-Methode* wurde von Anderson und Faff in Kombination mit Trading-Algorithmen in fünf Futuremärkten angewendet und mit anderen Verfahren verglichen (Anderson & Faff, 2004). Sie

³² US-Aktienindex Standard & Poor's 500 (S&P 500).

kommen zu der Erkenntnis, dass das Money-Management in Verbindung mit Trading-Algorithmen einen höheren Wichtigkeitsgrad besitzt als bisher angenommen wurde. 2007 bringt Vince sein viertes Buch heraus (Vince, 2007). Im gleichen Jahr untersuchen Lajbcygier und Lim die Optimal- f -Methode und vergleichen sie mit anderen Money-Management-Methoden (Lajbcygier & Lim, 2007). Sie folgern, dass das Optimal- f einen zu großen Hebel vorschreibt, der für viele Trader nicht umsetzbar ist. Sie schlagen heuristische Verfahren vor, wie beispielsweise die Halbierung des Wertes des *Kelly- f* . Folgende Beiträge befassen sich ebenfalls mit der Kelly-Methode: (Elder, 1993; Lv & Meister, 2009; McDonnell, 2008; Piotrowski & Schroeder, 2007; Ziemba, 2003).

McLean et al. veröffentlichen mehrere Beiträge zur Kelly-Methode (MacLean, Thorp, Zhao, & Ziemba, 2011; MacLean, Thorp, & Ziemba, 2010). Vince stellt in einem Artikel den Unterschied zwischen dem Kelly-Kriterium und seinem Optimal- f dar (Vince, 2011).

Aus dem Literaturüberblick wird ersichtlich, dass die Kelly-Methode die Basis von vielen Untersuchungen und Erweiterungen ist. Bevor aber nun auf diese Money-Management-Methoden näher eingegangen wird, soll zunächst ein Überblick über die verschiedenen Money-Management-Strategien gegeben werden, um auf diese Weise die Kelly-Methode und ihre Erweiterungen besser einordnen zu können.

Zur Bestimmung der Positionsgröße einer Order werden zwei grundlegende Strategien unterschieden: die *martingale* und die *anti-martingale Strategie*. Beide Ansätze arbeiten mit verschiedenen Herangehensweisen. Bei der martingalen Strategie wird der Anteil des eingegangenen Risikos bei abnehmendem Kapital erhöht. Die anti-martingale Strategie hingegen arbeitet genau gegenteilig, hier wird bei steigendem Kapital der Risikoanteil erhöht. Nach dem ersten Gewinn (martingale) bzw. Verlust (anti-martingale) wird wieder zum Anfangseinsatz, d.h. Anfangsrisiko zurückgesetzt. Eine Erweiterung der anti-martingalen Strategie ist die *small-anti-martingale Strategie*.

Da diese Strategien ihren Ursprung in der Welt des Glücksspiels haben, werden die folgenden Ausführungen zuerst aus dem Blickwinkel eines Glücksspielers, genauer gesagt eines Roulettespielers erläutert, um dann in einem zweiten Schritt auf den Börsenhandel überführt zu werden. Für die Berechnungen und Beispiele wird davon abgesehen, diese auf Basis einzelner Zeitpunkte t mit $t \in \{1, \dots, T\}$ aufzuzeigen, da dies eine deutlich höhere Komplexität bei den Berechnungsvorschriften mit sich ziehen würde. Deshalb werden die folgenden Erläuterungen auf Basis der gehandelten Trades h mit $h \in \{1, \dots, H\}$ dargelegt.³³

3.2 Martingale Strategie

Die martingale Strategie (*MS*) geht davon aus, dass nach jedem Verlust der Einsatz verdoppelt wird, um somit sofort den vorher erlittenen Verlust auszugleichen. Die Verdopplungsstrategie soll am Beispiel von Roulette verdeutlicht werden.

Die Verdopplungsstrategie ist beim Roulette nur bei *Einfachen Chancen* sinnvoll einsetzbar, d.h. bei den Möglichkeiten, die einen 1:1-Gewinn ergeben.³⁴ Der Verlust von einer Einheit hat zur Folge, dass

³³ Dies führt dazu, dass alle Variablen, die zu einem Trade h gehören (Kauf und Verkauf) mit dem Index h versehen werden, obwohl beispielsweise der Kaufpreis q_{t1}^{buy} und der Verkaufspreis q_{t2}^{sell} zu verschiedenen Zeitpunkten $t1$ und $t2$ mit $t1 < t2$ ermittelt werden.

³⁴ Rouge (rot) oder Noir (schwarz), Pair (gerade) oder Impair (ungerade) und Manque (1-18) oder Passe (19-36).

der Einsatz im nächsten Spiel auf 2 Einheiten erhöht werden muss. Gehen auch diese verloren, müssen im 3. Spiel 4 Einheiten eingesetzt werden.

In Tabelle 3-1 wird eine Serie von $H = 10$ Spielen betrachtet, wobei die ersten $H - 1$ Spiele eine Verlustserie darstellen und das H . Spiel die Verlustserie mit einem Gewinn beendet. Es gilt $h \in \{1, \dots, H\}$.

Die Einheiten, die bei der *MS* eingesetzt werden, werden mit

$$\gamma_h = 2^{h-1} \cdot \gamma_1 \quad (3-2)$$

berechnet. Jede Verlustserie beginnt somit mit einem Starteinsatz von γ_1 Einheiten. Wird die Verlustserie unterbrochen, d.h. $h = H$, werden die riskierten Einheiten γ_h für das nächste Spiel ($h = 1$) wieder zurück auf den Startwert γ_1 gesetzt.

Der investierte Einsatz $\widehat{\gamma}_h$ berechnet sich mit Hilfe der investierten Einheiten γ_h und dem eingesetzten Wert pro Einheit v :

$$\widehat{\gamma}_h = \gamma_h \cdot v \quad (3-3)$$

Spiel (h)	Investierte Einheiten (γ_h)	Investierte Einsätze ($\widehat{\gamma}_h$)	Gewinn (G_h)	Gesamtgewinn (Γ_h)
1	1	2	-2	-2
2	2	4	-4	-6
3	4	8	-8	-14
4	8	16	-16	-30
5	16	32	-32	-62
6	32	64	-64	-126
7	64	128	-128	-254
8	128	256	-256	-510
9	256	512	-512	-1.022
10	512	1.024	1.024	2

Tabelle 3-1: Verlauf des Einsatzes bei der martingalen Strategie mit $\gamma_1 = 1$ und $v = 2$

Hierbei gilt, dass $\widehat{\gamma}_h$ in einer Verlustserie, in der der gesamte Einsatz riskiert wird, den Verlust pro Spiel h darstellt. Am Ende der Verlustserie steht eine Auszahlung des doppelten Einsatzes und somit ein erwirtschafteter Gewinn von $\widehat{\gamma}_h$.

Deshalb kann der Gewinn G_h folgendermaßen definiert werden:

$$G_h = \begin{cases} -\widehat{\gamma}_h & \text{wenn } h \in \{1, \dots, H - 1\} \\ \widehat{\gamma}_h & \text{wenn } h = H \end{cases} \quad (3-4)$$

Der Gesamtgewinn Γ_h bis zum h . Spiel berechnet sich durch die Aufsummierung aller Gewinne:

$$\Gamma_h = \sum_{i=1}^h G_i \quad (3-5)$$

Da bei den *einfachen Chancen* im Roulette im Falle eines Misserfolgs der gesamte Einsatz verloren geht und beim Gewinn der doppelte Einsatz ausbezahlt wird, kann Γ_i außerdem folgendermaßen berechnet werden:

$$\Gamma_h = \begin{cases} (2^h - 1) \cdot G_1 & \text{wenn } h \in \{1, \dots, H - 1\} \\ \Gamma_{h-1} + G_h & \text{wenn } h = H \end{cases} \quad (3-6)$$

Die Formeln (3-5) und (3-6) sind äquivalent unter der Bedingung, dass der eingesetzte Wert pro Einheit v für alle Spiele h konstant bleibt. Dies soll im Folgenden gezeigt werden:

$$\text{Zu zeigen: } \sum_{i=1}^h G_i = \begin{cases} (2^h - 1) \cdot G_1 & \text{wenn } h \in \{1, \dots, H - 1\} \\ \Gamma_{h-1} + G_h & \text{wenn } h = H \end{cases}$$

Fall 1: $h \neq H$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^h G_i &= \sum_{i=1}^h -\hat{\gamma}_i \\ &= -\sum_{i=1}^h \gamma_i \cdot v = -\sum_{i=1}^h 2^{i-1} \cdot \gamma_1 \cdot v \quad (v \text{ konstant}) \\ &= -\hat{\gamma}_1 \cdot \sum_{i=1}^h 2^{i-1} = -\hat{\gamma}_1 \cdot (2^h - 1) \quad (35) \\ &= (2^h - 1) \cdot G_1 \end{aligned}$$

Fall 2: $h = H$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^H G_i &= \sum_{i=1}^{H-1} G_i + G_H \\ &= (2^{H-1} - 1) \cdot G_1 + G_H \\ &= \Gamma_{H-1} + G_H \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Allgemein gilt bei der *MS*, dass am Ende jeder Verlustserie, unabhängig von der Länge der Serie, ein Gesamtgewinn von $\hat{\gamma}_1$, d.h. vom Starteinsatz steht.

$$\Gamma_H = \hat{\gamma}_1 \quad (3-7)$$

Die Korrektheit der Formel (3-7) soll im Folgenden gezeigt werden:

Zu zeigen: $\Gamma_H = \hat{\gamma}_1$

$$\Gamma_H = \Gamma_{H-1} + G_H$$

³⁵ Zu zeigen: $\sum_{i=1}^h 2^{i-1} = 2^h - 1$

Beweis durch vollständige Induktion:

Induktionsanfang (I.A.): $h = 1$

$$\sum_{i=1}^1 2^{i-1} = 2^{1-1} = 2^0 = 1 = 2^1 - 1$$

Induktionsvoraussetzung (I.V.): $\sum_{i=1}^h 2^{i-1} = 2^h - 1$

Induktionsschritt (I.S.): $h \rightarrow h + 1$

$$\sum_{i=1}^{h+1} 2^{i-1} = 2^h + \sum_{i=1}^h 2^{i-1} \stackrel{I.V.}{=} 2^h + 2^h - 1 = 2^{h+1} - 1 \quad \blacksquare$$

$$\begin{aligned}
&= (2^{H-1} - 1) \cdot G_1 + G_H \\
&= (2^{H-1} - 1) \cdot (-\widehat{\gamma}_1) + \widehat{\gamma}_H \\
&= -(2^{H-1} - 1) \cdot \widehat{\gamma}_1 + (\gamma_H \cdot v) \\
&= -(2^{H-1} - 1) \cdot \widehat{\gamma}_1 + (2^{H-1} \cdot \gamma_1 \cdot v) \\
&= -(2^{H-1} - 1) \cdot \widehat{\gamma}_1 + 2^{H-1} \cdot \widehat{\gamma}_1 \\
&= (-2^{H-1} + 1 + 2^{H-1}) \cdot \widehat{\gamma}_1 \\
&= \widehat{\gamma}_1 \quad \blacksquare
\end{aligned}$$

Auf den ersten Blick erscheint die *MS* als nicht verlustbringend, doch sie birgt bei genauerem Hinsehen mehrere Schwierigkeiten:

- 1) Bei mehreren Verlusten hintereinander muss der Spieler ein sehr großes Kapital aufbringen, um die verdoppelten Einsätze aufbringen zu können;
- 2) Durch die exponentielle Erhöhung des Einsatzes wird das Limit am Roulettetisch sehr schnell erreicht. Somit kann der Spieler, obwohl er genügend Kapital aufbringen könnte, dieses nicht einsetzen und ein großer Verlust tritt unweigerlich ein;
- 3) Der psychologische Faktor darf nicht außer Acht gelassen werden. Je länger die Verlustserie andauert, desto größer muss der nächste Einsatz sein. Tabelle 3-1 zeigt die Einsätze, die nach $H - 1$ Spielen mit Verlust und einem Starteinsatz von $\widehat{\gamma}_1 = \$2$ (mit $\gamma_1 = 1$ und $v = 2$) aufgebracht werden müssen. Dabei zeigt sich, dass sich die nötigen Einsätze exponentiell erhöhen. Nach 9 Spielen hat sich ein Gesamtverlust von \$1.022 angesammelt, bei 15 Spielen wären es sogar bereits \$65.534;
- 4) Der Gesamtgewinn Γ_H bleibt jeweils beim Starteinsatz $\widehat{\gamma}_1$ (vgl. Formel (3-7)). Somit können mit dieser Strategie im Allgemeinen keine Gewinne erreicht werden und ist somit für viele Spieler uninteressant.

Die *MS* kann auf den Börsenhandel übertragen werden, d.h. die eingesetzten Einheiten γ_h werden nach jedem Verlust verdoppelt. Die Berechnung erfolgt somit ebenfalls nach Formel (3-2). Mit γ_h wird in diesem Zusammenhang die Stückzahl der zu investierenden Wertpapiere bezeichnet. Das Äquivalent des Spiels h beim Roulette wird im Börsenhandel als Trade h bezeichnet.

Bei der Anwendung dieser Strategie auf den Börsenhandel, muss zuerst darauf hingewiesen werden, dass es hier kein Tischlimit wie beim Roulette gibt. Trotzdem besteht das Problem, dass während einer Verlustserie das einzusetzende Kapital $\widehat{\gamma}_h$ das zum Zeitpunkt t zur Verfügung stehende Kapital K_t übersteigen könnte.

Im Gegensatz zum Roulette, bei dem beim Setzen auf *einfache Chancen* entweder der gesamte Einsatz verloren geht oder das Doppelte gewonnen wird, kann beim Börsenhandel nicht im Allgemeinen davon ausgegangen werden, dass das investierte Kapital vollständig riskiert wird und verloren geht, und vor allem ist eine Verdoppelung des eingesetzten Kapitals in den meisten Fällen unrealistisch. Außerdem muss beim Börsenhandel zwischen dem eingesetzten $\widehat{\gamma}_h$ und dem riskierten $\widetilde{\gamma}_h$ Kapital beim Trade h unterschieden werden. Während beim Roulette $\widehat{\gamma}_h = \widetilde{\gamma}_h$ gilt, ist dies beim Börsenhandel allgemeint nicht der Fall, sondern es gilt $\widehat{\gamma}_h \geq \widetilde{\gamma}_h$ mit

$$\widehat{\gamma}_h = \gamma_h \cdot q_h^{buy} \quad (3-8)$$

$$\widetilde{\gamma}_h = \gamma_h \cdot (q_h^{buy} - q_h^{stp}) \quad (3-9)$$

Das eingesetzte Kapital $\widehat{\gamma}_h$ bezeichnet das Kapital, das beim Kauf einer Position investiert wird. Das riskierte Kapital $\widetilde{\gamma}_h$ setzt sich aus dem Kaufpreis q_h^{buy} und einem Stop-Preis q_h^{stp} beim Trade h mit $q_h^{buy} \geq q_h^{stp}$ zusammen. q_h^{stp} wird beispielsweise durch eine Stop-Loss-Order (STP) (vgl. Kapitel 2.4.1.4) definiert, in der angegeben wird, wie viel der Trader maximal bereit ist zu riskieren, bevor die gekauften Assets automatisch verkauft werden. Ist kein solcher Stop-Preis angegeben, wird das gesamte investierte Kapital riskiert, d.h. $\widetilde{\gamma}_h = \gamma_h \cdot (q_h^{buy} - 0) = \gamma_h \cdot q_h^{buy} = \widehat{\gamma}_h$ und kann so theoretisch wie beim Roulette vollständig verloren gehen.

Der realisierte Gewinn G_h pro Trade errechnet sich aus der Differenz der Auszahlung und dem eingesetzten Kapital:

$$\begin{aligned} G_h &= \gamma_h \cdot q_h^{sell} - \widehat{\gamma}_h \\ &= \gamma_h \cdot q_h^{sell} - \gamma_h \cdot q_h^{buy} \\ &= \gamma_h \cdot (q_h^{sell} - q_h^{buy}) \end{aligned} \quad (3-10)$$

In der Verlustserie bezeichnet G_h den tatsächlichen Verlust $G_h < 0$, nachdem die Assets, in die investiert wurde, zum Preis q_h^{sell} verkauft wurden. Bei einem Totalverlust (ohne Stop-Preis q_h^{stp}) mit $q_h^{sell} = 0$ folgt $G_h = \gamma_h \cdot (0 - q_h^{buy}) = -\gamma_h \cdot q_h^{buy} = -\widehat{\gamma}_h$.

Der kumulierte Gewinn Γ_h kann nach Formel (3-5) berechnet werden, da diese allgemeine Gültigkeit besitzt. Formel (3-6) ist beim Börsenhandel nicht einsetzbar, da der erste Teil der Formel (wenn $h \in \{1, \dots, H-1\}$) nur Gültigkeit besitzt, wenn die Differenz zwischen Kauf- und Verkaufspreis für alle Trades in der Verlustserie konstant bleibt.

Zu zeigen: $(2^h - 1) \cdot G_1 = \sum_{i=1}^h G_i$ mit $(\forall h \in \{1, \dots, H-1\}: |q_h^{buy} - q_h^{sell}| = v)$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^h G_i &= \sum_{i=1}^h \gamma_i \cdot (q_i^{sell} - q_i^{buy}) \\ &= \sum_{i=1}^h \gamma_i \cdot v \quad (|q_i^{sell} - q_i^{buy}| = v) \\ &= \sum_{i=1}^h 2^{i-1} \cdot \gamma_1 \cdot v = \left(\sum_{i=1}^h 2^{i-1} \right) \cdot \gamma_1 \cdot v \\ &= (2^h - 1) \cdot \gamma_1 \cdot (q_1^{sell} - q_1^{buy}) \\ &= (2^h - 1) \cdot G_1 \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Während beim Roulette im Falle eines Gewinnes der Starteinsatz $\widehat{\gamma}_1$ garantiert ist (siehe Formel (3-7)), ist dies beim Börsenhandel nicht gegeben, da der Gewinn von q_h^{buy} und q_h^{sell} abhängig ist, welche in jedem Trade h variable Größen darstellen. So ist es möglich, dass am Ende einer Verlustserie trotz MS ein Verlust zu verzeichnen ist.

Mit der MS kann nur dann ein Gewinn am Ende der Verlustserie erzielt werden, wenn $\Gamma_h > 0$ gewährleistet ist. Daraus folgt für q_h^{sell} bei jedem Trade h

$$\begin{aligned}
\Gamma_h > 0 &\Leftrightarrow \Gamma_{h-1} + G_h > 0 \\
&\Leftrightarrow G_h > -\Gamma_{h-1} \\
&\Leftrightarrow \gamma_h \cdot (q_h^{sell} - q_h^{buy}) > \Gamma_{h-1} \\
&\Leftrightarrow \gamma_h \cdot q_h^{sell} - \gamma_h \cdot q_h^{buy} > \Gamma_{h-1} \\
&\Leftrightarrow \gamma_h \cdot q_h^{sell} > \gamma_h \cdot q_h^{buy} - \Gamma_{h-1} \\
&\Leftrightarrow q_h^{sell} > \frac{\gamma_h \cdot q_h^{buy} - \Gamma_{h-1}}{\gamma_h} \\
&\Leftrightarrow q_h^{sell} > q_h^{buy} - \frac{\Gamma_{h-1}}{\gamma_h} \tag{3-11}
\end{aligned}$$

Im Folgenden soll $\overline{q_h^{sell}} = q_h^{buy} - \frac{\Gamma_{h-1}}{\gamma_h}$ den Verkaufspreis darstellen, der mindestens erzielt werden muss, um die Verlustserie nicht mit einem Verlust abzuschließen.

Tabelle 3-2 zeigt ein Beispiel für eine Verlustperiode mit $H = 4$ Trades, wovon im letzten Trade $h = H$ ein Gewinn realisiert wird. Als Starteinsatz γ_1 wird ein Volumen von 80 Assets festgesetzt, welcher beim ersten Trade $h = 1$ zu einem zu investierenden Kapital von $\widehat{\gamma}_1 = \gamma_1 \cdot q_1^{buy} = 80 \cdot 10 = \800 führt. Das riskierte Kapital $\widehat{\gamma}_h$ wird in diesem Beispiel außer Acht gelassen, da dies zur Verdeutlichung der *MS* unerheblich ist. Durch das exponentielle Ansteigen der einzusetzenden Stückzahl nach jedem Trade mit Verlust steigt das zu investierende Kapital rasant an. Beim letzten Trade wird ersichtlich, dass $\overline{q_h^{sell}}$ den Preis angibt, zu dem die gehaltenen Assets verkauft werden sollten, um keinen Verlust an Ende der Verlustserie zu erleiden.

Trade (h)		q_h^{buy}/q_h^{sell}	Stückzahl (γ_h)	$\overline{q_h^{sell}}$	Gewinn (G_h)	Gesamtgewinn (Γ_h)
1	Buy	10	80	10		
	Sell	9,9				
2	Buy	11	160	11,050		
	Sell	10,8				
3	Buy	8	320	8,125		
	Sell	7,7				
4	Buy	10	640	10,213		
	Sell	10,213				

Tabelle 3-2: Martingale Strategie beim Börsenhandel mit $\gamma_1 = 80$

Nach der Definition der *MS* wird nach jedem Gewinn, d.h. nach dem Ende jeder Verlustserie, die investierte Stückzahl an Assets zurück auf den Starteinsatz γ_1 gesetzt (vgl. Formel (3-2)). Hierbei wird davon ausgegangen, dass nach einem Gewinn in Trade H die Verlustserie beendet ist und eine positive Rendite erzielt werden konnte. Dieses Prinzip ist bei Glücksspielen mit *einfachen Chancen* realisierbar. Beim Börsenhandel schlägt dieses Verfahren fehl, wenn $q_h^{buy} \leq q_h^{sell} \leq \overline{q_h^{sell}}$ gilt. Hierbei wird im H -ten Trade zwar ein Gewinn realisiert, trotzdem ist die erzielte Rendite negativ, da $\overline{q_h^{sell}}$ nicht erreicht wurde.

Obwohl der Gesamtgewinn (oder in diesem Fall Gesamtverlust) Γ_h nicht so stark steigt wie beim Roulette, da im Allgemeinen nicht der gesamte investierte Betrag verloren geht, steigt der Verlust im Durchschnitt exponentiell an. Somit erhöht sich der Druck auf den Händler, da er bereits nach drei Verlusten in Folge einen Drawdown von \$136 zu verkraften hat, bei einem Anfangsverlust Γ_1 von \$8. Unglücklicherweise gibt es für den Händler kein Zurück von dieser Strategie, ohne den hohen Verlust zu akzeptieren.

Weiterhin kommt noch das Teilausführungsrisiko beim Kauf oder Verkauf eines sehr hohen Volumens hinzu. Wird beispielsweise eine Market-Order (MKT) beim Kauf verwendet, so wird zwar die geforderte Anzahl an Assets gekauft, doch es kann zu Teilausführungen kommen, wenn nicht genügend Assets zum besten Ask-Preis q_t^{ask} zur Verfügung stehen. Die restlichen Assets müssen zu einem höheren Preis gekauft werden, was den Gewinn schmälert. Bei einer Limit-Kauf-Order (LMT) ist das Risiko der Teilausführungen genauso gegeben. Hinzu kommt aber noch das Risiko, dass die Order gar nicht ausgeführt wird und somit das geforderte Volumen nicht gekauft werden kann. Daraus folgt, dass die MS ihren Zweck nicht erfüllt und somit das Risiko eines (großen) Verlustes immer wahrscheinlicher wird.

Der Einsatz der MS kann somit schnell zu einem Totalverlust führen. Dies gilt unabhängig vom vorliegenden Erwartungswert (Vince, 2007, S. 113). Somit kann festgestellt werden, dass eine martingale Strategie beim Börsenhandel in der Praxis nicht oder nur unter sehr speziellen Voraussetzungen einsetzbar ist.

3.3 Anti-martingale Strategie

Der martingalen Strategie steht die *anti-martingale Strategie (AMS)* gegenüber, die wie der Name schon vermuten lässt, das genaue Gegenteil der martingalen Strategie verkörpert. Nach jedem Gewinn wird der zu investierende Betrag erhöht und bei einem Verlust wieder auf den Anfangswert zurückgesetzt. Die Idee der AMS besteht darin, dass eine Gewinnserie so gut wie möglich ausgenutzt werden soll, um auf diese Weise sehr hohe Gewinne zu erzielen.

Dieselben Eingabedaten aus Tabelle 3-1 zur MS können auch für die AMS verwendet werden lediglich die Interpretation ändert sich. Es wird angenommen, dass jedes Spiel mit einem Gewinn abgeschlossen wird. Nur das letzte Spiel ($h = H$), das die Gewinnserie abbricht, ist ein Verlust. Die Berechnungsvorschriften zum Ermitteln der investierten Einheiten γ_h und des zu investierenden Einsatz $\widehat{\gamma}_h$ sind äquivalent zu denen aus der MS (Formeln (3-2) und (3-3)).

Der Gewinn G_h wird ähnlich wie bei der MS berechnet nur dass es sich bei der AMS bei den ersten $H - 1$ Spielen um Gewinne handelt und das H . Spiel ein Verlust ist:

$$G_h = \begin{cases} \widehat{\gamma}_h & \text{wenn } h \in \{1, \dots, H - 1\} \\ -\widehat{\gamma}_h & \text{wenn } h = H \end{cases} \quad (3-12)$$

Der Gesamtgewinn Γ_h wird nach den gleichen Berechnungsvorschriften, wie bei der MS ermittelt (Formeln (3-5) und (3-6)).

Tabelle 3-3 verwendet die gleichen Ausgangsparameter $\gamma_1 = 1$ und $v = 2$ wie bei der MS in Tabelle 3-1. Während die 9 Spiele bei der MS als Verlustserie angesehen wurden, werden sie bei der AMS als Gewinnserie betrachtet. Praktisch angewendet werden alle erwirtschafteten Gewinne zu 100 % in das folgende Spiel reinvestiert: $\widehat{\gamma}_{h+1} = \widehat{\gamma}_h + \widehat{\gamma}_h$. Doch beim ersten Auftreten eines Verlustes sind alle

vorherigen Gewinne verloren. Dabei ist zu beachten, dass der Investor zu jedem Zeitpunkt nie mehr als den investierten Starteinsatz $\hat{\gamma}_1 = 2$ verlieren kann. Daraus folgt:

$$\Gamma_H = -\hat{\gamma}_1 \quad (3-13)$$

Spiel (h)	Investierte Einheiten (γ_h)	Investierte Einsätze ($\hat{\gamma}_h$)	Gewinne (G_h)	Gesamtgewinn (Γ_h)
1	1	2	2	2
2	2	4	4	6
3	4	8	8	14
4	8	16	16	30
5	16	32	32	62
6	32	64	64	126
7	64	128	128	254
8	128	256	256	510
9	256	512	512	1.022
10	512	1.024	-1.024	-2

Tabelle 3-3: Verlauf des Einsatzes bei der anti-martingalen Strategie mit $\gamma_1 = 1$ und $v = 2$

Dies soll im Folgenden bewiesen werden:

Zu zeigen: $\Gamma_H = -\hat{\gamma}_1$

$$\begin{aligned}
 \Gamma_H &= \Gamma_{H-1} + G_H \\
 &= (2^{H-1} - 1) \cdot G_1 + G_H \\
 &= (2^{H-1} - 1) \cdot \hat{\gamma}_1 - \hat{\gamma}_H \\
 &= (2^{H-1} - 1) \cdot \hat{\gamma}_1 - (\gamma_H \cdot v) \\
 &= (2^{H-1} - 1) \cdot \hat{\gamma}_1 - (2^{H-1} \cdot \gamma_1 \cdot v) \\
 &= (2^{H-1} - 1) \cdot \hat{\gamma}_1 - 2^{H-1} \cdot \hat{\gamma}_1 \\
 &= (2^{H-1} - 1 - 2^{H-1}) \cdot \hat{\gamma}_1 \\
 &= -\hat{\gamma}_1 \quad \blacksquare
 \end{aligned}$$

Die Probleme, welche im vorherigen Kapitel bezüglich der *MS* dargelegt wurden, bestehen in den Gewinnserien bei der *AMS* nicht:

- 1) Da bei der *AMS* Gewinnserien betrachtet werden, häufen sich nicht die Verluste. Somit besteht keine Gefahr, dass das gesamte zur Verfügung stehende Kapital während der Gewinnserie aufgebraucht wird;
- 2) Das Limit am Roulettetisch wird durch die exponentielle Erhöhung des Einsatzes genauso schnell erreicht, wie bei der *MS*. Doch da es sich bei der *AMS* um Gewinne handelt, kann der Spieler problemlos aussteigen;
- 3) Durch die erspielten Gewinne kann der psychologische Faktor bei der *AMS* außer Acht gelassen werden.

Jedes Spiel h beim Roulette wird nun wieder auf den Börsenhandel als Trade h mit je einem Kauf und einem Verkauf übertragen. Das zu investierende Volumen γ_h wird nach Formel (3-2) berechnet. Das

eingesetzte Kapital $\widehat{\gamma}_h$ (Formel (3-8)) und das riskierte Kapital $\widetilde{\gamma}_h$ (Formel (3-9)) sind ebenfalls identisch zu den Formeln aus der MS. Der realisierte Gewinn G_h und der kumulierte Gewinn Γ_h können mit den entsprechenden Berechnungsvorschriften Formel (3-10) und Formel (3-5) aus der MS ermittelt werden.

Wie in Tabelle 3-3 und Formel (3-13) bereits für das Roulettespiel gezeigt wurde, gehen mit der AMS nach einem Verlust alle vorher erwirtschafteten Gewinne verloren. Dies gilt jedoch, wie bereits im vorherigen Kapitel beschrieben, beim Börsenhandel nicht im Allgemeinen. In Abhängigkeit von q_h^{buy} und q_h^{sell} kann berechnet werden, zu welchem q_h^{sell} mit $h \in \{1, \dots, H-1\}$ die gehaltenen Assets verkauft werden können, ohne dass es zu einem Verlust am Ende der Gewinnserie kommt. Für q_h^{sell} muss somit $q_h^{sell} > q_h^{buy} - \frac{\Gamma_h}{\gamma_h}$ (vgl. Formel (3-11)) gelten, welches $\overline{q_h^{sell}}$ darstellt. $\overline{q_h^{sell}}$ muss somit mindestens erreicht werden, um die AMS nach der Gewinnserie mit einem Gewinn abzuschließen.

Das Beispiel aus Tabelle 3-4 zeigt vier Trades ($H = 4$), wobei die ersten drei einen Gewinn aufweisen und somit die Gewinnserie darstellen. Der letzte Trade beendet die Gewinnserie mit einem Verlust. Mit einem Verkaufspreis von $\overline{q_4^{sell}} > 9,788$ kann sichergestellt werden, dass am Ende der Gewinnserie ein Gewinn erwirtschaftet wird.

Trade (h)		q_h^{buy}/q_h^{sell}	Volumen (γ_h)	$\overline{q_h^{sell}}$	Gewinn (G_h)	Gesamtgewinn (Γ_h)
1	Buy	10	80	10	8,0	8,0
	Sell	10,1				
2	Buy	11	160	10,950	32,0	40,0
	Sell	11,2				
3	Buy	8	320	7,875	96,0	136,0
	Sell	8,3				
4	Buy	10	640	9,788	-136,0	0,0
	Sell	9,788				

Tabelle 3-4: Anti-martingale Strategie beim Börsenhandel mit $\gamma_1 = 80$

Durch die exponentielle Erhöhung des Volumens nach jedem gewonnen Trade wird das Teilausführungsrisiko, genau wie bei der MS, erhöht und es besteht das Risiko, dass die Ausführung beim Kauf und Verkauf zu einem schlechteren Preis durchgeführt werden muss.

Außerdem zeigt sich, dass die AMS beim Börsenhandel mehr als 100 % der erwirtschafteten Gewinne investiert, da zum einen die Gewinne nur einen kleinen Prozentsatz vom eingesetzten Kapital darstellen und zum anderen die Kaufpreise nicht konstant sind. So werden beim ersten Trade $\widehat{\gamma}_1 = 80 \cdot 10 = \800 investiert. Dabei wird ein Gewinn von $G_1 = \$8$ erzielt. Im zweiten Trade werden jedoch nicht $\$808$ sondern bereits $\widehat{\gamma}_2 = 160 \cdot 11 = \1.760 investiert. Um diesen großen Investitionszuwachs zu umgehen, müsste die Vorgehensweise der AMS so abgeändert werden, dass nur die erwirtschafteten Gewinne reinvestiert werden.

Die AMS muss beim Börsenhandel nicht sofort in einem Gesamtverlust enden, wenn der erste Verlust eintritt. Auch bei einem Verlust, der allerdings größer als $\overline{q_h^{sell}}$ sein muss, d.h. $q_h^{buy} \geq q_h^{sell} \geq \overline{q_h^{sell}}$, kann mit der AMS nach der Gewinnserie ein Gewinn realisiert werden.

Daraus folgt, dass mit dieser Strategie die Wahrscheinlichkeit einen Totalverlust zu erleiden sehr viel geringer ist als bei der MS. Doch es lassen sich langfristig, d.h. über mehrere Trades hinweg, keine großen Gewinne erwirtschaften. Dies gilt auch, wenn der vorliegende Erwartungswert positiv ist (Vince, 2007, S. 114).

Demzufolge muss festgestellt werden, dass auch diese Strategie in der Praxis nur schwer anwendbar ist, um in Zukunft Gewinne zu erzielen.

Eine Verbesserung der AMS bietet daher die *small-anti-martingale Strategie*.

3.4 Small-anti-martingale Strategie

Die *small-anti-martingale Strategie* (SAMS) geht davon aus, dass das zu investierende Volumen bei Gewinnen steigt und bei Verlusten verringert wird. Es stellt sich die Frage, *wann* die Positionsgröße um *wie viel* erhöht oder reduziert werden soll. Mit der Variable f wird angegeben, welcher Anteil (fixed-fraction) vom Gesamtkapital riskiert werden soll. Dabei wird zwischen einem *konstanten* f und einem *variablen* f unterschieden.³⁶

3.4.1 Equal-Dollar-Methode / Equal-Shares-Methode

Zu den Methoden, die ein konstantes f verwenden zählen alle statischen Methoden, wie beispielsweise die *Equal-Dollar-Methode* und die *Equal-Shares-Methode*. Hierbei ist der Wert für f nicht relevant, da immer der gleiche Betrag bzw. die gleiche Anzahl an Wertpapieren investiert wird.

3.4.2 Statische Fixed-Fractional-Methode

Eine weitere Methode, bei der ein konstantes f verwendet wird, ist die statische *Fixed-Fractional-Methode*. Mit einem konstanten f wird bei jedem Kauf die neue Positionsgröße ermittelt. Unabhängig von einem definierten Stop-Preis wird für jedes f eine Einheit des betreffenden Wertpapiers gekauft. Die Positionsgröße bestimmt sich somit aus dem zur Verfügung stehenden Kapital K_{h-1} und dem konstanten f .

$$\gamma_h = \left\lfloor \frac{K_{h-1}}{f} \right\rfloor \quad (3-14)$$

Dabei ist $K_{h-1} \geq f$ zu beachten. Bei $f > K_{h-1}$ würde nichts investiert werden. Bei $f < q_h^{buy}$ muss mehr investiert werden als an Kapital zur Verfügung steht. Dies macht nur Sinn, wenn ein Margin-Konto bei einem Broker existiert.

Es wird angenommen, dass $K_{h-1} = \$10.000$ und $f = 100$. Für jeweils \$100 des Kapitals wird ein Wertpapier gekauft. Somit folgt, dass $\gamma_h = \left\lfloor \frac{10.000}{100} \right\rfloor = 100$ Wertpapiere gekauft werden sollen. Steigt oder fällt das Kapital, muss die Positionsgröße des nächsten Trades neu berechnet werden. Steigt das Kapital auf \$10.100, sollen 101 Wertpapiere gekauft werden. Fällt das Kapital hingegen auf \$9.900,

³⁶ Vergleiche die drei Vorgehensweisen zur Bestimmung der Positionsgröße: 1) intuitiv (wird nicht berücksichtigt), 2) statisch (konstantes f) und 3) dynamisch (variables f).

darf nur in 99 Wertpapiere investiert werden. Tabelle 3-5 zeigt, wie die Positionsgröße je nach Gewinn oder Verlust variiert.

Trade (h)	q_h^{buy}/q_h^{sell}	Volumen (γ_h)	Gesamtgewinn (Γ_h)	Kapital (K_h)
				10.000
1	Buy	100		
	Sell		310,0	10.310,0
2	Buy	103		
	Sell		-216,3	10.093,7
3	Buy	100		
	Sell		-100,0	9.993,7
4	Buy	99		
	Sell		99,0	10.092,7

Tabelle 3-5: Fixed-Fractional-Methode mit $f = 100$

Die Auswahl des Wertes für f ist ausschlaggebend für das Verhalten der Methode. Je größer der Wert für f gewählt ist, desto risikoaverser ist die Ausrichtung des Anlegers, da somit in weniger Wertpapiere investiert wird. Umgekehrt gilt, je kleiner der Wert für f , desto risikofreudiger ist das Verhalten des Anlegers. Dies folgt daraus, dass mehr Wertpapiere gekauft werden müssen und deshalb das eingegangene Risiko steigt.

Ein großer Vorteil dieser Methode ist die einfache Anwendbarkeit. Sie ist sehr einfach zu implementieren und kann völlig ohne computergestützten Einsatz berechnet werden.

Doch bei wenig Kapital und groß gewähltem f besteht die Möglichkeit, dass nichts oder nur sehr wenig investiert wird. Dieser Fall ist extrem risikoavers und hat somit sehr wenig Gewinnpotential. Desweiteren würde bei dieser Konstellation über eine weite Strecke kein Positionsmanagement stattfinden, da sich das Kapital um mindestens f erhöhen muss, um eine Einheit mehr investieren zu dürfen.

Bei zu klein gewähltem f besteht das Risiko des *Overtradings*, so dass bei einem Verlust, welcher üblicherweise bei der größten Positionsgröße auftritt, ein Großteil des Kapitals verloren geht.

Bei den Methoden, die ein konstantes f verwenden, wird ein festgesetzter Betrag für f bestimmt, der über die gesamte Zeit unverändert bleibt. Die Methoden, die ein variables f verwenden, gehen davon aus, dass sich das zu riskierende Kapital an die Situation anpasst.

Allen variablen Methoden ist gemein, dass bei jedem Kaufsignal der Wert für f neu berechnet werden muss. Je nach verwendeter Methode verändert sich die Komplexität für die Berechnung von f .

3.4.3 Fixed-Risk-Methode

Die *Fixed-Risk-Methode* ist die einfachste Methode dieser Art, welche ein variables f_h für jeden Trade h verwendet. Der Anleger gibt einen festen Prozentsatz φ vom Kapital an, den er bereit ist zu

riskieren. Dieses Risiko wird als *Handelsrisiko (trade risk)* bezeichnet (McDowell, 2008, S. 55). Das variable f_h berechnet sich mittels

$$f_h = \frac{q_h^{buy} - q_h^{stp}}{\varphi} \quad (3-15)$$

Dabei bezeichnet der Zähler in Formel (3-15) den riskierten Betrag pro Wertpapier. Somit ändert sich für jeden Trade h das f_h , da sich zumindest der Kaufpreis bei jedem Trade ändern kann. Um das Volumen zu bestimmen, wird auch hier Formel (3-14) verwendet. Aus den Formeln (3-14) und (3-15) ergibt sich:

$$\gamma_h = \left\lfloor \frac{K_{h-1}}{f_h} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{K_{h-1} \cdot \varphi}{q_h^{buy} - q_h^{stp}} \right\rfloor \quad (3-16)$$

$K_{h-1} \cdot \varphi$ bezeichnet das Kapital, das riskiert werden soll (McDowell, 2008, S. 84).

Um das f_h zu berechnen, werden drei Variablen benötigt, wobei der Kaufpreis durch den Marktpreis festgelegt ist. Das Handelsrisiko φ und der Stop-Preis q_h^{stp} werden hingegen vom Anleger selbst definiert. Die Höhe des Handelsrisikos hängt für jeden Anleger von seiner eigenen Risikobereitschaft ab. McDowell schlägt ein Handelsrisiko von maximal zwei Prozent vor (McDowell, 2008, S. 56). Schwager hingegen hat in seinen Interviews mit professionellen Tradern herausgefunden, dass diese meistens zwischen 1 % und 5 % ihres Kapitals in einem Trade riskieren ((Schwager, 1992), vgl. ebenfalls (Bower, 2002, S. 12)).

Eine Methode zur Berechnung von Stop-Preisen ist die Verwendung des *Average True Range Index (ATR)*³⁷. Der *ATR* misst die Preisvolatilität der letzten n Preise, d.h. in einer Spanne von q_{t-n+1} bis q_t mit $t \in \{1, \dots, T\}$. Dabei bezeichnet t keinen Handelszeitpunkt sondern eine Handelsperiode. Der *ATR* wird unter anderem als technischer Indikator zum Bestimmen von Trends verwendet. Doch im Zusammenhang mit dem Money-Management ist er auch anwendbar zum Bestimmen der größten Handelsspanne (*TR*) zwischen zwei Zeitpunkten³⁸.

$$TR_t = \begin{cases} q_t^{high} - q_t^{low} & \text{wenn } t = 1 \\ \max[q_t^{high} - q_t^{low}, |q_t^{high} - q_{t-1}|, |q_{t-1} - q_t^{low}|] & \text{wenn } t > 1 \end{cases} \quad (3-17)$$

Die größte Handelsspanne definiert sich durch das Maximum

- 1) der Differenz zwischen Höchst- und Tiefstpreis in der Handelsperiode t ,
- 2) der Differenz zwischen dem aktuellen Höchstpreis und dem vorherigen Schlusskurs (hiermit wird ein möglicher Aufwärtstrend berücksichtigt),
- 3) der Differenz zwischen dem vorherigen Schlusskurs und dem aktuellen Tiefstpreis (hiermit wird ein möglicher Abwärtstrend berücksichtigt).

Je größer der Wert von *TR*, desto höher ist die Volatilität.

³⁷ Der *ATR-Index* wurde von Wilder unter dem Namen *Volatility Index* eingeführt (vgl. (Wilder, 1978, S. 21ff)).

³⁸ Die Intervall-Länge kann je nach Anwendungsfall unterschiedlich sein: so sind zum Beispiel beim End-of-Day-Trading Tage sinnvoll; beim Intraday-Trading können es Intervalle mit einer Länge von wenigen Minuten bis Stunden (1-Minute, 15-Minuten, 30-Minuten, ...) sein.

Um zu verhindern, dass sogenannte „Ausreißer“ zu stark ins Gewicht fallen, die das Ergebnis verfälschen, wird die durchschnittliche Handelsspanne der letzten n Perioden $ATR_t(n)$ bestimmt (vgl. (Wilder, 1978, S. 22)).

$$ATR_t(n) = \begin{cases} \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0}^{n-1} TR_{t-i} & \text{wenn } t = n - 1 \\ \frac{ATR_{t-1}(n) \cdot (n - 1) + TR_t}{n} & \text{wenn } t \geq n \end{cases} \quad (3-18)$$

Aus Formel (3-18) folgt, dass der ATR nur für $t \geq n - 1$ definiert ist. Außerdem wird im Falle von $t = n - 1$ das arithmetische Mittel aller bisherigen n Handelsspannen berechnet. Für den Glättungsfaktor n werden in der Literatur Werte zwischen 1 und 40 angegeben (Adamu & Phelps, 2010; Vervoort, 2009), wobei Wilder einen Glättungsfaktor von 14 bevorzugt (Wilder, 1978, S. 21).

$$q_t^{stp} = q_t - \beta \cdot ATR_t(n) \quad (3-19)$$

Der Stop-Preis zum Zeitpunkt t berechnet sich mithilfe der Differenz des Marktpreises q_t und einem Vielfachen des ermittelten ATR (vgl. Formel (3-19))³⁹. Um zu verhindern, dass der Anleger zu früh ausgestoppt wird, kann der konstante Faktor β entsprechend angepasst werden. Je größer β gewählt wird, desto niedriger fällt der Stop-Preis aus und dadurch besteht folglich auch ein größeres Risiko. Wilder hat in seinem *Volatility System* ein β von 3,0 gewählt, da diese Konfiguration in seinen Berechnungen die besten Ergebnisse lieferte. Er hält allgemein fest, dass sich β im Intervall $[2,8; 3,1]$ befinden sollte (Wilder, 1978, S. 24). Adamu und Phelps hingegen favorisieren ein β von 2,0 (Adamu & Phelps, 2010, S. 97).

Bezüglich der *Fixed-Risk-Methode* ist abschließend festzuhalten, dass sie die gleichen Vor- und Nachteile wie die statische Fixed-Fractional-Methode besitzt, da die Basis das angegebene f ist. Jedoch hat diese Methode den zusätzlichen Vorteil, dass die Berechnung von f variabel gestaltet ist und sich somit an die aktuellen Gegebenheiten anpasst. Darüber hinaus existiert für die Berechnung von f eine Konfigurationsmöglichkeit, die die Risikoeinstellung des Anlegers widerspiegelt in Form des Handelsrisikos und der Festlegung des Stop-Preises.

Ein großer Nachteil besteht trotzdem weiterhin, da die bisherigen Money-Management-Methoden nicht die Frage beantworten, wie viel Risiko der Investor optimalerweise eingehen sollte, um seinen Gewinn zu maximieren. Eine Lösung zu diesem Problem liefert die Optimal- f -Methode.

3.4.4 Optimal-Fixed-Fraction

Das Grundkonzept um den optimalen Einsatz zu bestimmen beruht auf dem Kelly-Kriterium.

3.4.4.1 Kelly-Kriterium

John L. Kelly Jr. entwickelte 1956 in seinem Werk „A new interpretation of information rate“ (Kelly, 1956) ein Verfahren, welches den für ein optimales Ergebnis zu investierenden Prozentsatz des Kapitals errechnet. Dabei verfolgte er die Idee, dass nur so viel Kapital eingesetzt werden soll, dass kein Totalverlust zustande kommen kann.

Das *Kelly-Kriterium* basiert auf der Berechnungsvorschrift des Tradingvorteils (*trading advantage*) (Balsara, 1992, S. 115):

³⁹ Formel (3-19) gilt nur dann, wenn der Anleger „long“ geht. Geht der Anleger hingegen „short“, wird das Vielfache des ATR zu dem aktuellen Preis hinzuaddiert.

$$f = P - (1 - P) = 2 \cdot P - 1 \quad (3-20)$$

P bezeichnet die Wahrscheinlichkeit eines Gewinns und $Q = 1 - P$ drückt die Wahrscheinlichkeit eines Verlustes aus. Aus Formel (3-20) wird deutlich, dass der Anteil des zu riskierenden Kapitals lediglich die Differenz aus der Gewinnwahrscheinlichkeit P und der Verlustwahrscheinlichkeit Q darstellt. Daraus folgt: Je größer diese Differenz ist, desto mehr sollte investiert werden. Diese Berechnungsvorschrift ist eine sehr aggressive Money-Management-Methode, da sie einen Bankrott des Investors in Kauf nimmt.

Es ist dabei zu beachten, dass Formel (3-20) nur auf Probleme angewendet werden kann, bei denen die Höhe der Gewinne und Verluste gleich groß ist, d.h. bei einem Gewinn erhält der Investor den gleichen Betrag, den er bei einem Verlust verlieren würde (Vince, 2007, S. 121). Weiterhin muss gewährleistet sein, dass eine positive Gewinnerwartung besteht. Aus diesem Grund scheidet das Roulette-Modell aus, da der Vorteil zu jeder Zeit bei der Bank liegt.

Ist die Wahrscheinlichkeit hingegen unbekannt, kann die empirische relative Häufigkeit als Schätzer für P verwendet werden. Am Beispiel einer Urne mit einer unbekanntem Anzahl an schwarzen und roten Kugeln soll nun die Funktionsweise des Kelly-Kriteriums erläutert werden. Es wird angenommen, dass die gezogenen Kugeln jedes Mal wieder in die Urne zurückgelegt werden. In diesem Szenario ist die Wahrscheinlichkeit unbekannt, welche Farbe als nächstes gezogen wird. Um trotzdem eine Aussage über die Wahrscheinlichkeit treffen zu können, wird die empirische relative Häufigkeit verwendet um die unbekanntem Wahrscheinlichkeit zu schätzen.

Wenn die letzten zehn Züge ($h = 10$) für die Berechnung von f herangezogen werden sollen und davon wurden sieben rote Kugeln gezogen, dann liegt die geschätzte Wahrscheinlichkeit, dass im darauffolgenden Zug wieder eine rote Kugel gezogen wird bei $P = \frac{7}{h} = \frac{7}{10} = 0,7$.

$$\begin{aligned} f &= (2 \cdot 0,7) - 1 \\ &= 1,4 - 1 \\ &= 0,4 \end{aligned}$$

Daraus folgt, dass beim nächsten Zug 40 % des Kapitals auf eine rote Kugel gesetzt werden sollte.

Die Aggressivität dieser Methode zeigt sich darin, dass es zu einem Totalverlust kommen kann, wenn $P = 1$ gilt. Wenn in den letzten 10 Zügen 10 Mal die rote Kugel gezogen wurde, müsste nach Kelly das gesamte Kapital investiert werden. Wird hingegen im 11. Spiel eine schwarze Kugel gezogen, ist das gesamte eingesetzte Kapital verloren.

Um den Einsatz an der Börse zu bestimmen, führt diese Berechnungsvorschrift von f allerdings zu falschen Ergebnissen, da nicht davon ausgegangen werden kann, dass bei jedem Trade der gleiche Betrag gewonnen wird oder verloren geht.

Die Berechnungsvorschrift (3-21) erweitert das Kelly-Kriterium dahingehend, dass der Gewinn- sowie der Verlustbetrag mit in die Berechnung eingebunden werden (vgl. (Vince, 1990, S. 28) und (McDowell, 2008, S. 80)):

$$f = \frac{((B + 1) \cdot P) - 1}{B} \quad (3-21)$$

Dabei bezeichnet \mathcal{B} das Verhältnis zwischen der Auszahlung bei einem Gewinn und dem verlorenen Betrag bei einem Verlust. Bei einer Gewinnquote von 1:1 gilt $\mathcal{B} = 1$ und die Formeln (3-20) und (3-21) sind äquivalent.

Das Kelly-Kriterium aus Formel (3-21) kann auch als mathematisches Programm aufgestellt werden (vgl. (Vince, 1992, S. 15)):

$$f = \arg \max_{f \in [0,01;1,0]} (P \cdot \ln(1 + \mathcal{B} \cdot f) + (1 - P) \cdot \ln(1 - f)) \quad (3-22)$$

Aus der Definition der Berechnungsvorschrift für den Tradingvorteil (Formel (3-20)) wird ersichtlich, dass bei einer Gewinnerwartung von weniger als 50 %, d.h. $P < 0,5$ ein negatives f ausgegeben wird. Da f jedoch immer ein positiver Wert sein muss, ist das Ergebnis des Tradingvorteils in diesem Fall nicht verwendbar.

Das Gleiche gilt für Formel (3-21), da der Dividend den Erwartungswert darstellt. Ist dieser negativ, ist auch hier keine Aussage über f möglich. Somit folgt das Kelly-Kriterium dem Grundsatz, dass in einem Spiel mit negativer Gewinnerwartung keine Money-Management-Methode existiert, mit der Gewinne erwirtschaftet werden können (vgl. (Vince, 1992, S. 13)).

Bei der Anwendung des Kelly-Kriteriums im Börsenhandel besteht noch ein weiteres Problem: das Kelly-Kriterium kann lediglich auf Problemstellungen angewendet werden, welche einer Bernoulli-Verteilung genügen, d.h. es gibt nur zwei Ausprägungen, entweder Gewinn oder Verlust. Dabei muss die Gewinnquote \mathcal{B} konstant sein. Dies ist beim Börsenhandel nicht gewährleistet, da dort die Höhe der Gewinne und Verluste variiert und somit liegt keine Bernoulli-Verteilung vor (Vince, 1992, S. 16).

Um dieses Problem zu lösen, hat Ralph Vince (Vince, 1990) eine neue Methode entwickelt, die er Optimal- f genannt hat.

3.4.4.2 Optimal- f -Methode

Vince stellt sich in seinem Buch „Portfolio Management Formulas“ (Vince, 1990) die Frage, ob es eine optimale Anzahl an zu investierenden Assets gibt, die mathematisch berechnet werden kann. Die Antwort auf diese Frage hat Vince als Optimal- f (f_h^*) bezeichnet. Dabei gibt f_h^* den optimalen prozentualen Anteil des Kapitals an, der in Trade h riskiert werden soll. Vince hat mathematisch bewiesen, dass der von f_h^* ermittelte Kapitalanteil optimal bezüglich der Vermögensmaximierung ist (Vince, 2007, S. 203ff). Jones definiert f_h^* als den festgesetzten Kapitalanteil, der zu einer höheren Rendite führt als mit einem anderen Kapitalanteil, angewendet auf das gleiche Szenario (Jones, 1999, S. 67). Vince hat mit seiner Arbeit gezeigt, dass (vgl. (Elder, 1993, S. 262) und (Kaufman, 2005, S. 1036))

- 1) f_h^* sich im zeitlichen Verlauf verändert;
- 2) wenn mehr als f_h^* gehandelt wird, es zum *Overtrading* kommt und die Möglichkeit eines größeren Verlustes steigt;
- 3) wenn weniger als f_h^* gehandelt wird, sich das eingegangene Risiko nur arithmetisch vermindert und der Gewinn sich hingegen geometrisch verringert.

Die Basis für die Berechnung von f_h^* bilden die vorhandenen historische Renditen $R_{h'}$ mit $1 \leq h' < h$, welche durch die vorherigen $h - 1$ Trades zustande gekommen sind. In einem ersten Schritt wird für jeden vergangenen Trade h' der sogenannte *Holding Period Return (HPR)* ermittelt, indem das

Rendite-Risiko-Verhältnis mit dem zu suchenden Kapitalanteil f gewichtet wird (Vince, 1992, S. 30f). Deshalb bezeichnet Balsara den HPR auch als *gewichteten HPR* (Vince, 2007, S. 120):

$$HPR_{h'}(f_h) = 1 + f_h \cdot \left(\frac{R_{h'}}{-L_h} \right) \quad (3-23)$$

Das Risiko (bisheriger Worst-Case) wird anhand der Rendite $R_{h'}$ und des größten bisher erlittenen Verlustes L_h mit

$$L_h = \min(R_1, \dots, R_{h-1}) \quad (3-24)$$

ermittelt. Dabei gilt $L_h < 0$. Da der Wert für f den zu riskierenden Anteil des Kapitals darstellt, gilt $f_h \in [0,01; 1,0]$.

In einem zweiten Schritt führt Vince den *Terminal Wealth Relative (TWR)* für den folgenden Trade h ein. Der TWR_h repräsentiert das Produkt über die bisherigen HPR :

$$TWR_h(f_h) = \prod_{h'=1}^{h-1} HPR_{h'}(f_h) = \prod_{h'=1}^{h-1} \left(1 + f_h \cdot \left(\frac{R_{h'}}{-L_h} \right) \right) \quad (3-25)$$

Die Herleitung der Formel (3-25) geht aus dem Investitionsanteil $\widehat{\varphi}_h = \frac{f_h}{-L_h}$ hervor. Dabei wird das Startkapital mit $K_0 = 1$ (Normierung auf 1) und das Kapital nach h Trades mit K_h bezeichnet. K_h kann rekursiv berechnet werden, wobei K_h zum einen aus dem Kapital besteht, das bei Trade $h - 1$ investiert wurde und zum anderen aus dem Kapital, das nicht investiert wurde:

$$K_h = \widehat{\varphi}_h \cdot K_{h-1} \cdot (1 + R_h) + (1 - \widehat{\varphi}_h) \cdot K_{h-1} \quad (3-26)$$

Eine Vereinfachung von Formel (3-26) besagt, dass $K_{h-1} = TWR_h(f)$:

$$\begin{aligned} K_{h-1} &= \widehat{\varphi}_h \cdot K_{h-2} \cdot (1 + R_{h-1}) + (1 - \widehat{\varphi}_h) \cdot K_{h-2} \\ &= K_{h-2} \cdot (\widehat{\varphi}_h \cdot (1 + R_{h-1}) + (1 - \widehat{\varphi}_h)) \\ &= K_{h-2} \cdot (\widehat{\varphi}_h + \widehat{\varphi}_h \cdot R_{h-1} + 1 - \widehat{\varphi}_h) \\ &= K_{h-2} \cdot \left(1 + \widehat{\varphi}_h \cdot R_{h-1} \right) \\ &= K_{h-2} \cdot \left(1 + f_h \cdot \left(\frac{R_{h-1}}{-L_h} \right) \right) \\ &= \prod_{h'=1}^{h-1} \left(1 + f_h \cdot \left(\frac{R_{h'}}{-L_h} \right) \right) \\ &= TWR_h(f_h) \end{aligned}$$

Aus Formel (3-26) folgt, dass der HPR die diskrete Bruttorendite darstellt. Dies bedeutet:

$$HPR_{h'} = \frac{K_{h'}}{K_{h'-1}} = 1 + \widehat{\varphi}_h \cdot R_{h'} \quad (3-27)$$

Der Wert f_h , der den maximalen TWR darstellt, also die höchste Rendite, ist das gesuchte f_h^* (vgl. Formel (3-28)⁴⁰):

$$f_h^* = \arg \max_{f_h \in [0,01; 1,0]} \left(\prod_{h'=1}^{h-1} (1 + \widehat{\varphi}_h \cdot R_{h'}) \right) \quad (3-28)$$

⁴⁰ Die Funktion $\arg \max_x f(x)$ gibt den Wert für x zurück, für den die Funktion $f(x)$ maximal ist.

Da es sich bei f_h^* um das Kapital handelt, das riskiert werden soll, muss das zu investierende Kapital, und daraus folgend die Anzahl an Assets, berechnet werden. $f\$_h$ bezeichnet den Eigenkapitalbedarf für jedes Asset, das zu q_h^{buy} gekauft wird (Vince, 2007, S. 152):

$$f\$_h = -\frac{L_h \cdot q_h^{buy} \cdot \xi}{f_h^*} \stackrel{\text{mit } \xi=1}{=} -\frac{L_h \cdot q_h^{buy}}{f_h^*} = \frac{q_h^{buy}}{\widehat{\varphi}_h^*} \quad \text{mit } \widehat{\varphi}_h^* = \frac{f_h^*}{-L_h} \quad (3-29)$$

Aus Formel (3-29) folgt außerdem, dass bei $\widehat{\varphi}_h^* > 1$ das fehlende Kapital fremdfinanziert werden muss. Bei $\widehat{\varphi}_h^* < 1$ wird weniger als das zur Verfügung stehende Eigenkapital investiert und für jedes Asset kann $f\$_h - q_h^{buy}$ als Reserve zur Seite gelegt werden.

Da f_h^* mit Hilfe von Renditen und nicht mit absoluten Gewinnen oder Verlusten berechnet wird, muss das von Vince eingeführte *Equalized*-Verfahren zur Berechnung von $f\$_h$ verwendet werden. Dieses Verfahren zeichnet sich dadurch aus, dass es die historischen Renditen auf Basis des aktuellen Kaufpreises q_h^{buy} maximiert (Vince, 2007, S. 151ff)⁴¹. Im Rahmen dieser Arbeit kann die Konstante ξ , welche die Anzahl an Assets pro Einheit beschreibt, auf 1 gesetzt werden.

Für das zu investierende Kapital basierend auf f_h^* folgt:

$$\widehat{\gamma}_h^{f^*} = \frac{K_{h-1}}{f\$_h} \cdot q_h^{buy} = -\frac{K_{h-1} \cdot f_h^*}{L_h \cdot q_h^{buy}} \cdot q_h^{buy} = -\frac{K_{h-1} \cdot f_h^*}{L_h} = -\frac{\widetilde{\gamma}_h}{L_h} = K_{h-1} \cdot \widehat{\varphi}_h^* \quad (3-30)$$

Der Dividend entspricht dem Kapital, das riskiert werden soll $\widetilde{\gamma}_h = K_{h-1} \cdot \widehat{\varphi}_h^* \cdot (-L_h) = K_{h-1} \cdot f_h^*$ (vgl. (McDowell, 2008, S. 84)). Durch die Verwendung des größten Verlustes L_h als Risikomaß kann das Ergebnis von $\widehat{\gamma}_h^{f^*}$ zu einem höheren Betrag führen als Kapital zur Verfügung steht. In diesem Fall existieren zwei Möglichkeiten, wie weiter verfahren werden kann:

- 1) Um die Differenz zwischen vorhandenem und benötigtem Kapital auszugleichen kann neues Eigen- oder Fremdkapital zur Verfügung gestellt werden, was jedoch eventuell mit weiteren Kosten verbunden sein kann, z. B. Leihzinsen für das Fremdkapital;
- 2) Um die Hebelwirkung des Optimal- f erfolgreich zu nutzen, kann der Trader auf ein Margin-Konto zurückgreifen, mit dem er sich bei seinem Broker unter sehr günstigen Bedingungen kurzfristig Geld leihen kann.

Aus Formel (3-30) folgt somit:

$$\gamma_h = \left\lceil \frac{\widehat{\gamma}_h^{f^*}}{q_h^{buy}} \right\rceil \quad (3-31)$$

Die Anzahl an Assets, in die investiert werden soll, ist der Quotient aus dem Kapital, das investiert wird und dem Preis des Assets. Das Ergebnis muss abgerundet werden, da nur ganze Assets gekauft werden können. Außerdem werden in Formel (3-31) keine Transaktionskosten berücksichtigt. Da diese jedoch beim Kauf und Verkauf das zu riskierende Kapital $\widetilde{\gamma}_h$ mindern und somit eine

⁴¹ Das „Standardverfahren“ geht nicht von Renditen, sondern von absoluten Gewinnen und Verlusten aus. Die Anzahl an Assets, die ausgehend von f^* gekauft werden sollen, werden dementsprechend anders als beim *Equalized*-Verfahren berechnet: $\gamma_h = \left\lceil -\frac{K_{h-1} \cdot f_h^*}{L_h} \right\rceil$.

Auswirkung auf die zu handelnden Volumina haben, müssen diese in die Berechnung einbezogen werden:

$$\widehat{Y}_h^{f^*} = -\frac{\widetilde{Y}_h - tr_h}{L_h} = K_{h-1} \cdot \widehat{\varphi}_h^* + \frac{tr_h}{L_h} \quad (3-32)$$

tr_h bezeichnet die expliziten Transaktionskosten, die beim Kauf und Verkauf in Trade h auf den Preis aufgeschlagen werden und somit vom zu riskierenden Kapital abgezogen werden müssen.

Die Berechnung von f_h^* kann mittels zweier unterschiedlicher Methoden durchgeführt werden, welche jeweils der Formel (3-28) genügen:

1) *Aufstellen und Lösen des Problems als Mathematisches Programm*

Da f_h^* dem verwendeten Parameter f_h des maximalen Wertes des *TWR* entspricht, kann folgendes nichtlineares Programm aufgestellt werden:

$$\begin{aligned} \max \prod_{h'=1}^{h-1} 1 + \widehat{\varphi}_{h'} \cdot R_{h'} \quad \text{mit } \widehat{\varphi}_h = \frac{f_h}{-L_h} \\ \text{s. t. } f_h \geq 0.1 \\ f_h \leq 1.0 \end{aligned} \quad (3-33)$$

2) *Lösen des Problems mit Iteration*

Da der *TWR* per Definition nur ein Maximum im Intervall $f_h \in [0,01; 1,0]$ besitzt, kann über alle Werte von f_h iteriert werden. Als Inkrementierungsschritt schlägt Vince $\delta = 0,01$ vor (Vince, 1992, S. 31)⁴². Die Schleife wird abgebrochen sobald der Wert für den *TWR* nicht mehr steigt oder $f_h = 1,0$ erreicht wurde.

Das Ergebnis der beiden Berechnungsmethoden ist jeweils der maximale *TWR*. Das dazugehörige f_h ist der gesuchte Wert für f_h^* .

Im Folgenden wird der Algorithmus vorgestellt, der veranschaulicht, wie das Optimal- f als Money-Management-Methode angewendet werden kann. Doch bevor das Optimal- f berechnet werden kann, müssen vier Vorbedingungen gelten:

- 1) Kaufsignal generiert,
- 2) Mindestens eine historische Rendite vorhanden,
- 3) Positiver Erwartungswert über die bisherigen Renditen,
- 4) Wenigstens ein Verlust vorhanden.

Abbildung 3-2 zeigt den Programmablaufplan für die beiden Lösungsvarianten: mit mathematischem Programm (MP) oder iterativ. Für die zwei Methoden muss jedoch vorher der bisher größte Verlust mit Formel (3-24) bestimmt werden.

Bei der MP-Variante wird das mathematische Programm aus Formel (3-33) mit einem entsprechenden Solver gelöst. Als einzige Variable des MPs dient das f_h . Das Ergebnis des MP liefert den maximalen Wert der Zielfunktion (TWR_h^{max}) und das entsprechende f_h (f_h^*).

⁴² Um genauere Ergebnisse zu erhalten, können die Inkrementierungsschritte auf $\delta = 0,001$ verfeinert werden. Dies ist mit den heutigen Rechnern problemlos möglich.

Algorithmus 3-1: Berechnung der Optimal- f -Methode

Inputdaten:

- 1) R, \dots, R_{h-1} : $h - 1$ letzte Renditen,
- 2) K_{h-1} : Kapital bei Trade $h - 1$ (aktuelles Kapital),
- 3) q_h^{buy} : Kaufpreis bei Trade h ,
- 4) δ : Inkrementierungsschritt.

Schritte des Algorithmus:

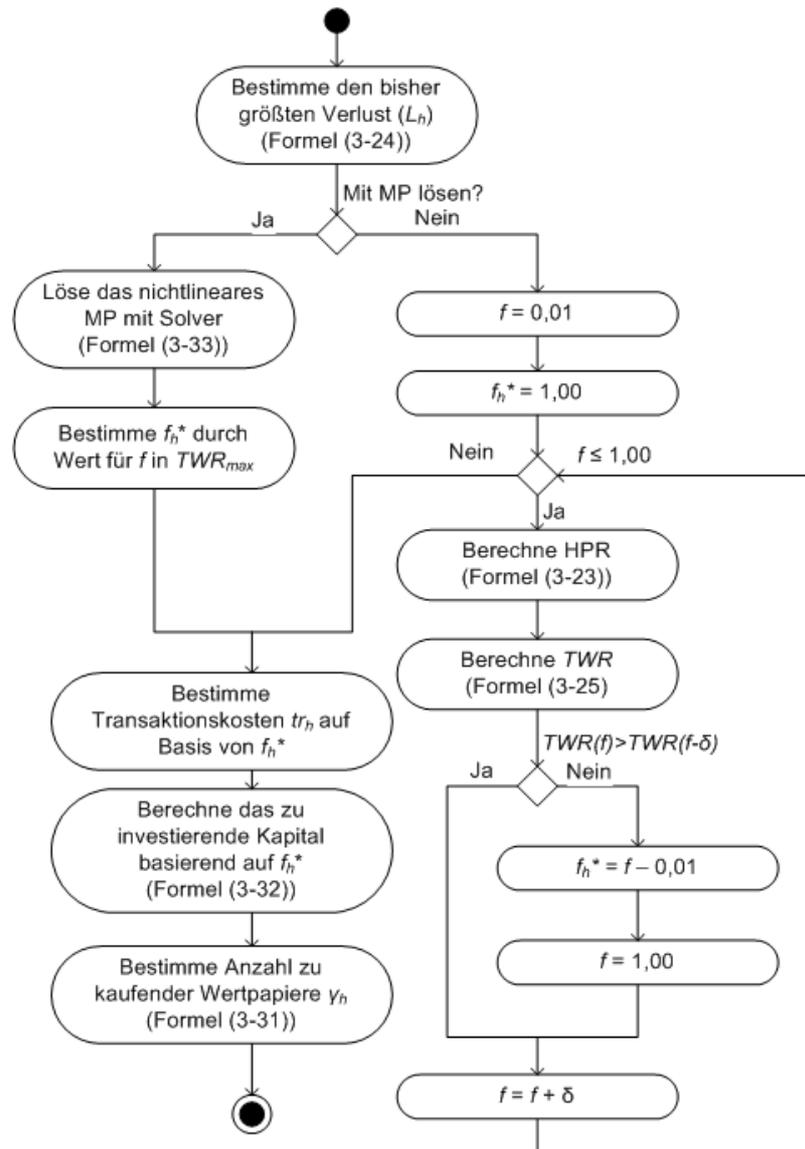


Abbildung 3-2: Programmablaufplan für die Optimal- f -Methode

Outputdaten:

Anzahl an zu kaufenden Wertpapieren für den Trade h .

Wird die iterative Variante gewählt muss der $TWR(f_h)$ für jeden Inkrementierungsschritt δ im Intervall $f_h \in [0,01; 1,0]$ berechnet werden. Die Schleife bricht ab, wenn $TWR(f_h) \leq TWR(f_h - \delta)$,

d.h. der Wert für TWR steigt nicht mehr. Läuft die Schleife durch bis $f_h = 1,00$, so wird $f_h^* = 1,00$ angenommen.

Könnte ein f_h^* ermittelt werden, werden für beide Varianten die expliziten Transaktionskosten, das zu investierende Kapital basierend auf f_h^* nach Formel (3-32) sowie daraus folgend die zu kaufenden Wertpapiere γ_h nach Formel (3-31) bestimmt. Das Ergebnis dieses Algorithmus ist γ_h .

Folgendes Beispiel dient als Verdeutlichung: Ausgehend von folgender Renditenzeitreihe mit Renditen $R_{(1,h-1)}$ [0,15; -0,1; 0,08; 0,02; -0,05], soll die optimale Anzahl an Assets bestimmt werden, die im nächsten Trade gehandelt werden sollen. Dazu wird zusätzlich das vorhandene Kapital mit $K_{h-1} = \$10.000$ und der Preis des zu kaufenden Assets $q_t = q_t^{buy} = \$19$ zum aktuellen Zeitpunkt t benötigt. Der größte Verlust L_h beläuft sich auf $L_h = -0,1$. Durch die Iteration über f ergibt das maximale TWR mit $TWR_h^{max} = 1,1372$ und $f_h^* = 0,26$. Dies heißt, dass 26 % des aktuellen Kapitals riskiert werden sollen. Daraus folgt ein Investitionsanteil von $\widehat{\varphi}_h^* = \frac{0,26}{0,1} = 2,6$ und weiterhin folgt durch $\widehat{\varphi}_h^* > 1$, dass ein Teil der Investition fremdfinanziert werden muss. Mit der Annahme, dass sich die expliziten Transaktionskosten auf \$10 belaufen, können

$$\widehat{\gamma}_h^{f^*} = -\frac{K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h}{L} = K_{h-1} \cdot \widehat{\varphi}_h^* + \frac{tr_h}{L_h} = 10.000 \cdot 2,6 + \frac{10}{-0,1} = \$25.900$$

(Formel (3-32)) investiert werden, was einem zu riskierenden Kapital von

$$\widetilde{\gamma}_h = K_{h-1} \cdot f_h^* = 10.000 \cdot 0,26 = \$2.600$$

entspricht. Um die Hebelwirkung der Optimal- f -Methode auszunutzen, wird in

$$\gamma_h = \left\lfloor \frac{\widehat{\gamma}_h^{f^*}}{q_h^{buy}} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{25.900}{19} \right\rfloor = [1.363,16] = 1.363$$

(Formel (3-31)) Assets investiert. Dies ergibt ein Investitionskapital von

$$\widehat{\gamma}_h = \gamma_h \cdot q_h^{buy} = 1.363 \cdot 19 = \$25.897.$$

Abbildung 3-3 zeigt der Verlauf des TWR über alle f . Dabei zeigt sich, dass sich das Maximum bei $f = 0,26$ befindet.

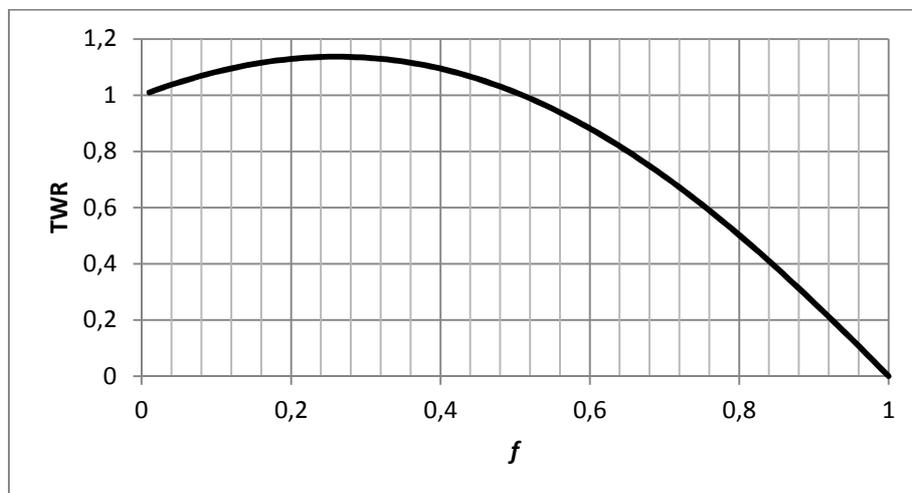


Abbildung 3-3: Verlauf des TWR für alle f

Die Optimal- f -Methode bietet eine gute Möglichkeit, das einzusetzende Volumen zu bestimmen. Vince hat die Methode in mehreren Büchern vorgestellt (Vince, 1990, 1992, 2007) und die Korrektheit seiner Berechnungen bewiesen. Trotzdem weist die Methode einige Schwachstellen auf, die im Folgenden beschrieben werden:

1) *Negativer Erwartungswert*

Die Optimal- f -Methode von Vince basiert auf dem Kelly-Kriterium. Deshalb gilt ebenso, dass die Optimal- f -Methode nur bei positivem Erwartungswert anwendbar ist. Würde $E[R_{h-1}] < 0$ gelten, folge daraus $\forall f_h \in [0,1; 1,0]: \prod_{h'=1}^{h-1} \left(1 + f_h \cdot \frac{R_{h'}}{-L_h}\right) < 1$. Somit müsste TWR_h^{max} ebenfalls kleiner 1 sein. Das würde bedeuten, dass erwartet werden würde, dass ein Verlust auftritt, was durch $E[R_{h-1}] < 0$ offensichtlich ist. In diesem Fall kann der Trader entweder short gehen oder er sollte vollständig auf die Optimal- f -Methode verzichten und auf andere Money-Management-Methoden ausweichen.⁴³

2) *Anzahl an vorhandenen Renditen*

Das Ergebnis der Optimal- f -Methode ist stark abhängig von der Anzahl an historischen Renditen, die für die Berechnung von f_h^* in Betracht gezogen werden. Bei einer sehr kleinen Anzahl an Renditen fallen die Schwankungen zwischen f_{h-1}^* und f_h^* größer aus, d.h. f_h^* ist sehr volatil. Umgekehrt findet fast überhaupt keine Volatilität mehr statt, wenn zu viele Renditen für die Berechnung verwendet werden. Insofern muss ein guter Mittelweg gefunden werden.

3) *Nur positive Renditen*

Sind nur positive Renditen für die Berechnung von f_h^* vorhanden, so kann der größte bisherige Verlust L_h nicht korrekt berechnet werden, da noch keine Verluste erzielt wurden. Somit ist nicht gewährleistet, dass $\widehat{\varphi}_h^*$ der Anteil des Kapitals ist, der investiert werden soll. Da $L_h > 0$, folgt, dass $\widehat{\varphi}_h^* < 0$. Auch in diesem Fall sollte auf eine andere Money-Management-Methode zurückgegriffen werden.

4) *TWR_h^{max} ist nicht optimal für zukünftige Renditen*

Der Wert für TWR_h^{max} stellt keine realisierte Rendite dar. Somit bezieht sich der Wert auf die in der Vergangenheit erzielten Renditen und ist auf diesen Daten optimal. Doch damit ist der ermittelte Wert nicht optimal für zukünftige Renditen.

5) *Historisch größter Verlust*

f_h^* basiert auf dem historisch schlechtesten Trade L_h . Es wird angenommen, dass dieser auch in der Zukunft der größte Verlust sein wird, was jedoch in der Praxis nicht der Fall sein muss (Zamansky & Stendahl, 1998, S. 3). Tritt nun in der Zukunft ein größerer Verlust auf, so ergibt das errechnete f_h^* einen zu großen Anteil des Kapitals, das riskiert werden soll. Es kommt zum Overtrading, d.h. es wird mehr Kapital als nötig riskiert. Eine mögliche Folge daraus könnte sein, dass größere Verluste entstehen. Durch die Eigenschaft der Optimal- f -Methode, dass das geometrische Wachstum der Rendite zu einer sehr großen Anzahl an zu kaufenden Assets führt, können auf der anderen Seite Verluste in unangemessener Höhe auftreten. Um diesen Effekt abzuschwächen, wurde von Zamansky et al. (Zamansky & Stendahl, 1998) die Secure- f -Methode entwickelt.

⁴³ Eine andere Vorgehensweise wäre, den kleinsten Wert für f_h^* , d.h. $f_h^* = \min(f)$ zu verwenden. Dabei ist jedoch zu beachten, dass es durch nur minimalen Einsatz schwer wird, einen positiven Erwartungswert über alle bisherigen Renditen zu erreichen.

3.4.4.3 Secure-f-Methode

Die Secure-f-Methode hat das Ziel, die Aggressivität der Optimal-f-Methode abzuschwächen. Das Ergebnis der Secure-f-Methode ist f_h^S , das, wie das f_h^* bei der Optimal-f-Methode, den Anteil des zu riskierenden Kapitals darstellt. Dabei gilt stets $f_h^S \leq f_h^*$. Zamansky et al. haben im Jahre 1998 in ihrer Arbeit „Secure-fractional Money Management“ die Secure-f-Methode als Erste eingeführt (Zamansky & Stendahl, 1998). Sie gehen davon aus, dass der historisch größte Verlust L_h , der das Risikomaß der Optimal-f-Methode darstellt, zu aggressiv gegenüber der Risikoeinstellung des Traders ist. Deshalb definieren sie einen für den Trade h maximal akzeptierten Drawdown MAD_h , der vom Trader persönlich nach seiner eigenen Risikoeinstellung angegeben wird. Dabei gilt $MAD_h < -L_h$ mit $MAD_h > 0$ und $L_h < 0$. Daraus folgt, dass f_h^S gegenüber f_h^* kleiner sein muss, da weniger Risiko akzeptiert wird und somit weniger Kapital riskiert werden darf, was zu kleineren Drawdowns als bei der Optimal-f-Methode (Zamansky & Stendahl, 1998, S. 4) führt.

Der Algorithmus *secureF* wird im Folgenden veranschaulicht (vgl. Algorithmus 3-2). Es gelten die gleichen Vorbedingungen wie beim Algorithmus für Optimal-f. Außerdem werden die gleichen Eingabedaten benötigt, ergänzt um den maximal akzeptierten Drawdown MAD_h des Investors. Bereits an dieser Stelle wird darauf aufmerksam gemacht, dass der Algorithmus 3-2 von (Zamansky & Stendahl, 1998) stark vereinfacht werden kann. Er wird jedoch der Vollständigkeit halber angegeben.

Abbildung 3-4 zeigt den Programmablaufplan zur Berechnung von f_h^S . Zunächst wird das Optimal-f (f_h^*) gemäß den Vorgaben von Vince (Formel (3-28) und Algorithmus 3-1) berechnet. Das f_h^* bildet die Basis für die weiteren Schritte ($f = f_h^*$). Der maximale Drawdown MDD wird mit $-L_h$ initialisiert, da der Drawdown im Fall $f = f_h^*$ bei $-L_h$ liegt. Sollte ein größerer Drawdown akzeptiert werden als bei der Optimal-f-Methode verwendet wurde, wird der Algorithmus abgebrochen und das Secure-f entspricht dem Optimal-f. Wird weniger Drawdown akzeptiert, muss der neue Wert für f bestimmt werden, indem die Variable f sukzessive um den Dekrementierungsschritt δ verringert wird. In jeder Iteration wird der maximale Drawdown MDD mit dem neuen f als Inputvariable berechnet:

$$MDD(f) = \frac{K_{h-1} \cdot f - tr_h}{\widehat{Y}_h^{f^*}} \quad (3-34)$$

Für die Berechnung des MDD wird auf das zu investierende Kapitel $\widehat{Y}_h^{f^*}$ (Formel (3-32)) zurückgegriffen, welches über die gesamten Iterationen konstant bleibt. Solange der MDD größer als der MAD_h ist, wird f dekrementiert. Hat der MDD den MAD_h unterschritten, wird der TWR für das betreffende f und dem angegebenen MAD_h mit $TWR(f, -MAD_h)^{44}$ berechnet und abgespeichert. Die Iteration über f läuft so lange bis $f \leq 0$. Danach wird aus allen ermittelten TWR das Maximum ermittelt. Das dort verwendete f bezeichnet das gesuchte f_h^S :

$$f_h^S = \arg \max_{f_h \in [0,01;1,0]} \left(\prod_{h'=1}^{h-1} \left(1 + f_h \cdot \left(\frac{R_{h'}}{-MAD_h} \right) \right) \right) \text{ mit } MDD_h(f) \leq MAD_h \quad (3-35)$$

Mit dieser Methode wird das f_h gefunden, das TWR_h^{max} liefert mit $MDD_h(f) \leq MAD_h$. Nachdem f_h^S ermittelt wurde, werden wie bei der Optimal-f-Methode die expliziten Transaktionskosten, das zu

⁴⁴ Beim $TWR(f, -MAD_h)$ wird nicht der größte bisherige Verlust L_h als Risikomaß verwendet, sondern der vom Trader angegebene MAD_h . Dabei ist zu beachten, dass der MAD_h negiert werden muss, da $L_h < 0$.

investierende Kapital basierend auf f_h^s nach Formel (3-32) sowie daraus folgend die zu kaufenden Wertpapiere γ_h nach Formel (3-31) bestimmt. Das Ergebnis dieses Algorithmus ist ebenfalls γ_h .

Algorithmus 3-2: Berechnung der Secure- f -Methode (Variante nach Zamansky & Stendahl)

Inputdaten:

- 1) R, \dots, R_{h-1} : $h - 1$ letzte Renditen,
- 2) K_{h-1} : Kapital bei Trade $h - 1$ (aktuelles Kapital),
- 3) q_h^{buy} : Kaufpreis bei Trade h ,
- 4) δ : Dekrementierungsschritt,
- 5) MAD_h : maximal akzeptierter Drawdown bei Trade h .

Schritte des Algorithmus:

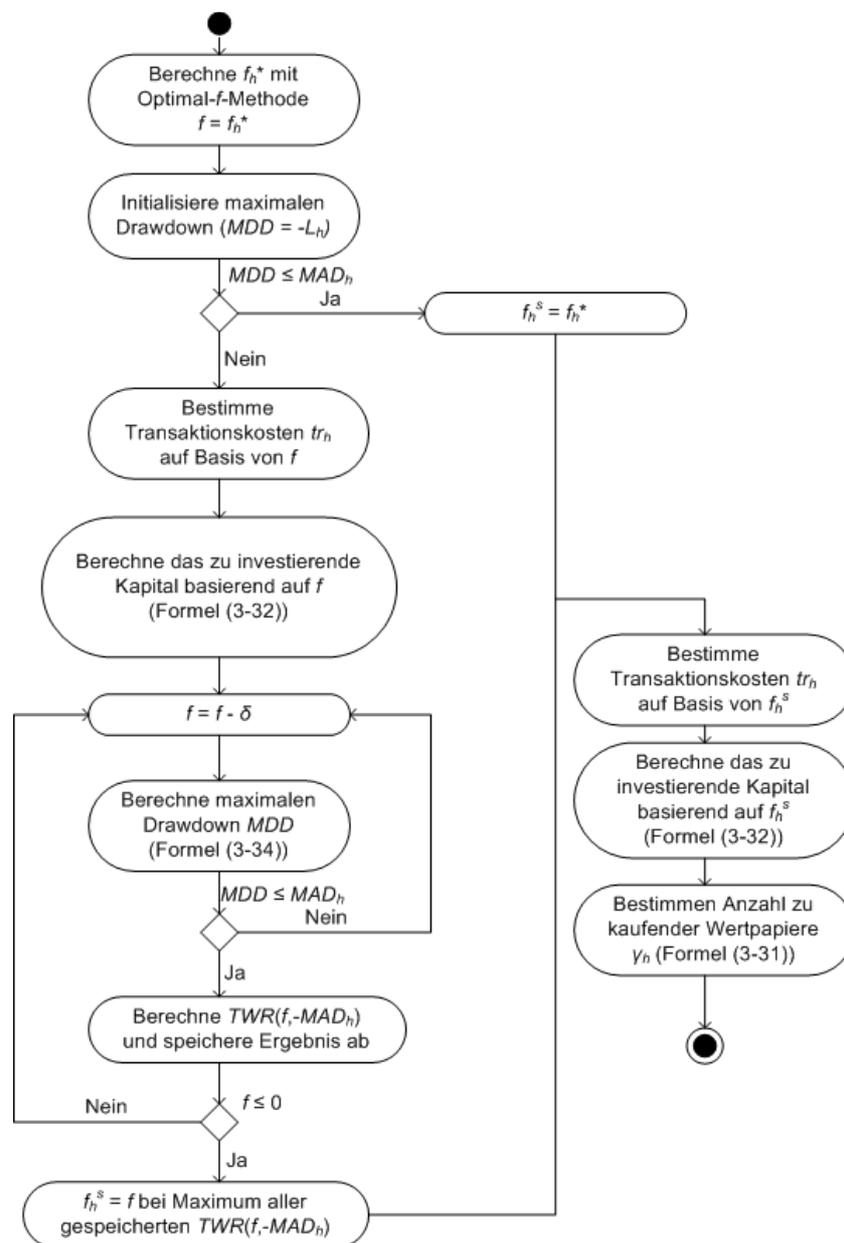


Abbildung 3-4: Programmablaufplan für die Secure- f -Methode (nach Zamansky et al., 1998)

Outputdaten:

Anzahl an zu kaufenden Wertpapieren für den Trade h .

Ryan Jones stellt in seinem Buch „The trading game“ ebenfalls die Secure- f -Methode vor (Jones, 1999, S. 73f). Er geht jedoch nicht davon aus, dass der Trader einen maximal akzeptierbaren Drawdown angibt, sondern dieser annimmt, dass in der Zukunft ein höherer Drawdown DD_h zu verzeichnen sein wird als der größte bisherige Verlust L_h .

In einem ersten Schritt muss der Trader, ähnlich wie bei der Vorgehensweise von Zamansky et al., eine Eingabe tätigen. In diesem Fall gibt er den erwarteten Drawdown DD_h mit $DD_h > 0$ an. Nachdem das f_h^* berechnet wurde, wird überprüft, ob der angegebene Drawdown größer oder kleiner ist als der größte bisherige Verlust. Ist $DD_h < -L_h$, wird angenommen, dass kein größerer Verlust in der Zukunft auftreten wird und deshalb entspricht $f_h^S = f_h^*$. Im anderen Fall wird f_h^* mit dem Verhältnis zwischen $-L$ und DD multipliziert, was zu einem kleineren Wert für f_h^S führt (vgl. Formel (3-36)):

$$f_h^S = \frac{-L_h}{DD_h} * f_h^* \quad (3-36)$$

Abbildung 3-5 bildet den Algorithmus für die Secure- f -Methode nach Jones als Programmablaufplan ab (vgl. Algorithmus 3-3). Die Voraussetzungen für die Ausführung dieses Algorithmus sind die gleichen, wie bei der Variante von Zamansky et al. Als Eingabedaten wird anstatt des maximal akzeptierten Drawdowns MAD_h der erwartete Drawdown DD_h benötigt. Diese beiden Werte stehen mit dem größten bisherigen Verlust L_h in Verbindung. Dies soll an einem Beispiel verdeutlicht werden:

Bei der Annahme, dass nur halb so viel Risiko akzeptiert werden soll, beläuft sich der MAD_h auf $MAD_h = \frac{-L_h}{2}$. Im Gegensatz dazu kann ebenfalls angenommen, dass in Zukunft ein Drawdown vorkommt, der doppelt so hoch ausfällt wie der bisher größte Verlust, d.h. $DD_h = -L_h \cdot 2$. Ob der Trader weniger Risiko zulässt oder annimmt, dass in Zukunft ein im gleichen Verhältnis größerer Drawdown zu verzeichnen sein könnte, führen zum gleichen Ergebnis. Somit folgt:

$$\frac{MAD_h}{-L_h} = \frac{-L_h}{DD_h} \quad (3-37)$$

Die beiden Secure- f -Methoden lösen das gleiche Problem. Dabei zeigt das Vorgehen von Zamansky et al. eine unnötige Komplexität, da der erste zu berechnende TWR automatisch der größte Wert sein muss. Somit berechnen die beiden Varianten das gleiche Ergebnis, wenn bei Algorithmus 3-2 $MDD(f) = MAD_h$ gilt, was den größten TWR darstellt. Dies soll im Folgenden gezeigt werden. Dabei wird angenommen, dass keine expliziten Transaktionskosten betrachtet werden:

Zu zeigen $f_h^S = \frac{\widehat{Y}_k^{f^*} \cdot MDD(f) + tr_h}{K_{h-1}} = \frac{-L_h}{DD_h} \cdot f_h^*$ mit $MDD(f) = MAD_h$ und $tr_h = 0$ (vgl. Formeln (3-32) und (3-36))

$$f_h^S = \frac{\widehat{Y}_h^{f^*} \cdot MDD(f) + tr_h}{K_{h-1}}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h}{-L_h} \cdot MAD_h + tr_h \\
(3-32) \quad &= \frac{K_{h-1}}{K_{h-1}} \cdot \frac{K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h}{-L_h} \cdot MAD_h + tr_h \\
&= \frac{K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h}{-L_h} \cdot MAD_h \\
tr_h=0 \quad &= \frac{K_{h-1} \cdot f_h^*}{-L_h} \cdot MAD_h \\
&= \frac{f_h^* \cdot MAD_h}{-L_h} \\
&= \frac{-L_h}{(3-37) DD_h} \cdot f_h^* \quad \blacksquare
\end{aligned}$$

Die Formel (3-36) von Jones kann um explizite Transaktionskosten erweitert werden und ist somit allgemein anwendbar:

$$f_h^S = \frac{(K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h) \cdot (-L_h)}{DD_h \cdot K_{h-1}} + \frac{tr_h}{K_{h-1}} \quad (3-38)$$

Wegen der Beziehung aus Formel (3-37) kann f_h^S ebenfalls anhand des MAD_h bestimmt werden:

$$f_h^S = \frac{(K_{h-1} \cdot f_h^* - tr_h) \cdot MAD_h}{-L_h \cdot K_{h-1}} + \frac{tr_h}{K_{h-1}} \quad (3-39)$$

3.4.4.4 Optimal-f- vs. Secure-f-Methode

Beide Verfahren setzen grundsätzlich voraus, dass ein positiver Erwartungswert der zu Grunde liegenden historischen Renditen vorliegt. Anderenfalls sind die beiden Verfahren nicht anwendbar. Da diese Verfahren über die Berechnung einer Extremstelle einer geometrischen Funktion definiert sind, steigt der Gewinn aber im Gegensatz auch der Verlust geometrisch an. Weil es sich bei den beiden Verfahren um Hebelprodukte handelt, ist bei deren Einsatz Vorsicht geboten. Eine zusätzliche Schwierigkeit bei der Secure-f-Methode ist die realistische Einschätzung des erwarteten zukünftigen Drawdowns sowie die eigene Risikoeinschätzung bei der Definition des maximal akzeptierten Drawdowns. Trotzdem sollte die Secure-f-Methode der Optimal-f-Methode vorgezogen werden, wenn angenommen werden kann, dass in Zukunft der größte bisherige Verlust überschritten wird bzw. die eigene Risikobereitschaft unter der des bisher größten Verlustes liegt. Wird dennoch die Optimal-f-Methode angewendet, wächst das Risiko des Overtrading. Die Gefahr des Überhebelns verkleinert sich durch die Verwendung der Secure-f-Methode.

Allgemein können die Vor- und Nachteile der Fixed-Fractional-Methoden folgendermaßen zusammengefasst werden (vgl. (Jones, 1999, S. 81)):

Vorteile

- 1) Beim Investieren höherer Beträge (größeres f) ist ein geometrisches Wachstum des Kapitals möglich;
- 2) Durch Investieren kleinerer Beträge (kleineres f) bleibt das eingegangene Risiko überschaubar.

Nachteile

- 1) Bei größeren Investitionen wird das Kapital einem enormen Risiko ausgesetzt;
- 2) Bei kleineren Investitionen dauert es sehr lange, bis ein nennenswerter Zuwachs des Kapitals zu verzeichnen ist;

- 3) Wird ein dazwischenliegender Betrag investiert, so wird die Ertragsmöglichkeit mit dem Risikopotential nicht korrekt bewertet.

Diese Nachteile, die die Fixed-Fractional-Methoden mit sich bringen, haben Jones (Jones, 1999) dazu veranlasst, eine weitere Money-Management-Methode zu entwickeln, die diese beheben soll.

Algorithmus 3-3: Berechnung der Secure- f -Methode (Variante von Jones)

Inputdaten:

- 1) R, \dots, R_{h-1} : $h - 1$ letzte Renditen,
- 2) K_{h-1} : Kapital bei Trade $h - 1$ (aktuelles Kapital),
- 3) q_h^{buy} : Kaufpreis bei Trade h ,
- 4) DD_h : erwarteter Drawdown bei Trade h .

Schritte des Algorithmus:

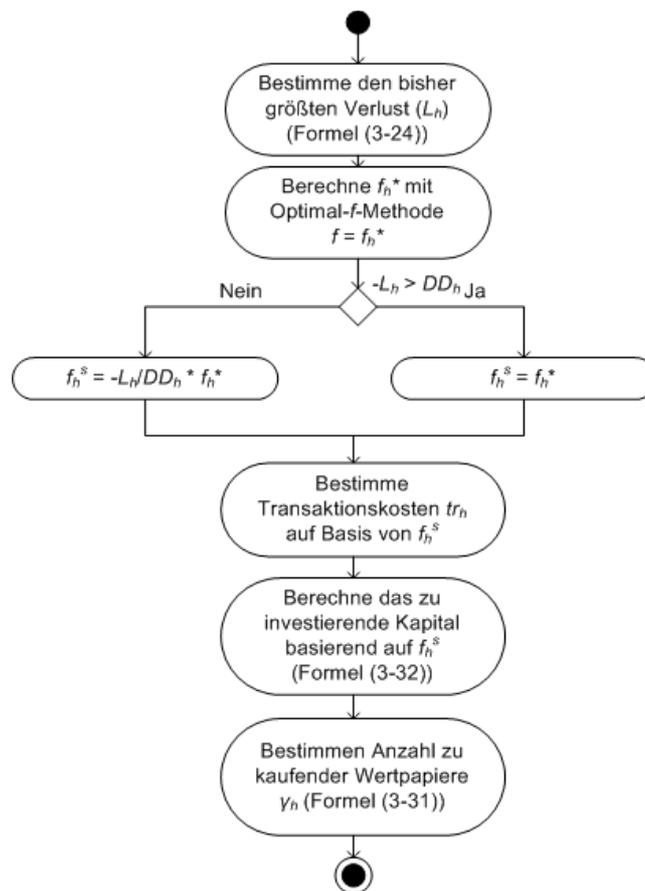


Abbildung 3-5: Programmablaufplan für die Secure- f -Methode (nach Jones, 1999)

Outputdaten:

Anzahl an zu kaufenden Wertpapieren für den Trade h .

3.4.5 Fixed-Ratio-Methode

Ryan Jones (Jones, 1999) ist ein starker Kritiker der Fixed-Fractional-Methoden. Er bemängelt den fehlenden Ausgleich zwischen Ertrag und Risiko („Risk and Reward“). Die Fixed-Fractional-Methoden betrachten entweder nur den Ertrag, d.h. der Ertrag soll maximiert werden, wobei die möglichen Drawdowns in ungeahnte Höhen abdriften, oder nur das Risiko, d.h. das Risiko soll minimiert werden, wobei der mögliche Ertrag vernachlässigt wird und somit keine nennenswerten Gewinne bzw. Kapitalzuwächse zu verzeichnen sind.

Daraus folgt, dass es bei kleinerem vorhandenem Kapital (was meistens am Anfang des Handelsprozesses der Fall ist) und beim Riskieren eines angemessenen Anteils des Kapitals sehr lange dauert bis von der Money-Management-Methode profitiert werden kann. Erst später, wenn viel Kapital angehäuft wurde, lohnt sich das Traden nach dieser Money-Management-Methode (vgl. (Jones, 1999, S. 81f)).

Die Idee von Jones besteht darin, dass die Anzahl der zu kaufenden Assets um eine Einheit erhöht wird, sobald der Gewinn steigt und eine definierte obere Grenze durchstößt. Im Gegensatz dazu wird die Anzahl der zu kaufenden Assets um eine Einheit verringert, wenn der Gewinn unter eine definierte untere Grenze fällt. Diese oberen und unteren Grenzen werden durch den Wert „delta“ (Δ) festgesetzt. Je größer Δ festgesetzt wird, desto langsamer wächst die Anzahl an zu kaufenden Assets. Somit dauert es bei großem Δ länger bis nennenswerte Gewinne verzeichnet werden können. Dies stellt einen eher konservativen Ansatz dar. Bei einem klein gewählten Δ sind die Hürden kleiner gewählt und somit wird schneller in mehr Assets investiert. Bei wenig Kapital und einem positiven Erwartungswert ist diese Variante zu bevorzugen (vgl. (Skyba, 2012, S. 5)).

Δ stellt eine subjektive Variable dar und hängt von der Risikopräferenz des Traders ab. Je kleiner Δ , desto risikofreudiger ist der Trader einzustufen. Skyba schlägt den historisch größten Drawdown pro Asset, den durchschnittlichen Drawdown pro Asset oder den größten Verlusttrade als Wert für Δ vor (vgl. (Skyba, 2012, S. 5)).

Die oberen bzw. unteren Grenzen ω (mit $\omega \in \mathbb{N}$), bei denen die Anzahl der Assets steigt bzw. fällt, werden rekursiv berechnet durch:

$$\Lambda_{\omega} = \Lambda_{\omega-1} + (\omega - 1) \cdot \Delta \text{ mit } \Lambda_1 = 0 \quad (3-40)$$

Dabei bezeichnet Λ_{ω} die Höhe des Gesamtgewinns, der erreicht werden muss, um die Anzahl der Assets erhöhen zu dürfen. Da der Gesamtgewinn die Basis für die Berechnung darstellt, wird Λ_1 mit 0 initialisiert, da am Anfang noch kein Gewinn oder Verlust vorliegt⁴⁵.

Für die Anzahl der zu handelnden Assets gilt:

$$\gamma_{\omega} = \gamma_{\omega-1} + \delta \text{ mit } \gamma_1 = \gamma^{min} \quad (3-41)$$

Mit δ wird die Größe der Differenz zwischen $\gamma_{\omega-1}$ und γ_{ω} angegeben. γ^{min} stellt die Mindestanzahl an Assets dar, die gehandelt werden dürfen.

⁴⁵ Im Allgemeinen muss Λ_1 jedoch nicht gleich 0 sein. An dieser Stelle wird davon ausgegangen, dass es sich beim Basiswert, der dem Λ_{ω} unterliegt, um den realisierten Gewinn handelt. Eine weitere Möglichkeit wäre das Kapital, das benötigt wird, um δ Assets mehr zu handeln. Aber auch hier wird nur die Veränderung des Kapitals anhand des Gewinns für die Berechnung der zu handelnden Assets γ_{ω} berücksichtigt. Deshalb kann die gesamte Berechnung auf den Gewinn beschränkt werden.

	$\gamma^{min} = 1, \delta = 1, \Lambda_1 = 0$		$\gamma^{min} = 1.000, \delta = 100, \Lambda_1 = 60.000$	
ω	Λ_ω	γ_ω	Λ_ω	γ_ω
1	0	1	60.000	1.000
2	1.500	2	61.500	1.100
3	4.500	3	64.500	1.200
4	9.000	4	69.000	1.300
5	15.000	5	75.000	1.400
6	22.500	6	82.500	1.500

(a) (b)

Tabelle 3-6: Anwendung der Fixed-Ratio-Methode mit $\Delta=1.500$

Tabelle 3-6 zeigt zwei Beispiele. Die Berechnungen von Λ_ω und γ_ω werden gemäß den Formeln (3-40) und (3-41) durchgeführt. In Teil (a) wird als Basiswert für Λ_ω der Gewinn verwendet, deshalb $\Lambda_1 = 0$. Mit $\Delta = 1.500$ können ab einem Gewinn von \$9.000 4 Assets gehandelt werden. In Teil (b) wird als Basiswert ein vorhandenes Kapital über \$60.000 angenommen. Außerdem dürfen ab einem Kapital von \$60.000 mindestens 1.000 Assets (γ^{min}) gehandelt werden. Mit jeder Stufe ω dürfen $\delta = 100$ Assets mehr gekauft werden. Beim Vergleich der Λ_ω in Teil (a) und (b) zeigt sich, dass der benötigte Zuwachs an Kapital äquivalent zum erzielten Gewinn ist.

Um die Fixed-Ratio-Methode als Money-Management nutzen zu können, muss das Ergebnis aller Berechnungen die Anzahl an Assets γ sein, die gehandelt werden sollen. Dafür werden die rekursiven Formeln (3-40) und (3-41) verwendet und in eine explizite Formulierung umgewandelt. Die Umformulierung wird in zwei Schritten durchgeführt:

- 1) Bestimmen der Ebene ω , die anhand des erzielten Gewinns zutrifft;
- 2) Ermitteln der zu handelnden Assets γ_ω .

Als Basis für das Bestimmen der korrekten Ebene ω dient die Formel (3-40). Zuerst wird eine explizite Form hergeleitet.

$$\begin{aligned}
 \Lambda_\omega &= \Lambda_{\omega-1} + (\omega - 1) \cdot \Delta \\
 &= \Lambda_1 + \Delta + 2 \cdot \Delta + \dots + (\omega - 1) \cdot \Delta \\
 &= \Lambda_1 + \Delta \cdot \sum_{i=1}^{\omega-1} i = \Lambda_1 + \Delta \cdot \left(\sum_{i=1}^{\omega} i \right) - \omega \\
 &= \Lambda_1 + \Delta \cdot \frac{\omega \cdot (\omega + 1)}{2} - \omega = \Lambda_1 + \Delta \cdot \frac{\omega^2 + \omega}{2} - \frac{2 \cdot \omega}{2} \\
 &= \Lambda_1 + \Delta \cdot \frac{\omega^2 - \omega}{2}
 \end{aligned}$$

Da Λ_1 im allgemeinen Fall das Anfangskapital K_0 und Λ_ω das Kapital zu einem späteren Zeitpunkt mit der absoluten Rendite $K_0 + \Gamma$ darstellt, kann die explizite Form umgeschrieben werden in:

$$K_0 + \Gamma = K_0 + \Delta \cdot \frac{\omega^2 - \omega}{2} \Leftrightarrow \Gamma = \Delta \cdot \frac{\omega^2 - \omega}{2}$$

Im Folgenden wird diese Gleichung nach ω aufgelöst. Da es sich um eine quadratische Gleichung handelt, ergeben sich zwei Lösungen⁴⁶:

$$\omega_1 = \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\Delta + \sqrt{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}}{\Delta} \right) \text{ und } \omega_2 = -\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{-\Delta + \sqrt{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}}{\Delta} \right)$$

ω_2 kann sofort verworfen werden, da $\omega_2 \leq 0 \forall \omega_2$. Somit bleibt nur eine Lösung, welche durch Umformung folgendermaßen vereinfacht werden kann:

$$\begin{aligned} \omega &= \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\Delta + \sqrt{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}}{\Delta} \right) \\ &= \frac{1}{2} \cdot \left(\frac{\Delta}{\Delta} + \frac{\sqrt{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}}{\Delta} \right) = \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \frac{\sqrt{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}}{\sqrt{\Delta^2}} \right) \\ &= \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \sqrt{\frac{\Delta^2 + 8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}{\Delta^2}} \right) = \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \sqrt{\frac{\Delta^2}{\Delta^2} + \frac{8 \cdot \Delta \cdot \Gamma}{\Delta^2}} \right) \\ &= \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \sqrt{1 + 8 \cdot \frac{\Gamma}{\Delta}} \right) \end{aligned}$$

Da es sich bei ω um die Ebene in der Fixed-Ratio-Tabelle handelt, muss es sich um eine ganze Zahl handeln:

$$\omega = \left\lfloor \frac{1}{2} \cdot \left(1 + \sqrt{1 + 8 \cdot \frac{\Gamma}{\Delta}} \right) \right\rfloor \quad (3-42)$$

Formel (3-41) dient nun als Ausgangspunkt für die Berechnung der zu handelnden Assets. Die Lösung des zweiten Schrittes erfolgt mit der Herleitung der expliziten Formel:

$$\begin{aligned} \gamma_\omega &= \gamma_{\omega-1} + \delta \\ &= \gamma_1 + \sum_{i=1}^{\omega-1} \delta \\ &= \gamma^{min} + (\omega - 1) \cdot \delta \end{aligned} \quad (3-43)$$

Mithilfe der Berechnungsvorschriften (3-42) und (3-43) wird das Ergebnis der Fixed-Ratio-Methode ermittelt.

Die Fixed-Ratio-Methode zeigt neben den Vorteilen gegenüber den Fixed-Fractional-Methoden aber auch einige Nachteile. Einige werden im Folgenden aufgezeigt:

Vorteile:

- 1) Während bei den Fixed-Fractional-Methoden zu Beginn nur sehr wenig Bewegung beim Positionsmanagement zu verzeichnen ist, steigt diese später bei größeren Gewinnen umso

⁴⁶ Die Lösungen ω_1 und ω_2 wurden mit dem Computeralgebrasystem *Maple 12* berechnet mit `solve(R=d*((w^2-w)/2),w)`.

schneller an. Bei der Fixed-Ratio-Methode verhält sich dieser Anstieg nicht variabel sondern bleibt konstant⁴⁷, was durch das angegebene Δ gesteuert wird. Dies führt zu dem Vorteil, dass das Money-Management bereits früher als bei den Fixed-Fractional-Methoden greift;

- 2) Da die Assetanzahl bei größeren Beträgen langsamer steigt, verringert sich das Risiko bei jedem Trade.

Nachteile:

- 1) Der Vorteil, dass bei größeren Investitionen das eingegangene Risiko sinkt, stellt auf der anderen Seite ein Nachteil dar, weil das Kapital extrem steigen muss, um die Anzahl der zu investierenden Assets zu erhöhen;
- 2) Da der Trader bereits zu Beginn, d.h. bei geringerem Kapital, von der Fixed-Ratio-Methode profitieren kann, ist gerade in dieser Phase das Risiko höher als bei den Fixed-Fractional-Methoden. Sollte es gerade am Anfang zu größeren Drawdowns kommen, ist ein Wechsel zu einer anderen Money-Management-Methode ratsam, um die drohenden Verluste abzumildern.

3.5 Zusammenfassung

Es hat sich gezeigt, dass das Money-Management eine wichtige Funktion beim Handeln einnimmt, obwohl viele wissenschaftliche Beiträge diesen Aspekt ignorieren. Die einzige Money-Management-Strategie, die im Rahmen des Handels mit Wertpapieren eingesetzt werden kann, ist die small-anti-martingale Strategie und die sich darin vereinigenden Methoden.

Ein bis jetzt ungelöstes Problem stellt die Anzahl der historischen Renditen dar, welche für die Berechnung des *HPR* bzw. *TWR* im Rahmen der *Optimal-f*- und *Secure-f*-Methoden herangezogen werden. Vince gibt in keinem seiner Bücher und Artikel darüber Auskunft. Das Problem zeigt sich in zweierlei Weise:

- 1) Werden zu wenige Renditen in die Berechnung mit einbezogen, sind große Sprünge im Wert von f^* zu erwarten, wenn eine Rendite hinzukommt;
- 2) Bei zu vielen Renditen besteht hingegen die Gefahr, dass sich der Wert von f^* nicht mehr verändert, da zusätzliche Renditen keinen nennenswerten Einfluss auf das *TWR* haben werden.

Somit stellt sich das Problem, wie viele historische Renditen minimal und maximal benötigt werden, um die *Optimal-f*-Methode effektiv nutzen zu können. Zu diesem Zweck wird im Folgenden ein Algorithmus vorgestellt, welcher die obere und untere Schranke für die Anzahl an zulässigen Renditen bestimmt. Abbildung 3-6 zeigt einen Programmablaufplan dieses Algorithmus.

Die gesamten Berechnungen werden u -Mal mit $1 \leq v \leq u$ wiederholt, um am Ende eine durchschnittliche untere und obere Schranke n^{\min} und n^{\max} als Ergebnis zu liefern.

Als Basis für den Algorithmus dienen Renditen R_h mit $1 \leq h \leq H$, welche nach den vier empirischen Momenten μ, σ, ν und κ verteilt sind⁴⁸. Die *Optimal-f*-Methode wird $H - 1$ -mal auf alle Renditen R_h mit $h \leq w$ und $w = 2, \dots, H$ angewendet und gibt f_w^* als Ergebnis aus. Anschließend werden die Differenzen zwischen den benachbarten f_w^* mit $\Delta_w = f_{w+1}^* - f_w^*$ berechnet. Somit wird festgestellt,

⁴⁷ Deshalb der Name „fixed ratio“.

⁴⁸ Die unabhängigen und identisch verteilten Renditen werden mit dem *R*-Befehl `rpearson(H, μ, σ, ν, κ)` aus dem Paket *PearsonDS* automatisch erzeugt.

wie die Optimal- f -Methode auf eine zusätzliche Rendite reagiert. Um die großen Sprünge bei zu wenigen Renditen aus Δ_w herauszufiltern wird das p - und $1 - p$ -Quantil (Q_p und Q_{1-p}) mit $p = 0,05$ bestimmt. Auf der einen Seite werden alle Δ_w , welche kleiner (größer) als Q_p (Q_{1-p}) sind, aus Δ_w gelöscht. Auf der anderen Seite werden alle $\Delta_w = 0$ mit $w' \leq w \leq H$ gelöscht, wobei Δ_w , die letzte Differenz darstellt, welche ungleich Null ist. Dies bedeutet, dass alle Δ_w ignoriert werden, ab denen keine Änderungen mehr bei f_w^* festgestellt werden konnten. Die untere Schranke n_v^{min} bezeichnet den kleinsten übriggebliebenen Wert für w : $n_v^{min} = \min(w)$. Die obere Schranke n_v^{max} wird durch den größten übriggebliebenen Wert für w festgelegt: $n_v^{max} = \max(w)$.

Über alle n_v^{min} und n_v^{max} mit $1 \leq v \leq u$ werden jeweils das arithmetische Mittel, n^{min} und n^{max} , gebildet, die die Ausgabedaten des Algorithmus darstellen. Daraus folgt, dass die Anzahl an Renditen, welche für die Optimal- f -Methode herangezogen werden, zwischen n^{min} und n^{max} liegen soll. In Kapitel 6.5.7 kommt dieser Algorithmus zum Einsatz.

In diesem Kapitel wurde dargestellt, wie groß der Einsatz beim Kauf einer Position sein soll. Im nächsten Kapitel soll die Frage beantwortet werden, wann gekauft oder verkauft werden soll. Dazu werden Algorithmen verwendet, welche speziell zum Berechnen solcher Einstiegs- und Ausstiegszeitpunkten konzipiert sind, den *Trading-Algorithmen*.

Algorithmus 3-4: Berechnung der Anzahl an Renditen für die Optimal- f -Methode

Inputdaten:

- 1) die vier empirischen Momente μ, σ, ν und κ , wobei $\mu > 0$, da ansonsten die Optimal- f -Methode nicht angewendet werden kann,
- 2) H : Anzahl an betrachteten Renditen,
- 3) u : Anzahl an Wiederholungen des Algorithmus,
- 4) p : Wahrscheinlichkeit zum Berechnen der Quantile Q_p und Q_{1-p} .

Schritte des Algorithmus:

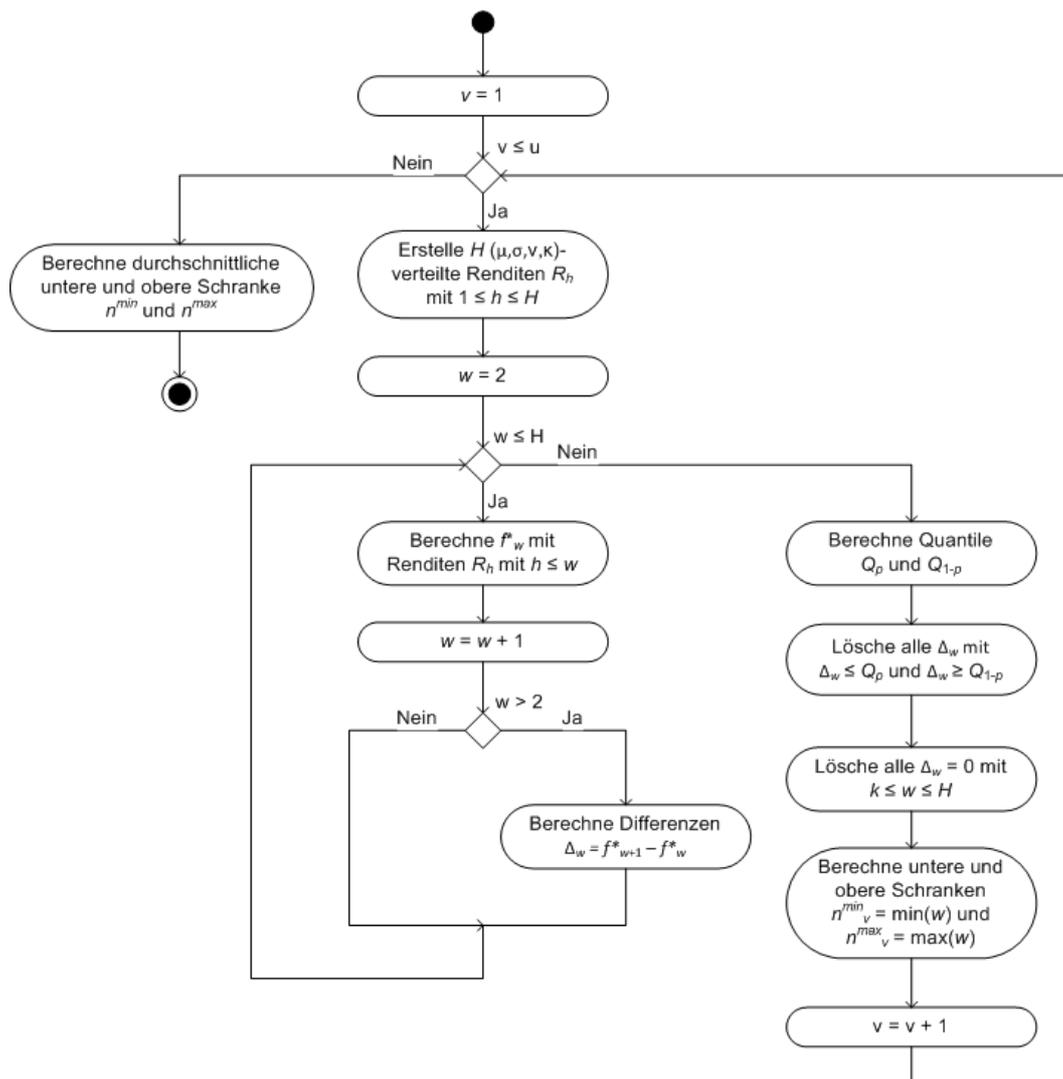


Abbildung 3-6: Programmablaufplan zum Berechnen der Renditenanzahl für Optimal- f -Methode

Outputdaten:

Untere und obere Schranke, zwischen denen die Optimal- f -Methode ausgeführt werden darf.

4 Trading-Algorithmen und Tradingsysteme

Die *Random-Walk-Theorie (RWT)* besagt, dass alle Methoden zur Vorhersage von zukünftigen Preisen nicht funktionieren können, da sich die Preisbewegungen zufällig (random) ergeben und somit nicht vorhersagbar sind. Anders ausgedrückt liefert der Preis eines Wertpapiers zum Zeitpunkt t keine Anhaltspunkte für die Wertveränderung des Wertpapiers zum Zeitpunkt $t + 1$. Daraus folgt:

$$q_{t+1} = q_t + \varepsilon_t \quad \forall t \in \mathbb{N} \quad (4-1)$$

Dabei bezeichnet ε_t eine normalverteilte Zufallsvariable („Weißes Rauschen“) mit $E[\varepsilon_t] = 0$, die unabhängig von den vergangenen Preisen ist.

(Samuelson, 1965) hat gezeigt, dass der Aktienkurs einem Random-Walk folgt, wenn alle bekannten Informationen in den Aktienkurs eingepreist sind. Es findet folglich eine nicht prognostizierbare Preisentwicklung statt.

Fama ist Begründer der *Effizienzmarkthypothese (EMH)*. Er geht von einem effizienten Kapitalmarkt aus, da die Preise alle verfügbaren Informationen vollständig reflektieren (Fama, 1970, S. 383). Kapitalmarkteffizienz liegt vor, wenn sich neue Informationen, betreffend der Gewinnerwartung, sofort im Preis widerspiegeln (Steiner & Bruns, 2007, S. 39). Je nach Ausmaß der Informationseffizienz unterscheidet Fama drei Stufen seiner Effizienzmarkthypothese:

1. Die *schwache Effizienz* besagt, dass alle Informationen, die aus den vergangenen Preisen herausgelesen werden können, sofort in die aktuellen Preise eingepreist werden. Daraus folgt ein Random-Walk und somit ist es der *Technischen Analyse* (vgl. Kapitel 4.1) nicht mehr möglich, Überrenditen zu generieren. Nur mit zusätzlichen fundamentalen Informationen ist eine Überrendite möglich, d.h. die *Fundamentale Analyse* ist bei schwacher Markteffizienz anwendbar.
2. *Mittelstarke Effizienz* liegt vor, wenn zusätzlich alle öffentlichen Informationen eingepreist sind. Um weiterhin Überrenditen erzielen zu können, kann nur noch Insiderwissen verwendet werden. Daraus folgt, dass in diesem Fall die *Fundamentale Analyse* ebenfalls nicht mehr einsetzbar ist.
3. Bei der *starke Effizienz* sind sämtliche Informationen (öffentliches Wissen und Insiderwissen) bereits eingepreist. Daraus folgt, dass die Vorhersage von zukünftigen Preisen nicht möglich ist und somit die *Technische* und *Fundamentale Analyse* nicht funktionieren können.

Fama stellt des Weiteren fest, dass eine *Buy&Hold-Strategie*⁴⁹ die beste Strategie ist, die am Markt eingesetzt werden kann. Befürworter der *EMH* gehen deshalb davon aus, dass keine Börsenstrategie existiert, mit der der Markt geschlagen werden kann, d.h. es können keine signifikanten Überrenditen generiert werden.

⁴⁹ Bei einer Buy&Hold-Strategie wird ein Wertpapier innerhalb einer vorgegebenen Periode am ersten Zeitpunkt $t = 1$ gekauft und am letzten Zeitpunkt $t = T$ wieder verkauft mit $t \in \{1, \dots, T\}$.

Die Gegner der *EMH* hingegen sind der Meinung, dass auf den Märkten zwar ein gewisses „Rauschen“ existiert, aber nicht alle Preisbewegungen am Markt zufällig sein können (Murphy, 2010, S. 37). In der Finanzliteratur gibt es mehrere Beispiele, wie (Raghubir & Das, 1999, S. 57ff), die zeigen, dass anormale Überrenditen erwirtschaftet werden können und es somit Anzeichen gibt, dass die starke und mittelstarke Effizienz der *EMH* außer Kraft gesetzt wurden. (Leigh, Purvis, & Ragusa, 2002, S. 363) geben an, dass diese anormalen Überrenditen dann jedoch auf verschiedenen Gegebenheiten wie beispielsweise spezielle Wochentage, besondere Monate im Jahr oder Empfehlungen von Analysten basieren. Zu nennen wäre an dieser Stelle das Stichwort „Januareffekt“.

Trotz der allgemein akzeptierten Effizienzmarkthypothese haben sich zwei Vorgehensweisen zum Analysieren von Börsenpreisen in der Praxis durchgesetzt:

- 1) die Fundamentale Analyse und
- 2) die Technische Analyse.

Die *Fundamentale Analyse* versucht, den *inneren Wert* einer Aktie zu bestimmen (Welcker, 1994, S. 17). Dieser innere Wert wird mit dem aktuellen Preis der Aktie verglichen. Es wird angenommen, dass sich der Preis immer dem inneren Wert nähert (Spremann & Scheurle, 2010, S. 31). Somit besteht eine Strategie darin, die Aktie zu kaufen, wenn der innere Wert über dem Aktienpreis liegt. Verkauft werden sollte die Aktie, wenn der innere Wert unter dem Börsenpreis liegt. Die Schwierigkeit der Fundamentalen Analyse besteht darin, den inneren Wert zu berechnen.

Die Fundamentale Analyse wird in dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Für eine detaillierte Darstellung wird auf (Spremann & Scheurle, 2010) verwiesen. Der Fokus wird auf die zweite Analyseverfahren, die *Technische Analyse*, gesetzt.

4.1 Technische Analyse

Technical analysis is the systematic evaluation of price, volume, breadth, and open interest, for the purpose of price forecasting (Kaufman, 2005, S. 1).

Aus der Definition von Kaufman geht hervor, dass die Technische Analyse versucht, mit Hilfe von historischen Preisen auf die Zukunft zu schließen. Dabei geht sie von der Annahme aus, dass alle Informationen für eine Prognose in den vergangenen Preisen liegen (Spremann & Scheurle, 2010, S. 19). Dabei widerspricht sie den Schlussfolgerungen der Effizienzmarkthypothese (Blanchet-Scalliet, Diop, Gibson, Talay, & Tanre, 2007, S. 1352). In der wissenschaftlichen Literatur existieren mittlerweile Strömungen, die die Gültigkeit des Random-Walk anzweifeln (Dorfleitner & Klein, 2002, S. 499). So haben beispielsweise (Brock et al., 1992) gezeigt, dass Prognosen möglich sind und erfolgreich umgesetzt werden können. Unter Prognose wird in diesem Zusammenhang nicht die explizite Vorhersage von zukünftigen Preisen verstanden sondern die Fähigkeit der Technischen Analyse den zukünftigen Verlauf der Preise vorherzusagen.

(Murphy, 2010, S. 22ff) erläutert drei Grundannahmen, auf denen die Technische Analyse beruht:

- 1) Die Marktbewegung diskontiert alles
Die Technische Analyse geht davon aus, dass jede mögliche Preisbewegung durch den aktuellen Marktpreis wiedergespiegelt wird. Bei fallenden Preisen übersteigt das Angebot die Nachfrage und bei steigenden Preisen ist die Nachfrage größer als das Angebot. Daraus folgt, dass es im Grunde bei der Technischen Analyse unbedeutend ist, wieso die Preise steigen

oder fallen. Da sich alles im Marktpreis widerspiegelt, muss auch somit nur dieser analysiert werden.

2) Die Preise bewegen sich in Trends

Die *Dow-Theorie*, die der Technischen Analyse zugrunde liegt, besagt, dass sich die Preise in Trends bewegen. Es werden drei Trends differenziert, welche sich in ihrer Dauer der gleichgerichteten Preisbewegungen unterscheiden (Welcker, 1994, S. 44):

- 1) Primärtrend: langfristiger Trend (≥ 1 Jahr);
- 2) Sekundärtrend: mittelfristiger Trend (zwei Monat bis 1 Jahr);
- 3) Tertiärtrend: kurzfristiger Trend (eine Woche bis zwei Monate).

Außerdem können sich Trends in drei verschiedene Richtungen bewegen: aufwärts, abwärts und seitwärts.

Die Technische Analyse sucht den Markt nach Trends ab. Es wird versucht, einen frühen Trend zu identifizieren und ihm nach Möglichkeit zu folgen, bis sich ein Trendwechsel ankündigt. Die Technische Analyse nimmt an, dass in den Anfängen eines Aufwärtstrends nur einige Investoren in den Markt einsteigen und es nach und nach immer mehr Nachahmer gibt, die so den Trend verstärken. Ein Trendwechsel tritt ein, wenn einige Investoren aus dem Markt aussteigen und weitere folgen. Somit fallen die Preise.

3) Die Geschichte wiederholt sich selbst

Die Technische Analyse nimmt an, dass Preisbewegungsmuster, die in der Vergangenheit vorgekommen sind, sich in der Zukunft wiederholen.

Die Technische Analyse teilt sich in folgende Komponenten auf:

1) Chartanalyse

Die Chartanalyse ist die älteste und bekannteste Analysemethode der Technischen Analyse. Sie verwendet die Methode der Mustererkennung um Vorhersagen über die Zukunft zu treffen. Doch diese Vorgehensweise besitzt den großen Nachteil, dass sie sehr subjektiv ausgerichtet ist und somit liest jeder Analyst etwas Unterschiedliches aus den Preisverläufen der Charts heraus. Es bestehen daher keine strengen mathematischen Definitionen, die genau angeben, wie das Chart interpretiert werden soll. Trotzdem gibt es zahlreiche Studien, die sich mit der Chartanalyse befassen und versuchen, verwertbare Informationen aus den Charts herauszuziehen (vgl. (Lo, Mamaysky, & Wang, 2000)).

2) Indikatoranalyse

Im Gegensatz zur Chartanalyse basieren *Technische Indikatoren* auf mathematischen oder statistischen Berechnungen. Sie bauen auf Preisen und/oder dem Volumen auf. Technische Indikatoren zeichnen sich durch ihre klaren Kauf- und Verkaufssignale aus. Somit stellt sich die Interpretation der Regeln sehr einfach dar (Vanstone & Finnie, 2009, S. 6671f). Technische Indikatoren lassen sich nicht von subjektiven Meinungen beeinflussen.

3) Elliot-Wellen

Die Elliot-Wellen wurden von R.N. Elliot in den 1920er Jahren vorgestellt und analysieren auf Basis der *Fibonacci-Zahlen* die mathematischen Eigenschaften von Wellen und Mustern. Der Quotient von zwei benachbarten Zahlen nähert sich immer mehr dem goldenen Schnitt, d.h. der Zahl 0,618 an. Nachdem eine Welle abgeschlossen wurde, wird der goldene Schnitt dazu verwendet, das Ausmaß der folgenden Welle zu prognostizieren (G. Schmidt, 2011, S. 214).

4) Esoterischer Ansatz

Unter esoterischen Ansätzen werden Handelsstrategien verwendet, die sich beispielsweise nach dem Wetter oder dem Mondstand richten. Da diese keine wissenschaftlichen Rechtfertigungen besitzen, werden sie in dieser Arbeit nicht berücksichtigt.

Im Rahmen dieser Arbeit wird der Fokus auf die Indikatoranalyse gesetzt, die mit Hilfe von Trading-Algorithmen Handelssignale liefert.

An dieser Stelle muss zwischen den Begriffen der *Tradingstrategie* und des *Trading-Algorithmus* unterschieden werden. In der Literatur werden diese beiden Begriffe oft synonym verwendet. So definiert (Pardo, 2008, S. 17) eine Tradingstrategie (*trading strategy*) folgendermaßen:

„Acting methodically according to a fixed plan that is designed to achieve a profitable return by going long or short in markets on organized financial exchanges.“

Aus dieser Definition wird deutlich, dass es sich bei einer Tradingstrategie um ein methodisches Vorgehen handelt, das aus Kauf- und Verkaufsregeln (Long und Short) besteht, um am Markt (Börse) positive Renditen zu erwirtschaften (vgl. auch (Katz & McCormick, 2000)).

(Fong, Si, & Tai, 2012) definieren einen Trading-Algorithmus ebenfalls als eine Sammlung an Regeln, die angeben, wann gekauft und verkauft werden soll. (El-Yaniv et al., 2001) und (G. Schmidt et al., 2010) verwenden den Begriff auf ähnliche Art und Weise.

Im Folgenden werden diese beiden Begriffe getrennt betrachtet. Der Begriff Trading-Algorithmus wird wie bei Fong et al. als Regelsammlung verstanden. Eine Tradingstrategie hingegen wird in dieser Arbeit als ein übergeordnetes Konstrukt angesehen. Es besteht aus drei Komponenten:

- 1) Trading-Algorithmus,
- 2) Risiko-Management,
- 3) Money-Management.

Durch den Trading-Algorithmus wird festgelegt, wann Kauf- und Verkaufssignale generiert werden. Im nächsten Kapitel wird darauf näher eingegangen.

Das Risiko-Management beinhaltet die Fragestellung, wie viel Risiko der Investor pro Trade eingehen soll. Dies hängt vor allem von seiner Risikopräferenz ab. Diese Komponente gibt an, wie eine offene Position mithilfe von vordefinierten Ausstiegsaufträgen am besten geschlossen werden kann. Dies wird am einfachsten durch die Verwendung von Stop-Loss-Orders erreicht, bei denen durch einen Stop-Preis q^{stp} angegeben wird, wann die gehaltenen Assets automatisch verkauft werden sollen (vgl. (Vanstone & Finnie, 2009, S. 6673)).

Das Money-Management legt fest, wie groß das Volumen des Auftrages sein soll, d.h. wie viel investiert werden soll. Auch hier hängt es von der einzelnen Risikopräferenz des Traders ab, wie hoch der Betrag des zur Verfügung stehenden Kapitals sein soll, der riskiert wird. Deshalb stehen sich das Risiko- und das Money-Management sehr nahe und wurden in Kapitel 3 mit dem Fokus auf das Money-Management eingeführt.

Zusammen bilden diese drei Komponenten eine zusammenhängende Strategie um an der Börse zu handeln.

An dieser Stelle sollte auf die Unterschiede zwischen Trading-Algorithmus und *Algorithmic-Trading* eingegangen werden. (Domowitz & Yegerman, 2006) definieren Algorithmic-Trading als die automatisch durchgeführte computerbasierte Ausführung (Erstellen und Annullierung) von Börsenaufträgen über einen direkten Kommunikationsweg zum Markt. Dies bedeutet, dass Algorithmic-Trading verschiedene Aspekte der Order-Erstellung definiert, wie beispielsweise das zu handelnde Volumen, den Ordertyp oder den Markt, in den investiert werden soll. Dies grenzt Algorithmic-Trading vom Trading-Algorithmus ab, da sich Algorithmic-Trading nicht mit dem Erstellen von Kauf- oder Verkaufssignalen beschäftigt.

Im Folgenden wird die erste Komponente einer Tradingstrategie, der *Trading-Algorithmus*, näher beschreiben.

4.2 Trading-Algorithmen

Trading-Algorithmen dienen grundsätzlich dazu, Kauf- und Verkaufssignale anhand von vordefinierten Regeln zu bestimmen. Der Algorithmus gibt vor, wann gekauft und wann verkauft werden soll. Der Begriff Trading-Algorithmus leitet sich vom methodischen Vorgehen ab, da es sich bei einem Algorithmus stets um eine vordefinierte Vorgehensweise handelt, die zum Lösen eines Problems herangezogen wird.

4.2.1 Aufbau

Trading-Algorithmen bestehen aus mindestens einer Kaufregel und einer Verkaufsregel, um auf diese Weise den Einstiegs- und Ausstiegszeitpunkt einer Investition zu bestimmen. Bei einfachen Trading-Algorithmen, deren Regeln nur aus wenigen Anweisungen bestehen, kann die Ausführung bzw. Berechnung der Handelszeitpunkte oder Handelssignale manuell bestimmt werden. Komplexere Trading-Algorithmen hingegen sind nur mit der Unterstützung von Computersystemen handhabbar.

Allgemein gesehen, besteht eine Regel aus einem oder mehreren Ausdrücken. Das Ziel dieser Regel ist die Feststellung, ob ein Handelssignal generiert wird oder nicht, d.h. die Regel gibt einen booleschen Wert zurück. Wird *wahr (true)* zurückgeliefert, ist ein Signal (Kauf oder Verkauf) zu verzeichnen. Bei einem *falsch (false)* als Rückgabewert, wird nichts unternommen. Ausdrücke, die in der Regel verwendet werden, können selbst wieder aus weiteren Ausdrücken bestehen, bis auf der untersten Ebene nur noch Literale⁵⁰ oder Funktionen vorkommen. Die einzelnen Ausdrücke können der Übersicht halber in Variablen deklariert werden.

Ein Algorithmus wird im einfachsten Fall auf eine Zeitreihe an Preisen q_t mit $t \in \{1, \dots, T\}$ angewendet. Für jeden Zeitpunkt t wird überprüft, ob eine der enthaltenen Regeln angewendet werden kann. Ist dies der Fall, wird ein Signal generiert. Deshalb muss beim Erstellen eines Trading-Algorithmus sichergestellt sein, dass er so konzipiert ist, dass er zu jedem Zeitpunkt t ein Ergebnis liefert.

In der Praxis wird ein Trading-Algorithmus meistens nicht nur auf eine Zeitreihe an Preisen (z.B. den Schlusskurs eines Assets), sondern auf mehrere Zeitreihen angewendet. Dies ist der Fall, wenn der Trading-Algorithmus für seine Berechnungen zusätzlich zum Schlusskurs noch auf weitere Preise, wie beispielsweise den Eröffnungskurs, den Höchstkurs sowie den Tiefstkurs oder das Volumen zugreift.

⁵⁰ Literale können ganze oder reelle Zahlen, Zeichenketten oder boolesche Werte darstellen.

Beim Erstellen eines Trading-Algorithmus ist darauf zu achten, dass nicht gleichzeitig ein Kauf- und ein Verkaufssignal ausgegeben werden. Es würde keinen Sinn ergeben, wenn gleichzeitig gekauft und verkauft werden soll.

Listing 4-1: Kauf- und Verkaufsregeln eines Rate-of-Change-Indikators⁵¹

```

n = 2
CL1 = Close(0)
CL2 = Close(n)
BUY: (CL1 / CL2) * 100 CUT_UP 100      SELL: (CL1 / CL2) * 100 CUT_DOWN 100

```

Listing 4-1 zeigt den Aufbau eines einfachen Algorithmus der den *Rate-of-Change-Indikator (ROC)* darstellt. Er besteht aus drei Variablen-Deklarationen und zwei Regeln. Die beiden Regeln stellen jeweils eine Kauf- und eine Verkaufsregel dar, welche sich ausschließen. In diesem Beispiel wird die Rate-of-Change für den Zeitpunkt t ($ROC_t(n)$) durch den Quotienten des aktuellen Schlusspreises q_t und des Schlusspreises von vor 2 Tagen q_{t-n} gebildet und mit dem Wert 100 multipliziert. Diese Berechnung wird für jeden Tag t der zu Grunde liegenden Zeitreihe an Preisen durchgeführt. Wenn $ROC_t(n)$ den Wert 100 von unten nach oben schneidet, wird ein Kaufsignal (BUY) ausgegeben. Schneidet $ROC_t(n)$ diese Schwelle von oben nach unten, wird ein Verkaufssignal (SELL) ausgelöst.

Es muss sichergestellt sein, dass diese beiden Regeln zu einem booleschen Wert auswerten, d.h. der oberste Operator muss einen booleschen Wert zurückliefern. In diesem Fall sind das die zweistelligen CUT_UP bzw. CUT_DOWN-Operatoren⁵². Dies kann durch einen Syntaxbaum der Regeln visualisiert werden. Abbildung 4-1 zeigt den Syntaxbaum der Kaufregel (analog gilt dies für die Verkaufsregel).

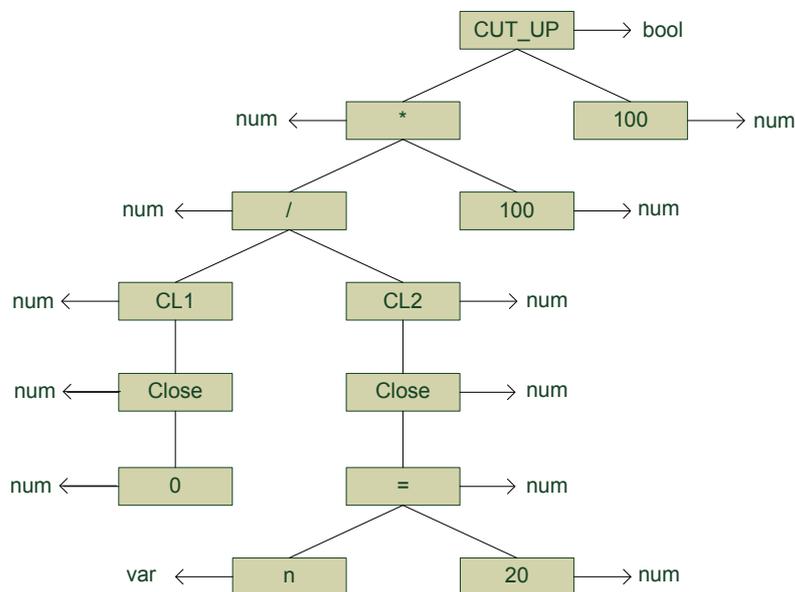


Abbildung 4-1: Syntaxbaum der Kaufregel des Rate-of-Change-Indikators

⁵¹ Close(0): aktueller Schlusskurs; Close(n): Schlusskurs vor n Zeiteinheiten; (x CUT_UP y): x schneidet y von unten nach oben; (x CUT_DOWN y): x schneidet y von oben nach unten.

⁵² CUT_UP, CUT_DOWN: $num \times num \rightarrow bool$.

t	q_t	$ROC_t(2)$	Signal
1	10,00	/	
2	10,10	/	
3	10,20	102,00	
4	9,90	98,02	SELL
5	9,80	96,08	/
6	9,90	100,00	/
7	10,10	103,06	BUY
8	10,15	102,53	/
9	10,12	100,20	/
10	10,05	99,01	SELL

Tabelle 4-1: Beispiel für Rate-of-Change-Indikator

Ein Beispiel wie der Trading-Algorithmus auf eine Zeitreihe von $T = 10$ Preisen angewendet wird, zeigt Tabelle 4-1. Hier wird die Rate-of-Change zwischen dem aktuellen und dem vorvorherigen Preis $ROC_t(2)$ berechnet. Deshalb kann der erste Wert für $ROC_t(2)$ erst bei $t = 3$ berechnet werden. Die Signalberechnung benötigt durch die Definition von CUT_UP und CUT_DOWN ebenfalls zusätzlich noch eine Zeiteinheit mehr, um ein entsprechendes Signal ausgeben zu können. Deshalb kann das erste Signal erst bei $t = 4$ beobachtet werden. Die Signale werden exakt nach der Definition der Kauf- bzw. Verkaufsregel generiert.

Eine andere Darstellungsart, eine Regel zu formulieren, ist die IF-THEN-ELSE-Form. Hierbei kommt die Bedingung, die zu einem booleschen Wert ausgewertet werden muss in den IF-Teil und die Aktion, ob gekauft oder verkauft werden soll, in den THEN-Teil. Somit ergibt sich aus dem Beispiel aus Listing 4-1 folgende Darstellung:

Listing 4-2: Kauf- und Verkaufsregeln des Rate-of-Change-Indikators in IF-THEN-ELSE-Form

```

n = 2
CL1 = Close(0)
CL2 = Close(n)
IF
    (CL1 / CL2) * 100 > CUT_UP 100
THEN
    BUY
ELSE IF
    (CL1 / CL2) * 100 < CUT_DOWN 100
THEN
    SELL
END IF

```

In welcher Form der Trading-Algorithmus aufgeschrieben wird, hängt sehr oft davon ab, mit welcher Software der Algorithmus ausgeführt wird (vgl. Kapitel 4.4).

Um einen Trading-Algorithmus (erfolgreich) einsetzen zu können, müssen einige Mindestvoraussetzungen erfüllt sein, welche als die *Eigenschaften* des Trading-Algorithmus bezeichnet werden.

4.2.2 Eigenschaften

Trading-Algorithmen werden dazu eingesetzt, neues Vermögen zu erschaffen. Dabei soll der erzielbare Gewinn maximiert und das eingegangene Risiko minimiert werden. (Pardo, 2008, S. 18) legt fünf Eigenschaften fest, welche von den Trading-Algorithmen mindestens erfüllt sein müssen:

1) Verifizierbarkeit

Trading-Algorithmen müssen überprüfbar sein, d.h. es muss eine Möglichkeit geben, die Trading-Algorithmen zu testen und somit die Validität sicherzustellen. Ein Trading-Algorithmus kann als valide angesehen werden, wenn er in der Vergangenheit das Potential bewiesen hat, Profite zu erzielen. Die einfachste Art der Verifikation ist das Durchführen einer historischen Simulation. Generiert der Trading-Algorithmus auf den historischen Preisen unter verschiedenen Bedingungen⁵³ und eventuell sogar auf verschiedenen Märkten positive Renditen, so ist dies ein guter Indikator dafür, dass der Algorithmus auch mit Echtzeit-Daten gute Ergebnisse liefern könnte (Pardo, 2008, S. 23). Durch die Verifizierbarkeit des Algorithmus ist es möglich, dass der Anwender nachvollziehen kann, wie der Algorithmus arbeitet. Ist die Verifizierbarkeit bzw. das Testen eines Algorithmus nicht gewährleistet, besteht beim Echtzeit-Handel ein erhöhtes Risiko, dass durch das sogenannte „wilde“ Handeln, in kurzer Zeit ein großer Teil des zur Verfügung stehenden Kapitals verloren geht.

2) Konsistenz

Die Einhaltung der Konsistenz eines Trading-Algorithmus ist ebenfalls ein wichtiger Aspekt beim Handeln. Unter Konsistenz wird das konsequente Befolgen aller im Trading-Algorithmus enthaltenen Regeln verstanden ohne das manuelle Eingreifen von außen durch den Investor. Nur so kann sichergestellt werden, dass der Algorithmus im Echtzeit-Handel ähnliche Ergebnisse liefert wie bei der historischen Simulation (Pardo, 2008, S. 29) und die Nachvollziehbarkeit der generierten Signale des Algorithmus bleibt gewährleistet.

3) Quantifizierbarkeit

Die Quantifizierbarkeit erweist sich als großer Vorteil beim Bewerten eines Trading-Algorithmus. Mit der historischen Simulation können auf diese Weise quantitative Kennzahlen⁵⁴ berechnet werden, die die Performanz und das Risiko eines Trading-Algorithmus detailliert anzeigen. Außerdem können verschiedene Trading-Algorithmen miteinander verglichen werden. Deshalb stellt die Quantifizierbarkeit die mathematische Grundlage für die korrekte Bestimmung der Güte der Trading-Algorithmen dar.

4) Objektivität

Eine der größten Stärken eines Trading-Algorithmus ist seine Objektivität. Der Algorithmus lässt sich nicht von Emotionen oder fremden Meinungen beeinflussen. Er arbeitet strikt nach seinen vorgegebenen Regeln und lässt subjektiven Einschätzungen keinen Raum. Durch die Objektivität und das stringente Befolgen aller Regeln bleibt die Konsistenz des Trading-Algorithmus bewahrt.

5) Erweiterbarkeit

Bereits erstellte Trading-Algorithmen können ebenfalls auf andere Märkte angewendet werden. Mit den heutigen Möglichkeiten, die Computer bieten, können Trading-Algorithmen permanent auf unterschiedlichen Märkten zu verschiedenen Zeiten ausgeführt werden. Die heutigen Handelssysteme ermöglichen sogar das automatische Ausführen von Trading-

⁵³ Zu den Bedingungen gehören: Aufwärtstrend, Abwärtstrend oder Seitwärtstrend.

⁵⁴ Zu diesen Kennzahlen zählen Kennzahlen zur Performanz (z.B. Rendite), zum eingegangenen Risiko (z.B. Sharpe-Ratio) und zur statistischen Analyse (z.B. *t*-Test).

Algorithmen, d.h. ohne dass eine Intervention des Anwenders nötig ist (Pardo, 2008, S. 33). Weiterhin sollen die einzelnen Regeln leicht veränderbar oder erweiterbar sein. Somit können die Regeln entsprechend den Ergebnissen der bereits durchgeführten Tests angepasst bzw. verbessert werden.

Um Trading-Algorithmen einsetzen zu können, muss der Trader nicht nur sicherstellen, dass die oben genannten Eigenschaften gelten, sondern er muss vorher festlegen, welche Funktionalität der Trading-Algorithmus erfüllen soll. Um diese verschiedenen Funktionalitäten unterscheiden zu können, werden Trading-Algorithmen in Klassen eingeteilt.

4.2.3 Klassen

(Mohr, Ahmad, & Schmidt, 2014) befassen sich mit Konvertierungsproblemen, um ein Asset X in ein anderes Asset Y zu tauschen. Sie teilen Algorithmen bei Konvertierungsproblemen in drei Klassen ein:

1) Uni-direktional vs. bi-direktional (Mohr et al., 2014, S. 7)

Bei *uni-direktionalen* Algorithmen ist nur ein Tauschvorgang von X nach Y möglich. Ein Rücktausch ist nicht erlaubt. Die Anzahl der Transaktionen während der Konvertierung ist nicht festgelegt.

Bi-direktionale Algorithmen erlauben den Tausch sowie den Rücktausch zwischen X und Y . Die Anzahl der Transaktionen ist wie bei den uni-direktionalen Algorithmen während der Konvertierung nicht festgelegt.

2) Nicht-präemptiv vs. präemptiv (Mohr et al., 2014, S. 7)

Algorithmen werden ebenfalls dadurch unterschieden, wie viele Transaktionen für eine Konvertierung erlaubt sind.

Nicht-präemptive Algorithmen erlauben nur eine einzige Transaktion, um X nach Y zu tauschen. Somit kann pro Handelszeitpunkt t entweder alles $s_t = 1$ oder nichts $s_t = 0$ konvertiert werden, mit $s_t \in \{0,1\}$.

Präemptiven Algorithmen hingegen ist es erlaubt, eine Konvertierung mit Hilfe mehrerer Transaktionen durchzuführen. Das heißt, X kann in kleinen Mengen nach Y getauscht werden. Somit gilt $s_t \in [0,1]$.

Für präemptive sowie für nicht-präemptive Algorithmen gilt allgemein, dass am Ende der betrachteten Zeitreihe an Preisen q_t mit $t \in \{1, \dots, T\}$ die gesamte Menge an X in Y konvertiert sein muss: $\sum_{t=1}^T s_t = 1$. Dabei kann der nicht-präemptive Fall als Spezialfall des präemptiven Falles angesehen werden (Mohr, 2011, S. 25).

3) Online vs. offline (Mohr et al., 2014, S. 3f)

Online-Algorithmen ON besitzen keine Informationen über zukünftige Preise. Sie müssen demzufolge alle Informationen aus der Vergangenheit beziehen.

Offline-Algorithmen OPT hingegen kennen die zukünftigen Preise und können somit optimal handeln, d.h. sie kaufen und verkaufen zu den bestmöglichen Preisen und erwirtschaften somit die bestmögliche Rendite. Sie werden lediglich in der Theorie oder beim Backtesting in der Praxis eingesetzt.

Bei Trading-Algorithmen handelt es sich ebenfalls um ein solches Konvertierungsproblem. Beim Kauf eines Wertpapiers wird Geld X in das Wertpapier Y umgetauscht. Beim Verkauf eines Wertpapiers wird das Wertpapier Y wieder in Geld X konvertiert.

Um an der Börse mithilfe von Trading-Algorithmen handeln zu können, sollten diese bi-direktional ausgerichtet sein, da innerhalb des Zeithorizonts sowohl gekauft als auch verkauft werden muss. In der Praxis können präemptive sowie nicht-präemptive Trading-Algorithmen verwendet werden.

Trading-Algorithmen können nicht nur anhand ihrer Funktionalität sondern auch bezüglich ihrer Einsatzart unterschieden werden.

4.2.4 Arten

Im Allgemeinen werden Trading-Algorithmen in zwei Arten, *garantierende* und *heuristische* Trading-Algorithmen eingeteilt, welche unterschiedliche Entwurfsmuster und Einsatzvoraussetzungen besitzen:

4.2.4.1 Garantierende Trading-Algorithmen

Trading-Algorithmen, die eine Performanz-Garantie unter Worst-Case-Bedingungen zusichern, werden *garantierende Trading-Algorithmen* genannt. Diese Algorithmen geben eine Garantie, dass die Rendite nicht unterhalb einer gegebenen Schranke fällt. Ihre Performanz wird analytisch mittels *kompetitiver Analyse* (vgl. (Borodin & El-Yaniv, 1998)) ermittelt. Dieser analytische Ansatz setzt nicht voraus, dass die Preise einer bestimmten Verteilung genügen müssen, sondern es wird die Performanz eines Online-Algorithmus ON und eines Offline-Algorithmus OPT verglichen. (El-Yaniv et al., 2001) waren die Ersten, die die kompetitive Analyse auf Trading-Algorithmen angewendet haben. Die Performanz wird durch die kompetitive Rate $cr = \frac{OPT}{ON}$ mit $cr \geq 1$ bestimmt. Je kleiner cr , desto besser schneidet der Trading-Algorithmus ON gegenüber dem bestmöglichen Algorithmus OPT ab.

Es werden zwei Typen von kompetitiven Raten unterschieden: die *analytische kompetitive Rate* und die *experimentelle kompetitive Rate*. Die analytische kompetitive Rate repräsentiert den analytischen Worst-Case, d.h. der Trading-Algorithmus wird auf künstliche Worst-Case-Zeitreihen von Preisen angewendet. Die experimentelle kompetitive Rate ergibt sich, wenn der Trading-Algorithmus auf historischen Preisen ausgeführt wird.

Die meisten Autoren verwenden garantierende Algorithmen bei Währungstausch-Problemen, in denen ein Betrag an Währung X in eine andere Währung Y umgewandelt werden soll, und nach Möglichkeit auch wieder zurück (vgl. (El-Yaniv et al., 2001), (Chen, Kao, Lyuu, & Wong, 1999), (Hu, Guo, & Li, 2005), (K. L. Chang & Johnson, 2008) und (Mohr, 2011)). Weitere Anwendungsgebiete für garantierende Algorithmen sind beispielsweise die *Suche nach einer geeigneten Arbeitsstelle* und die *Suche nach dem besten Bewerber* (vgl. (Babaioff, Immorlica, Kempe, & Kleinberg, 2008)).

Die garantierenden Trading-Algorithmen liefern somit eine Performanz-Garantie. Für eine Maximierung der Rendite sind diese Trading-Algorithmen nicht ausgelegt. Dies grenzt die garantierenden Trading-Algorithmen von den heuristischen Trading-Algorithmen ab.

4.2.4.2 Heuristische Trading-Algorithmen

Heuristische Trading-Algorithmen zeichnen sich dadurch aus, dass sie versuchen, im Durchschnitt eine möglichst hohe Rendite zu erwirtschaften. Dabei nehmen sie ein erhöhtes Verlustrisiko in Kauf. Sie werden empirisch mittels Experimenten mit historischen oder künstlichen Preisen evaluiert. Diese

Klasse an Trading-Algorithmen wird zumeist in der Technischen Analyse verwendet. Im Rahmen des Backtestings wird ermittelt, wie ein Trading-Algorithmus in der Vergangenheit abgeschnitten hätte, wäre er auf die vergangenen Preise angewendet worden (Ni & Zhang, 2005). Ihre Qualität wird bei EOD-Daten meistens in *annualisierten Renditen*, bei Intraday-Daten in *täglichen Renditen*, angegeben. Je höher die Rendite desto vielversprechender der Trading-Algorithmus. In wissenschaftlichen Beiträgen wird viel Gewicht auf das Vergleichen von verschiedenen heuristischen Trading-Algorithmen gelegt. Ebenso wichtig ist der Vergleich mit einem Benchmark, zum Beispiel mit einer Buy-and-Hold-Strategie (B&H) oder mit einem optimalen Algorithmus *OPT* (vgl. (Mohr & Schmidt, 2008)). Sehr weit verbreitet sind die technischen Indikatoren *Moving Average Crossover* und *Trading Range Breakout* (vgl. (Brock et al., 1992)). Diese beiden Indikatoren haben in der Literatur sehr viel Aufmerksamkeit erfahren und wurden ausgiebig von einer Vielzahl von Wissenschaftlern analysiert, wie zum Beispiel (Bessembinder & Chan, 1995), (Hudson, Dempsey, & Keasey, 1996), (Mills, 1997), (Ratner & Leal, 1999), (Parisi & Vasquez, 2000), (Gunasekarage & Power, 2001), (Kwon & Kish, 2002), (E. J. Chang, Lima, & Tabak, 2004), (Bokhari, Cai, Hudson, & Keasey, 2005), (Marshall & Cahan, 2005), (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006), (Hatgioannides & Mesomeris, 2007), (Lagoarde-Segot & Lucey, 2008) sowie (Tabak & Lima, 2009). Weitere Details zu diesen Veröffentlichungen werden in Kapitel 5.1 gegeben.

In der Praxis werden üblicherweise heuristische Trading-Algorithmen verwendet, meistens in Form von technischen Indikatoren oder in deren Kombination.

4.2.5 Trading-Algorithmen in der Wissenschaft

In der Wissenschaft werden sowohl heuristische als auch garantierende Trading-Algorithmen eingesetzt. Im Rahmen dieser Arbeit werden 6 heuristische Trading-Algorithmen aus (Brock et al., 1992), (Siganos, 2007) und (Lento & Gradojevic, 2007) auf deren praktische Anwendbarkeit untersucht:

- 1) *Variable-Length Moving Average (VMA)*,
- 2) *Fixed-Length Moving Average (FMA)*,
- 3) *Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)*⁵⁵,
- 4) *Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)*,
- 5) *Momentum (MM)* und
- 6) *Bollinger Bänder (BB)*.

Des Weiteren werden zwei garantierende Trading-Algorithmen aus (El-Yaniv, 1998) sowie (Mohr & Schmidt, 2008) betrachtet und ihre Verwendung in der Praxis geprüft:

- 1) *Reservation Price Policy (RPmM)* und
- 2) *Threat-Based Algorithmus (TBA)*.

Bei diesen 8 Algorithmen handelt es sich jeweils um bi-direktionale Online-Algorithmen. Die 6 heuristischen Trading-Algorithmen sowie die *Reservation Price Policy* gehören zu den nicht-präemptiven Algorithmen, wobei der *TBA* einen präemptiven Trading-Algorithmus darstellt.

⁵⁵ Der VTRB wird nicht bei (Brock et al., 1992) aufgeführt, sondern in einem Folgebeitrag von (Parisi & Vasquez, 2000).

4.2.5.1 Variable-Length Moving Average (VMA)

Der VMA basiert auf dem technischen Indikator Moving Average Crossover. Dieser Trading-Algorithmus verwendet zwei gleitende Durchschnitte mit unterschiedlicher Länge n_S und n_L mit $S < L$, bei denen es zu einem Signal kommt, wenn sich beide gleitenden Durchschnitte $MA(n_S)_t$ und $MA(n_L)_t$ kreuzen. $MA(n)_t$ berechnet sich durch:

$$MA(n)_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} q_{t-i} \quad \text{mit } n \in \{n_S, n_L\} \quad (4-2)$$

Um zu verhindern, dass der Trading-Algorithmus bei jedem minimalen Kreuzen der beiden Durchschnitte ein Handelssignal generiert und um somit Fehlsignale zu vermeiden, wird in vielen wissenschaftlichen Beiträgen ein Band bd um $MA(n_L)_t$ gelegt, d.h. der lange gleitende Durchschnitt wird um eine obere Schanke $uB(n_L)_t$ bzw. untere Schranke $lB(n_L)_t$ erweitert. Mit dem Einführen eines solchen Bandes verringert sich die Anzahl an Signalen. Allgemein werden $uB(n)_t$ und $lB(n)_t$ berechnet durch:

$$uB(n)_t = MA(n)_t \cdot (1 + bd) \quad (4-3)$$

$$lB(n)_t = MA(n)_t \cdot (1 - bd) \quad (4-4)$$

mit $bd \in \mathbb{R}_0^+$ und $n \in \{n_S, n_L\}$.

Gebräuchlich ist die Verwendung eines Bandes von $bd = 0,01$ (1 %) (vgl. (Bessembinder & Chan, 1995), (Mills, 1997)). (Ratner & Leal, 1999) verwenden anstatt eines Prozentbandes die Standardabweichung der inflationsbereinigten Renditen.

Die Regeln des VMA lauten⁵⁶:

$$\text{Kauf: } MA(n_S)_t \times_{\text{bottomup}} uB(n_L)_t$$

$$\text{Verkauf: } MA(n_S)_t \times_{\text{topdown}} lB(n_L)_t$$

Die Bezeichnung „variable-length“ im Namen VMA rührt daher, dass die Haltedauer zwischen den verschiedenen Käufen und Verkäufen unterschiedlich lang ist.

4.2.5.2 Fixed-Length Moving Average (FMA)

Der FMA basiert auf dem VMA. Im Falle des VMA ist die Haltedauer eines Wertpapiers nicht im Voraus festgelegt. Das Wertpapier wird solange gehalten bis ein Verkaufssignal generiert wurde. Beim FMA wird die Haltedauer hd explizit angegeben. Deshalb wird dieser Trading-Algorithmus *Fixed-Length Moving Average* genannt. Übliche Werte für die Haltedauer sind $hd = 10$ Zeiteinheiten (Brock et al., 1992) oder $hd = 30$ Zeiteinheiten (Bessembinder & Chan, 1995). Das Einführen eines Bandes bd wird ebenfalls beim FMA angewendet. Für den FMA ergeben sich somit folgende Kauf- und Verkaufsregeln zum Zeitpunkt t :

$$\text{Kauf: } MA(n_S)_t \times_{\text{bottomup}} uB(n_L)_t$$

$$\text{Verkauf: } t - t^{\text{buy}} = hd$$

t^{buy} bezeichnet den Zeitpunkt an dem vorher gekauft wurde.

⁵⁶ $A_t \times_{\text{bottomup}} B_t = A_{t-1} \leq B_{t-1} \wedge A_t > B_t$; $A_t \times_{\text{topdown}} B_t = A_{t-1} \geq B_{t-1} \wedge A_t < B_t$.

4.2.5.3 Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)

Ein weiterer Trading-Algorithmus, welcher in der Literatur verwendet wird, ist der *Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)*, welcher von (Parisi & Vasquez, 2000) eingeführt wurde. Er wird ebenfalls Support-and-Resistance-Strategie genannt (Griffioen, 2003, S. 43). Eine Unterstützungslinie $sup(n)_t = \max(q_{t-1}, \dots, q_{t-n})$ stellt das lokale Maximum, eine Widerstandslinie $res(n)_t = \min(q_{t-1}, \dots, q_{t-n})$ das lokale Minimum einer Periode der Länge n zum Zeitpunkt t dar.

Ein Kaufsignal wird erzeugt, wenn q_t die Widerstandslinie nach oben durchstößt. Auf der anderen Seite wird ein Verkaufssignal generiert, wenn q_t unter die Unterstützungslinie fällt:

$$\text{Kauf: } q_t \times_{bottomup} uB(n)_t$$

$$\text{Verkauf: } q_t \times_{topdown} lB(n)_t$$

Analog zum *VMA* und *TRB* wird bei diesem Trading-Algorithmus ein Band bd eingeführt, um die Signalgenauigkeit zu verbessern. Ein Band von $bd = 0,01$ wird in der Literatur zumeist verwendet. Das obere Band $uB(n)_t$ und das untere Band $lB(n)_t$ werden berechnet durch:

$$uB(n)_t = sup(n)_t \cdot (1 + bd) \quad (4-5)$$

$$lB(n)_t = res(n)_t \cdot (1 - bd) \quad (4-6)$$

mit $bd \in \mathbb{R}_0^+$.

4.2.5.4 Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)

Gemäß der Analogie zwischen *VMA* und *FMA* existiert zwischen dem *VTRB* und dem *FTRB* die gleiche Beziehung. Während die Haltedauer beim *VTRB* variabel ist, wird beim *FTRB* eine fixe Haltedauer hd für das Wertpapier festgelegt. (Bessembinder & Chan, 1995) verwenden $hd = 10$ sowie $hd = 30$. Somit ergeben sich folgende Kauf- und Verkaufsregeln:

$$\text{Kauf: } q_t \times_{bottomup} uB(n)_t$$

$$\text{Verkauf: } t - t^{buy} = hd$$

t^{buy} bezeichnet den Zeitpunkt an dem vorher gekauft wurde.

4.2.5.5 Momentum (MM)

Das *Momentum (MM)* und die *Rate-of-Change (ROC)* sind Indikatoren, welche den Trend der Marktpreise anzeigen. Sie berechnen die Differenz zwischen dem Preis zum Zeitpunkt t q_t und dem Preis n Zeiteinheiten zuvor q_{t-n+1} .

Das Momentum bezeichnet das absolute Maß für die Preisfluktuation:

$$MM(n)_t = q_t - q_{t-n+1} \quad \text{mit } t \geq n \quad (4-7)$$

Die Rate-of-Change ist das relative Maß für die Preisfluktuation:

$$ROC(n)_t = \left(\left(\frac{q_t}{q_{t-n+1}} \right) - 1 \right) \cdot 100 \quad \text{mit } t \geq n \quad (4-8)$$

(Siganos, 2007) verwendet das Momentum als Trading-Algorithmus in folgender Art und Weise:

Kauf: $MM(n)_t \times_{bottomup} 0$

Verkauf: $MM(n)_t \times_{topdown} 0$

Es wird gekauft, wenn die Preise nach einem Abwärtstrend wieder steigen. Analog dazu wird verkauft, wenn die Preise nach einem Aufwärtstrend fallen.

Im weiten Verlauf dieser Arbeit wird dem Ansatz von (Siganos, 2007) gefolgt und das absolute Maß, also das Momentum, verwendet.

4.2.5.6 Bollinger Bänder (BB)

Die Bollinger Bänder stellen einen Trendkanal mit variabler Breite, basierend auf dem gleitenden Durchschnitt, dar. Im Gegensatz zu den Bändern bei VMA, FMA, ..., bei denen sich das Band konstant um $b\%$ um den gleitenden Durchschnitt legt, variieren die beiden Bänder bei den Bollinger Bändern relativ zur Volatilität der Preise. Die Volatilität wird mit Hilfe der Standardabweichung der Preise ausgedrückt:

$$s_t = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0}^{n-1} (q_{t-i} - MA(n)_t)^2} \quad \text{mit } t \geq n \quad (4-9)$$

Für die Berechnung der Bollinger Bänder werden drei Bänder benötigt:

- 1) Der gleitende Durchschnitt der Länge n (vgl. Formel (4-2));
- 2) Das obere Band

$$uB(n)_t = MA(n)_t + \theta \cdot s_t \quad (4-10)$$

- 3) Das untere Band

$$lB(n)_t = MA(n)_t - \theta \cdot s_t \quad (4-11)$$

Der Multiplikator θ verstärkt die Ausprägung des Bandes. In der Praxis wird $\theta \in \{1,2\}$ verwendet.

(Lento & Gradojevic, 2007) verwendet die Bollinger Bänder als Trading-Algorithmus mit folgenden Kauf- und Verkaufsregeln:

Kauf: $q_t \times_{topdown} lB(n)_t$

Verkauf: $q_t \times_{bottomup} uB(n)_t$

Nähert sich der Preis von oben dem unteren Band oder durchstößt er diesen, gilt das Asset als überverkauft. Dies bedeutet, dass erwartet werden kann, dass der Preis wieder zurück zum Mittelwert steigen wird. Deshalb soll in dieser Situation gekauft werden.

Verkauft wird, wenn das Asset als überkauft gilt. Dies ist der Fall, wenn der Preis das obere Band von unten durchbricht. Es wird angenommen, dass der Preis wieder fallen wird.

4.2.5.7 Reservationspreis-Algorithmus (RPmM)

Der *Reservationspreis-Algorithmus* wurde von (El-Yaniv, 1998) eingeführt. Dabei sieht der Originalalgorithmus nur den uni-direktionalen Fall vor, d.h. den Verkaufsfall. (Mohr & Schmidt, 2008)

haben den Reservationspreis-Algorithmus umgebaut, so dass er auch für den bi-direktionalen Fall eingesetzt werden kann.

Bei den bisher betrachteten heuristischen Algorithmen können auf einer Zeitreihe mit T Preisen mit $t \in \{1, \dots, T\}$ mehrere Kauf- und Verkaufssignale generiert werden. Beim RPmM sind nur ein Kauf sowie ein Verkauf pro Zeitreihe erlaubt bzw. durch die Kauf- und Verkaufsregeln definiert. Um den Trading-Algorithmus aber auf eine längere Zeitreihe an Preisen anwenden zu können, wird die Zeitreihe in H Handelsintervalle mit $h \in \{1, \dots, H\}$ unterteilt. Jedes dieser Handelsintervalle besteht aus einer Kauf- und einer Verkaufsperiode mit gleicher Länge τ ($t \in \{1, \dots, \tau\}$). Somit gilt $T = 2 \cdot H \cdot \tau$. Jeder Handelszeitpunkt t kann somit eindeutig einer Kauf- bzw. Verkaufsperiode zugeordnet und mit $p = \frac{t-2 \cdot (h-1) \cdot \tau - t}{\tau}$ bestimmt werden. Gilt $p = 0$, so handelt es sich um eine Kaufperiode. Bei $p = 1$ wird eine Verkaufsperiode betrachtet.

Der RPmM besteht aus zwei Regeln, wobei die Kaufregel ausschließlich in der Kaufperiode und die Verkaufsregel nur in der Verkaufsperiode gilt:

$$\text{Kauf: } q_t \leq q_h^{*,buy} \text{ und } p = 0$$

$$\text{Verkauf: } q_t \geq q_h^{*,sell} \text{ und } p = 1$$

Dabei bezeichnen $q_h^{*,\vartheta} = \sqrt{M_h^\vartheta \cdot m_h^\vartheta}$ mit $\vartheta \in \{buy, sell\}$ die Reservationspreise für die jeweilige Kauf- und Verkaufsperiode mit dem niedrigsten Periodenpreis m_h^ϑ und dem höchsten Periodenpreis M_h^ϑ .⁵⁷ Die Kaufregel besagt, dass nur dann gekauft werden darf, wenn der Preis zum Zeitpunkt t das erste Mal kleiner oder gleich dem Reservationspreis der Kaufperiode des Handelsintervalls h ist. Bei der Verkaufsregel gilt die umgekehrte Definition. Zusätzlich gilt, dass am letzten Zeitpunkt der Periode τ gehandelt werden muss, wenn bis zu diesem Zeitpunkt kein Signal generiert wurde.

4.2.5.8 Threat-Based Algorithms (TBA)

Threat-basierte Trading-Algorithmen gehen davon aus, dass eine Bedrohung in der Zeitreihe der Preise ab dem Zeitpunkt λ mit $\lambda \leq T$ besteht. Diese Bedrohung zeigt sich durch das Fallen des Preises auf den Minimalpreis m . Der Trading-Algorithmus nimmt folgende Zeitreihe, die aus T Preisen besteht an: $q_1, q_2, \dots, q_\lambda, m, m, \dots, m$. Dies ist die Basis, auf der (El-Yaniv et al., 2001) den threat-basierten Algorithmus aufgestellt haben. Es ist ein uni-direktionaler präemptiver Algorithmus zum Konvertieren eines Wertpapiers X in ein anderes Wertpapier Y , der aus folgenden Regeln besteht (El-Yaniv et al., 2001, S. 109) und (Mohr, 2011, S. 197f)):

- 1) Es wird nur von X nach Y getauscht, wenn der aktuell betrachtete Preis q_t der größte bisher aufgetretene Preis ist;
- 2) Wenn X nach Y getauscht werden soll, wird nur so viel (s_t) getauscht, dass sichergestellt ist, dass die kompetitive Rate cr erreicht wird;
- 3) Am letzten Tag T der Zeitreihe wird der restliche Betrag von X nach Y getauscht.

(El-Yaniv, Fiat, Karp, & Turpin, 1992) und (El-Yaniv et al., 2001) unterscheiden vier Varianten, die verschiedene Annahmen über die Zukunft voraussetzen (vgl. ebenfalls (Mohr, 2011, S. 199ff):

⁵⁷ $M_h^{buy} = \max(q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + \tau})$ und $M_h^{sell} = \max(q_{(2 \cdot h-1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{(2 \cdot h-1) \cdot \tau + \tau})$
 $m_h^{buy} = \min(q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + \tau})$ und $m_h^{sell} = \min(q_{(2 \cdot h-1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{(2 \cdot h-1) \cdot \tau + \tau})$

- 1) $\text{Threat}(m, M, \lambda)$: In diesem Fall sind der kleinste Preis m und der größte Preis M in der Zeitreihe an Preisen bekannt. λ gibt den Handelstag an, ab dem der Preis auf das Minimum m fällt;
- 2) $\text{Threat}(m, M)$: Nur das Minimum m und das Maximum M der Zeitreihe sind bekannt;
- 3) $\text{Threat}(\varphi)$: Das Verhältnis zwischen dem größtem und dem kleinstem Preis ist die einzige Information, welche bekannt ist, $\varphi = \frac{M}{m}$;
- 4) $\text{Threat}(m, M, q_1)$: Außer dem Minimum m und dem Maximum M ist auch noch der erste Preis q_1 der Zeitreihe bekannt.

In jeder dieser vier Varianten wird die kompetitive Rate cr berechnet, die die Basis dafür liefert, wie viel getauscht werden darf. (Mohr, 2011, S. 200ff) gibt einen sehr guten Überblick, wie diese Daten berechnet werden.

Genauso wie vorher beim RPmM wird die gesamte Zeitreihe an Preisen in Handelsintervalle und diese jeweils wieder in eine Kauf- und Verkaufsperiode unterteilt. Somit kann in jeder Periode mindestens ein Handel durchgeführt werden.

Um den Threat-Algorithmus für das Kaufen und Verkaufen von Wertpapieren verwenden zu können, muss der Algorithmus minimal modifiziert werden.

Algorithmus 4-1: Threat-Algorithmus zum Kaufen und Verkaufen von Wertpapieren

Inputdaten:

- 1) q_1, \dots, q_T : Zeitreihe an T Preisen
- 2) Threat-Variante

Schritte des Algorithmus:

- 1) Die betrachtete Zeitreihe an Preisen wird in Handelsintervalle h ($h \in \{1, \dots, H\}$) unterteilt, diese wiederum in jeweils eine Kauf- und eine Verkaufsperiode der gleichen Länge τ mit $t \in \{1, \dots, \tau\}$;
- 2) Je nach Threat-Variante die Parameter m_h^ϑ , M_h^ϑ mit $\vartheta \in \{buy, sell\}$ für jede Handelsperiode h und λ bestimmen;
- 3) Tue für jeden Zeitpunkt t mit $t \in \{1, \dots, T\}$:
 - a) Während der Kaufperiode ($p = 0$) mit $t \in \{1, \dots, \tau\}$ des Handelsintervalls h kann Geld X in Wertpapier Y investiert werden. Beim Kauf handelt es sich um ein Minimierungsproblem. Die Anzahl an vorhandenem Geld wird beim Kauf auf 1 normiert, d.h. $x_0^{buy} = 1$. Die Anzahl an Wertpapieren ist anfangs $y_0^{buy} = 0$:
 - i) Am ersten Handelszeitpunkt einer Kaufperiode $t = 1$ wird immer ein Kaufsignal generiert. Bei $t > 1$ wird nur ein Kaufsignal generiert, wenn $q_t \leq \min(q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + t - 1})$;
 - ii) Der Betrag s_t , der getauscht werden soll, wird entsprechend der Threat-Variante berechnet (vgl. (Mohr, 2011, S. 93)). Es gilt: $x_t^{buy} = x_{t-1}^{buy} - s_t$ und $y_t^{buy} = y_{t-1}^{buy} + (s_t \cdot q_t)$;
 - iii) Ist zum Zeitpunkt τ nicht das gesamte Geld X getauscht ($x_{\tau-1}^{buy} \neq 0$), wird der Rest zum letzten Preis der Kaufperiode $q_t = q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + \tau}$ gekauft: $y_\tau^{buy} = y_{\tau-1}^{buy} + (s_\tau \cdot q_t)$.

- b) Während der Verkaufsperiode kann ein Wertpapier Y verkauft werden, um Geld X zu erhalten. Es handelt sich um ein Maximierungsproblem. Die Anzahl an Wertpapieren wird beim Verkauf auf 1 normiert, d.h. $y_0^{sell} = 1$. Die Anzahl an Geld ist anfangs $x_0^{sell} = 0$:
- i) Am ersten Handelszeitpunkt einer Verkaufsperiode $t = 1$ wird immer ein Verkaufssignal generiert. Bei $t > 1$ wird nur ein Verkaufssignal generiert, wenn $q_t \geq \max(q_{(2 \cdot h - 1) \cdot \tau + 1}, \dots, q_{(2 \cdot h - 1) \cdot \tau + t - 1})$;
 - ii) Der Betrag s_t , der getauscht werden soll, wird entsprechend der Threat-Variante (vgl. (Mohr, 2011, S. 93)) berechnet. Es gilt: $y_t^{sell} = y_{t-1}^{sell} - s_t$ und $x_t^{sell} = x_{t-1}^{sell} + (s_t \cdot q_t)$;
 - iii) Ist zum Zeitpunkt τ nicht das gesamte Wertpapier Y verkauft ($y_{\tau-1}^{sell} \neq 0$), wird der Rest zum letzten Preis der Verkaufsperiode $q_t = q_{2 \cdot (h-1) \cdot \tau + \tau}$ verkauft: $x_\tau^{sell} = x_{\tau-1}^{sell} + (s_\tau \cdot q_t)$;
- c) Nachdem ein Kauf und ein Verkauf durchgeführt wurde, wird nach dem letzten Handelstag einer Verkaufsperiode zum Zeitpunkt $2 \cdot (h - 1) \cdot \tau + \tau$ die Rendite R_h des Handelsintervalls h (Trade) mit $R_h = \ln\left(\frac{y_\tau^{buy}}{x_\tau^{sell}}\right)$ berechnet.

Outputdaten:

Alle Renditen für jedes Handelsintervall h mit $h \in \{1, \dots, H\}$

Um jedoch die Güte eines Trading-Algorithmus zu bestimmen, muss ein Backtesting des Trading-Algorithmus erfolgen.

4.3 Backtesting

Das *Backtesting* ist sowohl in der Forschung, als auch in der Praxis eine gängige Methode, Trading-Algorithmen auf einer Zeitreihe an Preisen zu evaluieren. Dabei sollen drei Fragen beantwortet werden (vgl. (Mohr, 2011, S. 58)):

- 1) Erzielt der Trading-Algorithmus eine positive Gesamtrendite?
- 2) Generiert der Trading-Algorithmus Überrenditen?
- 3) Kann der Trading-Algorithmus auch in Zukunft ähnliche Renditen, vergleichbar zum Backtest, erzielen?

Das Backtesting besteht aus zwei Schritten:

- 1) Der Trading-Algorithmus wird anhand der vorgegebenen Zeitreihe an Preisen simuliert. Das Ergebnis der Simulation sind Kauf- und Verkaufssignale;
- 2) Aus den Signalen werden anschließend die Renditen berechnet, welche die Basis für andere Kennzahlen darstellen.

4.3.1 Rendite

Bei den Renditen werden zwei verschiedene Berechnungsvarianten unterschieden: die *diskrete Rendite* und die *stetige Rendite* (Steiner & Bruns, 2007, S. 49ff). Für jedes Zeitintervall $h \in \{1, \dots, H\}$ mit variabler Länge τ kann zum Zeitpunkt t mit $t \in \{1, \dots, T\}$ die *diskrete Rendite* r_h berechnet werden:

$$r_h = \frac{q_t}{q_{t-\tau}} - 1 \quad (4-12)$$

Im Rahmen des Tradings bezeichnet q_t den Preis, der beim Verkauf erzielt werden konnte. Der Kauf des Assets fand zum Zeitpunkt $t - \tau$ statt und der Preis betrug $q_{t-\tau}$. Einen Spezialfall stellt die *tägliche Rendite*⁵⁸ dar. In diesem Fall gilt $\tau = 1$:

$$r_h = \frac{q_t}{q_{t-1}} - 1 \quad (4-13)$$

Die diskrete Rendite basiert auf der Annahme, dass eine Verzinsung nur zu einem diskreten Zeitpunkt, am Ende des Zeitintervalls h , stattfindet. Sie basiert also auf der einfachen Zinsrechnung.

Die *stetige Rendite* R_h geht davon aus, dass es innerhalb der Zeitintervalle h zu einer kontinuierlichen Verzinsung kommt, also nicht zu einem konkreten Zeitpunkt. Dabei wird die Berechnungsvorschrift für den unterjährigen Zinseszins herangezogen:

$$q_t = \left(1 + \frac{R_h}{n}\right)^n \cdot q_{t-\tau} \quad (4-14)$$

Dabei bezeichnet R_h die Rendite für das Zeitintervall h mit n Teilperioden.

Es wird nun angenommen, dass jedes Zeitintervall h in unendlich viele Teilperioden eingeteilt wird. Daraus folgt, dass die Länge der Teilperioden gegen Null konvergiert. Aus den Formeln (4-13) und (4-14) ergibt sich:

$$\begin{aligned} r_h = \frac{q_t}{q_{t-\tau}} - 1 &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{R_h}{n}\right)^n - 1 \\ &= e^{R_h} - 1 \end{aligned} \quad (4-15)$$

R_h bezeichnet die Rendite des Zeitintervalls h bei unendlich vielen Teilperioden. Aus Formel (4-15) folgt:

$$\begin{aligned} R_h &= \ln(1 + r_h) \\ &= \ln\left(\frac{q_t}{q_{t-\tau}}\right) = \ln(q_t) - \ln(q_{t-\tau}) \end{aligned} \quad (4-16)$$

Formel (4-16) zeigt deutlich den Zusammenhang zwischen diskreten und stetigen Renditen.

Um die Gesamtrendite über H Zeitintervalle berechnen zu können, dürfen diese nicht addiert werden, da keine Zeitadditivität bei diskreten Renditen vorliegt. Deshalb müssen die diskreten Renditen miteinander multipliziert werden, um die korrekte diskrete Gesamtrendite $r_{(1,H)}$ von Zeitintervall $h \in \{1, \dots, H\}$ zu ermitteln:

$$r_{(1,H)} = \left(\prod_{h=1}^H (1 + r_h)\right) - 1 \quad (4-17)$$

⁵⁸ Von täglicher Rendite wird nur gesprochen, wenn die Rendite zwischen zwei Handelstagen gemeint ist.

Bei den stetigen Renditen hingegen liegt Zeitadditivität vor. Deshalb dürfen stetige Renditen aufsummiert werden, um die stetige Gesamtrendite $R_{(1,H)}$ von Zeitintervall $h \in \{1, \dots, H\}$ zu berechnen:

$$R_{(1,H)} = \sum_{h=1}^H R_h \quad (4-18)$$

Anhand der Logarithmen-Gesetze kann gezeigt werden, dass gilt:

$$R_{(1,H)} = \ln(1 + r_{(1,H)}) \quad (4-19)$$

Beweis:

$$R_{(1,H)} = \sum_{h=1}^H R_h \quad \text{nach Formel (4-18)}$$

$$= \sum_{h=1}^H \ln(1 + r_h) \quad \text{nach Formel (4-16)}$$

$$= \ln(1 + r_1) + \ln(1 + r_2) + \dots + \ln(1 + r_H)$$

$$= \ln((1 + r_1) \cdot (1 + r_2) \cdot \dots \cdot (1 + r_H)) \quad \text{Logarithmen-Gesetz}$$

$$= \ln\left(\prod_{h=1}^H (1 + r_h)\right) \quad \text{nach Formel (4-17)}$$

$$= \ln(1 + r_{(1,H)}) \quad \blacksquare$$

Diskrete Renditen werden insbesondere bei der Portfolioanalyse verwendet, da sie im Gegensatz zur Zeitadditivität die Additivität im Portfolio besitzen. Die stetigen Renditen finden wegen ihrer Zeitadditivität in vielen statistischen Verfahren Anwendungen. Es kann angenommen werden, dass stetige Renditen annähernd normalverteilt sind, vor allem über längere Betrachtungszeiträume hinweg (vgl. (Steiner & Bruns, 2007, S. 51) nach (Brealey, Myers, & Allen, 2008)). Dies ist auch der Grund, weshalb in den wissenschaftlichen Studien aus Kapitel 5 die stetige Rendite der diskreten Rendite vorgezogen wird. Da in dieser Arbeit keine Portfolios betrachtet werden, sondern der Fokus auf die statistische Analyse der Renditen gelegt ist, werden im Folgenden stetige Renditen verwendet.

Zur Evaluation von Trading-Algorithmen muss zuerst geklärt werden, wie die zugrundeliegenden Daten aussehen. Zu diesem Zweck wird die *deskriptive Statistik* verwendet (vgl. (Brock et al., 1992)).

4.3.2 Deskriptive Statistik

In der empirischen Forschung ist es wichtig, die für die weiteren Berechnungen zugrundeliegende Zeitreihe, auf ihre Eigenschaften hin zu untersuchen. Auf diese Weise kann festgestellt werden, welche Untersuchungsmethoden angewendet werden dürfen. Die Beschreibung dieser Daten ist die Aufgabe der *deskriptiven Statistik*. Diese Arbeit orientiert sich an den Studien um (Brock et al., 1992), welche für die Beschreibung der Renditeverteilung folgende Kennzahlen berechnet haben. Es wird davon ausgegangen, dass stetige Renditen R_h vorliegen für H Zeitintervalle mit $h = 1, \dots, H$:

- 1) Als Lagemaß wird das *arithmetische Mittel* verwendet, das den Durchschnitt der beobachteten Renditen darstellt und somit als Schätzer für den Erwartungswert μ fungiert.

$$\overline{R}_{(1,H)} = \frac{1}{H} \cdot \sum_{h=1}^H R_h \quad (4-20)$$

- 2) Die *empirische Standardabweichung (zentrales Moment 2. Ordnung)* ist ein Maß für die Streuung der beobachteten Renditen um den Mittelwert $\overline{R}_{(1,H)}$. Sie basiert auf dem Konzept der Varianz. Die Standardabweichung besitzt den Vorteil gegenüber der Varianz, dass sie zum einen den gleichen Informationsgehalt wie diese besitzt und zum anderen die gleiche Skalierung wie die darunter liegenden Renditen aufweist (Ruppert, 2010, S. 13). Je größer der Wert der Standardabweichung ist, desto größer ist die Schwankung der Renditen. Dies bedeutet somit ein erhöhtes Risiko:

$$s_{(1,H)} = \sqrt{\frac{1}{H} \cdot \sum_{h=1}^H (R_h - \overline{R}_{(1,H)})^2} \quad (4-21)$$

Folgen die Renditen einer Normalverteilung, so kann diese vollständig durch den Erwartungswert und die Standardabweichung beschrieben werden. Liegt jedoch keine Normalverteilung vor, kann die Normalverteilung eindeutig durch eine Pearsonsche Verteilung approximieren, indem zusätzlich die empirische Schiefe und Kurtosis verwendet wird.

- 3) Die *Schiefe (Skewness)* bildet das dritte zentrale Moment einer Verteilung. Die Schiefe liefert eine Aussage über die Symmetrie der Verteilung. Bei einer Normalverteilung liegt beispielsweise vollkommene Symmetrie vor. Die empirische Schiefe v berechnet sich folgendermaßen:

$$v_{(1,H)} = \frac{1}{H} \cdot \sum_{h=1}^H \left(\frac{R_h - \overline{R}_{(1,H)}}{s_{(1,H)}} \right)^3 \quad (4-22)$$

Bei $v_{(1,H)} > 0$ handelt es sich um eine rechtsschiefe oder linkssteile Verteilung. $v_{(1,H)} < 0$ wird als linksschiefe oder rechtssteile Verteilung bezeichnet. Bei einer rechtssteilen Verteilung treten hohe positive Renditen häufiger als große negative Renditen auf. Somit ist die Wahrscheinlichkeit eines Verlustes geringer als bei der Normalverteilung (Poddig, Dichtl, & Petersmeier, 2003, S. 142).

- 4) Das vierte zentrale Moment einer Verteilung bildet die *Wölbung (Kurtosis)*. Sie gibt an, wie flach- oder steilgipflig eine Verteilung ist. Die empirische Kurtosis berechnet sich durch:

$$\kappa_{(1,H)} = \frac{1}{H} \cdot \sum_{h=1}^H \left(\frac{R_h - \overline{R}_{(1,H)}}{s_{(1,H)}} \right)^4 \quad (4-23)$$

Die Kurtosis bei Normalverteilung beträgt $\kappa_{(1,H)} = 3$. Gilt $\kappa_{(1,H)} > 3$, liegt eine steilgipflige (*leptokurtische*) Verteilung vor, bei der mehr „Ausreißer“, d.h. Extremwerte, zu verzeichnen sind. Falls $1 \leq \kappa_{(1,H)} < 3$ gilt, wird von einer flachgipfligen (*platykurtischen*) Verteilung

gesprochen. In diesem Fall sind weniger „Ausreißer“ vorhanden. In vielen Fällen wird die Exzess-Kurtosis ε_K berechnet:

$$\varepsilon_K(1,H) = \kappa(1,H) - 3 \quad (4-24)$$

Somit beträgt die Exzess-Kurtosis bei einer Normalverteilung $\varepsilon_K(1,H) = 0$.

- 5) Eine wichtige Bedeutung bei der Untersuchung von Zeitreihen nimmt die Bestimmung der linearen Abhängigkeit zwischen den Renditen der Zeitreihe zu verschiedenen Zeitpunkten ein. War beispielsweise am Vortrag eine hohe Tagesrendite zu beobachten, so kann dies ein Indiz dafür sein, dass auch die nachfolgende Tagesrendite ähnlich hoch sein wird (Poddig et al., 2003, S. 97). Die Stärke des Zusammenhangs zwischen den beiden Renditen r_h und r_{h-d} , wobei beide Renditen nur zeitlich um den Abstand (*Lag*) d voneinander entfernt sind, wird mit der *Autokorrelation* $\rho_{d,(1,H)}$ beschrieben. Dabei berechnet sich die Autokorrelation mit Hilfe der Autokovarianz $c_{d,(1,H)}$:

$$c_{d,(1,H)} = \frac{1}{H-d} \cdot \sum_{h=d+1}^H (R_h - \overline{R(1,H)}) \cdot (R_{h-d} - \overline{R(1,H)}) \quad (4-25)$$

Da aufgrund des Lag d nicht alle H Werte der Zeitreihe in die Berechnung eingehen, werden nur $H-d$ Werte betrachtet (Poddig et al., 2003, S. 99). Ein Spezialfall ist die Autokovarianz $c_{0,(1,H)}$ mit Lag $d = 0$, welche genau der Varianz $s_{(1,H)}^2$ entspricht (Schlittgen & Streitberg, 2001, S. 5).

Die Autokorrelation berechnet sich folgendermaßen nach (Enders, 2004, S. 54):

$$\rho_{d,(1,H)} = \frac{c_{d,(1,H)}}{c_{0,(1,H)}} = \frac{\frac{1}{H-d} \cdot \sum_{h=d+1}^H (R_h - \overline{R(1,H)}) \cdot (R_{h-d} - \overline{R(1,H)})}{\frac{1}{H} \cdot \sum_{h=1}^H (R_h - \overline{R(1,H)})^2} \quad (4-26)$$

Da sich bei einem großen Wert von H das Ergebnis nur geringfügig ändert, können die beiden unterschiedlichen Faktoren vor den Summen vernachlässigt werden ((Poddig et al., 2003, S. 99) und (Schlittgen & Streitberg, 2001, S. 5))⁵⁹. Somit folgt:

$$\rho_{d,(1,H)} = \frac{\sum_{h=d+1}^H (R_h - \overline{R(1,H)}) \cdot (R_{h-d} - \overline{R(1,H)})}{\sum_{h=1}^H (R_h - \overline{R(1,H)})^2} \quad (4-27)$$

Der Wert für die Autokorrelation ist definiert auf:

$$-1 \leq \rho_{d,(1,H)} \leq 1 \quad (4-28)$$

Eine positive Autokorrelation bedeutet, dass auf eine positive Rendite wieder eine positive Rendite und auf eine negative Rendite wieder eine negative Rendite folgt. Bei negativer Autokorrelation folgt auf eine positive Rendite, eine negative Rendite. Bei $\rho_{d,(1,H)} = 0$ ist die Zeitreihe unkorreliert.

⁵⁹ Der Wert für H ist gleichbedeutend mit der Anzahl an Renditen, die durch einen Trading-Algorithmus im Rahmen des Backtestings ermittelt wurden.

Wenn aus dem Kontext hervorgeht, über welche Zeitintervalle die Kennzahlen berechnet werden, wird im weiteren Verlauf der Arbeit auf den Zusatz $(1, H)$, der für die exakte Definition bei den Formeln (4-20) - (4-28) verwendet wurde, aus Gründen der Übersichtlichkeit verzichtet.

Nachdem die Zeitreihe mit der deskriptiven Statistik beschrieben wurde, sollen in einem nächsten Schritt Schlussfolgerungen aus den Daten abgeleitet werden. Dies ist die Aufgabe der *schließenden Statistik*. Um beispielsweise die Prognosefähigkeit der Renditen des Trading-Algorithmus gegenüber einem Benchmark-Algorithmus zu bestimmen, werden *statistische Hypothesentests* verwendet.

4.3.3 Statistischer Hypothesentest

Statistische Hypothesentests werden verwendet, um die Gültigkeit einer Annahme über vorliegende Beobachtungsdaten zu treffen. Zur Überprüfung der statistischen Signifikanz werden zwei sich ausschließende Hypothesen über einen unbekanntem Parameter der Grundgesamtheit getestet. Eine statistische Hypothese ist eine Aussage über die Eigenschaften von einer oder mehreren Zufallsvariablen, z.B. über ihre Parameter oder über ihre Verteilung. Diese Hypothesen werden nur indirekt geprüft. Da eine Hypothese nie direkt bestätigt werden kann, muss eine Gegenhypothese oder *Nullhypothese* H_0 definiert werden, welche abgelehnt werden muss, um so die (*Alternativ-*) *Hypothese* H_1 indirekt zu bestätigen. Da ein statistischer Test Hypothesen verwendet, wird dieser auch als *Hypothesentest* bezeichnet.

Um einen statistischen Hypothesentest durchführen zu können, wird die Irrtumswahrscheinlichkeit α verwendet. Diese gibt an, wie groß die Wahrscheinlichkeit ist, dass H_0 durch den statistischen Test abgelehnt wird, obwohl H_0 trotzdem in Wirklichkeit wahr gewesen wäre. Dieser Fehler wird auch als *Fehler 1. Art* oder α -*Fehler* bezeichnet. Wenn durch den statistischen Test bestätigt wird, dass H_1 signifikant ist, dann beträgt die Wahrscheinlichkeit, sich geirrt zu haben, maximal α % (Poddig et al., 2003, S. 290). Meistens werden Irrtumswahrscheinlichkeiten von 5 %, 1 % oder 0,1 % verwendet.

Zusätzlich wird eine Teststatistik bestimmt, welche zwei Anforderungen genügen muss (Poddig et al., 2003, S. 291):

- 1) Die Teststatistik muss aus den Beobachtungsdaten berechenbar sein;
- 2) Für die Teststatistik muss unter H_0 eine Wahrscheinlichkeitsverteilung angegeben werden können.

Die Entscheidung, ob H_0 abgelehnt oder beibehalten werden soll, wird durch den *kritischen Bereich* definiert. Dieser basiert auf der Verteilung der Teststatistik. Die berechnete Teststatistik wird mit dem kritischen Bereich verglichen. Liegt die Teststatistik innerhalb des kritischen Bereichs, so wird H_0 abgelehnt. Daraus folgt, dass H_1 signifikant ist. Liegt die Teststatistik hingegen außerhalb des kritischen Bereichs, wird H_0 beibehalten.

In Abbildung 4-2 wird der allgemeine Vorgang aufgezeigt, der bei einem statistischen Hypothesentest abläuft. Statistische Tests, die sich auf Parameter der Grundgesamtheit beziehen, z.B. den Mittelwert, werden *parametrische Tests* genannt. Sie sind zumeist an Voraussetzungen gebunden, wie beispielsweise die Normalverteilung der Stichprobe. Sind diese Annahmen an die Stichprobe nicht gegeben, so können keine parametrischen Tests durchgeführt werden, da ansonsten das Ergebnis verfälscht werden würde. Zu diesem Zweck existieren statistische Tests, welche nicht an bestimmte Parameter gebunden sind. Diese Tests werden als *nicht-parametrische Tests* bezeichnet.

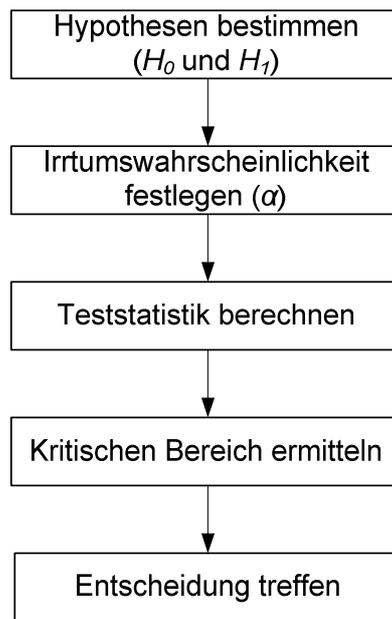


Abbildung 4-2: Ablauf eines statistischen Hypothesentests

Es werden zwei Arten von Hypothesen unterschieden:

- 1) *Zweiseitig*: Bei einem zweiseitigen Hypothesentest wird geprüft, ob zwei Parameter (x_1, x_2) voneinander abweichend sind, d.h. $H_1: x_1 \neq x_2$. Mit $\alpha = 0,05$ folgt, dass auf jeder Seite der Verteilung der beobachteten Stichprobe $\frac{\alpha}{2} = 0,025$ weggeschnitten wird.
- 2) *Einseitig*: Bei einem einseitigen Hypothesentest wird getestet, ob einer der beiden Parameter (x_1, x_2) besser (schlechter) oder größer (kleiner) als der andere ist, d.h. $H_1: x_1 > (<) x_2$. Mit $\alpha = 0,05$ wird nur an der rechten (linken) Seite der Verteilung der beobachteten Stichprobe α % weggeschnitten.

Für die Evaluation von Trading-Algorithmen wird in vielen wissenschaftlichen Beiträgen der *Student t-Test* (*t-Test*) verwendet (vgl. (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) oder (G. Schmidt et al., 2010)). Dabei handelt es sich um einen zweiseitigen Hypothesentest.

Im Folgenden werden zwei Hypothesentests vorgestellt, mit denen die Signifikanz der Renditen und somit die Prognosekraft von Trading-Algorithmen bestimmt wird:

- 1) *Student t-Test*: Dieser Test wird angewendet, falls die Stichproben normalverteilt sind und Varianzgleichheit vorherrscht;
- 2) *Welch-Test*: Dieser Test ist eine Variante des Student *t*-Tests, welcher eingesetzt wird, wenn die Varianzen der beiden Stichproben verschieden sind.

4.3.3.1 Student *t*-Test und Welch-Test

In der wissenschaftlichen Literatur (vgl. Kapitel 5.1) wird der Student *t*-Test verwendet, um die Signifikanz der Renditen der Trading-Algorithmen gegenüber einem Benchmark-Algorithmus zu demonstrieren. Damit soll gezeigt werden, dass die Renditen der Trading-Algorithmen nicht zufällig zustande gekommen sind, sondern signifikant bessere Ergebnisse als der Benchmark liefern. Die berechnete Teststatistik folgt einer *t*-Verteilung, wenn H_0 nicht abgelehnt werden kann. Zu diesem

Zweck wird ein *Zweistichproben-t-Test* mit einseitiger Hypothese verwendet⁶⁰. Der *Zweistichproben-t-Test* wird im folgenden Verlauf mit *t-Test* abgekürzt.

Da es sich beim *t-Test* um einen parametrischen statistischen Hypothesentest handelt, setzt er mehrere Vorbedingungen voraus:

- 1) Die Renditen der beiden Stichproben müssen stochastisch unabhängig sein. Dies kann mithilfe eines *Chi-Quadrat-Tests* geprüft werden (vgl. (Mosler & Schmid, 2006, S. 275ff));
- 2) Die Verteilungen der beiden Stichproben müssen normalverteilt sein. Mit dem *Jarque-Bera-Test* (Jarque & Bera, 1987) können die Stichproben auf Normalverteilung getestet werden;
- 3) Die Varianzen der beiden Stichproben, die nicht bekannt sind, müssen näherungsweise gleich sein. D.h. sie müssen auf Varianzgleichheit (*Homoskedastizität*) getestet werden, was mit dem *Bartlett-Test* (Bartlett, 1937) für normalverteilte Stichproben und dem *Levene-Test* (Levene, 1960) bei nicht-normalverteilten Stichproben festgestellt wird.

Genügen die zu prüfenden Stichproben nicht diesen Annahmen, so kann der *t-Test* nicht durchgeführt werden oder die Ergebnisse sind nicht mehr vertrauenswürdig (Mosler & Schmid, 2006, S. 254f). Trotzdem können die beiden letzten Annahmen (Normalverteilung und Varianzgleichheit) umgangen werden:

- 1) Da sich die *t-Verteilung* der Standardnormalverteilung bei hinreichend großer Stichprobe asymptotisch nähert, ist der *t-Test* trotz der Verletzung der Normalverteilungsvorbedingung sehr robust (Poddig et al., 2003, S. 314f). Als Ausweichtest dient in einem solchen Fall der nicht-parametrische *Wilcoxon-Mann-Whitney-Test* (vgl. (Bortz & Schuster, 2010, S. 130ff)).
- 2) Wenn die Varianzen der beiden Stichproben nicht gleich sind, muss der *Welch-Test* anstatt des *t-Tests* angewendet werden. Der einzige Unterschied zum *t-Test* besteht darin, dass die Freiheitsgrade (*df*) mit der *Welch-Satterthwaite-Formel* berechnet werden und die kombinierte Varianz s_D auf andere Weise bestimmt wird. Diese Unterscheidung wird im Algorithmus 4-2 mitberücksichtigt.

Somit bleibt lediglich die stochastische Unabhängigkeit, die auf jeden Fall zutreffen muss, um den *t-Test* erfolgreich durchzuführen.

Die Form der *t-Verteilung* bestimmt sich anhand eines Freiheitsgrades *df*. Je kleiner der Freiheitsgrad gewählt ist, desto breiter ist die *t-Verteilung*. Die *t-Verteilung* geht in die Standardnormalverteilung über, je größer der Freiheitsgrad gewählt wird. Bereits ab einem Freiheitsgrad von $df = 30$ darf Standardnormalverteilung angenommen werden.

Die Schritte, wie der *Zweistichproben-t-Test* bzw. *Welch-Test* durchgeführt wird, werden im Folgenden als Algorithmus dargestellt.

⁶⁰ Es existieren noch weitere Varianten des *t-Tests*, wie beispielsweise der *Einstichproben-t-Test*, welcher nur mit einer Stichprobe durchgeführt wird, oder der *Gepaarten t-Test (Differenzentest)*, welcher auf zwei verbundene Stichproben angewendet wird. Für den Differenzentest wird auf den Algorithmus 6-1 (Kapitel 6.4.3) verwiesen.

Algorithmus 4-2: Zweistichproben-t-Test und Welch-Test

Inputdaten:

- 1) $R_{A,1}, \dots, R_{A,H_A}$: H_A Renditen des Trading-Algorithmus A
- 2) $R_{B,1}, \dots, R_{B,H_B}$: H_B Renditen des Benchmark-Algorithmus B

Schritte des Algorithmus:

- 1) Formulierung der Nullhypothese H_0 : Es wird zwischen zweiseitiger und einseitiger Hypothese unterschieden, wobei bei der einseitigen Hypothese nochmals in rechts- und linksseitig differenziert wird:

$$\text{Zweiseitig:} \quad H_0: \mu_A = \mu_B \quad H_1: \mu_A \neq \mu_B$$

$$\text{Einseitig (rechtsseitig):} \quad H_0: \mu_A \leq \mu_B \quad H_1: \mu_A > \mu_B$$

$$\text{Einseitig (linksseitig):} \quad H_0: \mu_A \geq \mu_B \quad H_1: \mu_A < \mu_B$$

- 2) Signifikanzniveau α mit $\alpha \in [0; 1]$ bestimmen.
- 3) Arithmetisches Mittel \bar{R}_A und \bar{R}_B mit Formel (4-20) berechnen: μ_A und μ_B werden durch das arithmetische Mittel geschätzt.
- 4) Stichprobenvarianzen S_A^2 und S_B^2 berechnen mit:

$$S_j^2 = \frac{1}{H_j - 1} \cdot \sum_{h=1}^{H_j} (R_{j,h} - \bar{R}_j)^2 \quad \text{mit } j \in \{A, B\} \quad (4-29)$$

- 5) Test auf Varianzgleichheit durchführen: Bartlett-Test (bei normalverteilten Renditen) oder Levene-Test (bei nicht-normalverteilten Renditen)

Bei Varianzgleichheit

- 6a) Freiheitsgrade df berechnen:

$$df = H_A + H_B - 2 \quad (4-30)$$

- 7a) Teststatistik TS berechnen:

$$TS = \frac{\bar{R}_A - \bar{R}_B}{\sqrt{\frac{(H_A - 1) \cdot S_A^2 + (H_B - 1) \cdot S_B^2}{df} \cdot \left(\frac{1}{H_A} + \frac{1}{H_B}\right)}} \quad (4-31)$$

Bei Ungleichheit der Varianzen (Welch-Test)

- 6b) Freiheitsgrade df berechnen (Welch-Satterthwaite-Formel):

$$df = \frac{\left(\frac{S_A^2}{H_A} + \frac{S_B^2}{H_B}\right)^2}{\frac{\left(\frac{S_A^2}{H_A}\right)^2}{H_A - 1} + \frac{\left(\frac{S_B^2}{H_B}\right)^2}{H_B - 1}} \quad (4-32)$$

7b) Teststatistik TS berechnen:

$$TS = \frac{\bar{R}_A - \bar{R}_B}{\sqrt{\frac{S_A^2}{H_A} + \frac{S_B^2}{H_B}}} \quad (4-33)$$

8) Kritischen Wert t_{cr} berechnen:

$$\text{Zweiseitig: } t_{cr} = t_{1-\frac{\alpha}{2}}^{df}$$

$$\text{Einseitig: } t_{cr} = t_{1-\alpha}^{df}$$

9) Testentscheidung ermitteln: Die Nullhypothese H_0 wird abgelehnt, wenn

$$H_0: \mu_A = \mu_B \quad TS \in (-\infty, -t_{cr}) \cup (t_{cr}, +\infty)$$

$$H_0: \mu_A \leq \mu_B \quad TS \in (t_{cr}, +\infty)$$

$$H_0: \mu_A \geq \mu_B \quad TS \in (-\infty, -t_{cr})$$

Outputdaten:

Entscheidung ob H_0 abgelehnt wird und somit H_1 signifikant ist oder ob H_0 nicht abgelehnt wird.

In Anhang A.1 wird der Algorithmus für den Zweistichproben- t -Test und Welch-Test als Programmablaufplan dargestellt.

Obwohl der t -Test gegenüber der Verletzung der Normalverteilungsannahme sehr robust ist und im Falle von ungleichen Varianzen (*Heteroskedastizität*) eine Alternative mit dem nicht-parametrischen Welch-Test besteht, wird vor allem die Heteroskedastizität in der Literatur als problematisch angesehen (vgl. (E. J. Chang et al., 2004, S. 296) und (Ruiz & Pascual, 2002, S. 271)). Aus diesem Grund wird die *Bootstrapping-Methode* angewendet, da diese gegenüber der Heteroskedastizität widerstandsfähig ist (vgl. (Tabak & Lima, 2009, S. 816)).

4.3.4 Bootstrapping

Die *Bootstrapping-Methode* ist eine weitere Evaluationsmethode, um die Prognosefähigkeit von Trading-Algorithmen zu bestimmen. Beim Bootstrapping handelt es sich um eine Resampling-Methode, welche von (Efron, 1979) eingeführt wurde. Mit diesem Verfahren werden ausgehend von der Originalzeitreihe an Daten neue Zeitreihen der gleichen Länge nach dem Prinzip *Ziehen und Zurücklegen* generiert. Dies bedeutet, dass jede gezogene Beobachtung aus der Originalzeitreihe (hier Renditen) wieder zurückgelegt wird und somit mehrfach in den neuen Zeitreihen vorkommen kann.

(Ruiz & Pascual, 2002, S. 273) bemerken, dass die Originalversion von Efron aus (Efron, 1979) nur für unabhängige und identisch verteilte⁶¹ Daten Gültigkeit besitzt. Sobald eine dieser beiden Eigenschaften verletzt ist, sind die Ergebnisse nicht mehr verlässlich, da die neuen Zeitreihen nicht mehr die gleichen statistischen Eigenschaften besitzen wie die Originalzeitreihe. Es existieren mehrere parametrische und nicht-parametrische Bootstrapping-Methoden. Dabei setzen parametrische Bootstrapping-Methoden ein spezifisches Modell für die Daten voraus. Erst wenn

⁶¹ Independent und identically distributed (iid).

dieses Modell gefunden wurde, können die Residuen vervielfältigt (resampled) werden. (Freedman & Peters, 1984) und (Efron & Tibshirani, 1986) gehen in ihren Beiträgen auf diese Modelle ein. Wird ein falsches Modell für die serielle Abhängigkeit der Daten verwendet, sind die Ergebnisse inkonsistent. Um die Bootstrapping-Methode trotzdem bei diesen Problemen anwenden zu können, wurden alternative Vorgehensweisen entwickelt. Aus diesem Grund schlägt (Künsch, 1989) den *Moving Block Bootstrap (MBB)* vor. Dabei wird die gesamte Zeitreihe an Daten in sich überlappende Blöcke fixer Länge aufgeteilt. Diese Blöcke werden vervielfältigt im Gegensatz zu den einzelnen Daten bei der Methode von Efron. Zu dieser Methode existieren eine Reihe an Erweiterungen. Da der *MBB* keine stationären Zeitreihen generiert, haben (Politis & Romano, 1994) diesen Mangel behoben. (Wu, 1986) stellt eine *gewichtete* oder *wilde Bootstrapping-Methode (WBM)* vor, welche eine konsistente Schätzung der Varianz einer Teststatistik in Gegenwart von Heteroskedastizität liefert. (Malliaropoulos & Priestley, 1999) liefern eine nicht-parametrische Variante des *WBM*.

In dieser Arbeit soll aber nur die *MBB*-Variante von Künsch weiter vertieft werden. Um Trading-Algorithmen mit Hilfe der Bootstrapping-Methode zu evaluieren, müssen neue Zeitreihen an Preisen generiert werden, auf denen die Trading-Algorithmen simuliert werden. Deshalb wird von der Originalzeitreihe an T Preisen $q^0 = (q_1^0, \dots, q_T^0)$ ausgegangen, von der $T - 1$ täglichen Renditen $R^0 = (R_1^0, \dots, R_{T-1}^0)$ berechnet werden. Die Anzahl an neu zu generierenden Bootstrapping-Zeitreihen wird mit B festgelegt (R^b mit $b \in \{1, \dots, B\}$). Außerdem wird die Länge der Blöcke bs benötigt. (Hall, Horowitz, & Jing, 1995) zeigen, dass $\sqrt[3]{T}$, $\sqrt[4]{T}$ und $\sqrt[5]{T}$ optimale Blockgrößen abhängig vom Kontext in denen sie verwendet werden, darstellen⁶².

Der *MBB*-Algorithmus wird nach (Tabak & Lima, 2009, S. 817) folgendermaßen durchgeführt:

Algorithmus 4-3: Moving Block Bootstrap (MBB)

Inputdaten:

- 1) $q^0 = (q_1^0, \dots, q_T^0)$: Originalzeitreihe mit T Preisen
- 2) B : Anzahl an zu generierenden neuen Zeitreihen
- 3) bs : Blocklänge

Schritte des Algorithmus:

- 1) Tägliche Renditen $R^0 = (R_1^0, \dots, R_{T-1}^0)$ berechnen:

$$R_t^0 = \ln\left(\frac{q_{t+1}^0}{q_t^0}\right) \text{ mit } 1 \leq t \leq T - 1 \quad (4-34)$$

- 2) Anzahl an Blöcken, welche vervielfältigt werden sollen \widehat{bs} berechnen:

$$\widehat{bs} = \frac{T - 1}{bs} \quad (4-35)$$

- 3) R^0 in $T - 1 - bs + 1 = T - bs$ überlappende Blöcke bl einteilen
- 4) B neue Zeitreihen mit \widehat{bs} von den festgelegten Blöcken bl erstellen (R^1, \dots, R^B)

⁶² $\sqrt[3]{T}$ wird bei Varianz- und Bias-Schätzungen eingesetzt; $\sqrt[4]{T}$ ist bei Schätzung einer einseitigen Verteilungsfunktion einsetzbar; $\sqrt[5]{T}$ wird bei der Schätzung einer zweiseitigen Verteilungsfunktion eingesetzt.

- 5) Die vervielfältigten neuen täglichen Renditen R^b zurück in Preise q^b mit $b \in \{1, \dots, B\}$ umrechnen. Es wird davon ausgegangen, dass der erste Preis bei jeder Zeitreihe zufällig aus q^0 gewählt wird:

$$q_1^b \in q^0$$

$$q_t^b = q_{t-1}^b \cdot e^{R_{t-1}^b} \quad \text{für } 2 \leq t \leq T \quad (4-36)$$

Outputdaten:

B neue Zeitreihen mit Preisen

Auf diesen neuen Zeitreihen werden die zu evaluierenden Trading-Algorithmen ausgeführt. Aus den Signalen werden die erwirtschafteten Renditen berechnet, wie beispielsweise das arithmetische Mittel \bar{R}^b . Aus der Verteilung aller B Ergebnisse kann die „wahrscheinlichste“ Performanz des Trading-Algorithmus ausgelesen werden.

Das Backtesting kann bei wenigen Daten und sehr einfachen Trading-Algorithmen manuell oder mit einem Tabellenkalkulationsprogramm durchgeführt werden. Werden die Regeln der Trading-Algorithmen jedoch komplexer und steigt vor allem die Menge der betrachteten Preise, müssen Systeme eingesetzt werden, welche speziell für das Backtesting von Trading-Algorithmen konzipiert sind. Diese Systeme werden *Tradingsysteme* genannt.

4.4 Tradingsysteme

Der Begriff *Tradingsystem* oder auch *Handelssystem* wird sowohl im kommerziellen als auch im wissenschaftlichen Bereich verwendet. Dabei unterscheiden sich die Definitionen des Begriffes fundamental. Selbst im wissenschaftlichen Bereich ist der Begriff nicht eindeutig definiert. Doch eine gemeinsame Eigenschaft teilen die verschiedenen Definitionen gemeinsam: Tradingsysteme werden im Zusammenhang mit dem Begriff *Börse* verwendet, um das Handeln an der Börse zu vereinfachen und nach Möglichkeit Gewinne zu erzielen.

4.4.1 Definitionen

In wissenschaftlichen Publikationen wird der Begriff *Tradingsystem* in folgenden verschiedenen Interpretationen verwendet:

(Katz & McCormick, 2000) geben an, dass ein (mechanisches) Tradingsystem Bedingungen enthalten muss, welche definieren, wann in den Markt investiert und wann aus dem Markt herausgegangen werden soll. Sie beschreiben demzufolge mit *Tradingsystem* einen Algorithmus, der definiert, wann Kauf- bzw. Verkaufssignale erzeugt werden sollen. In diesem Fall können somit die Begriffe *Tradingsystem* und *Trading-Algorithmus* gleichgesetzt werden. Es wird zwischen manuellen Tradingsystemen und mechanischen Tradingsystemen unterschieden. Manuelle Tradingsysteme bestehen aus sehr einfachen Trading-Algorithmen, die nur eine kleine Anzahl an Bedingungen enthalten, welche definieren, wann gekauft oder verkauft werden soll. Diese Trading-Algorithmen sind derart einfach gehalten, dass sie auch per Hand ausgeführt werden können. Mechanische Tradingsysteme hingegen können sehr komplexe Regeln enthalten, die nur noch automatisch von Computersystemen ausgeführt werden können.

(Vanstone & Finnie, 2009) erweitern diese Definition, indem sie festlegen, dass Tradingsysteme zusätzlich zu Kauf- und Verkaufsregeln aus einem Risiko-Management und einem Money-Management bestehen. Unter dem Risiko-Management wird der Prozess verstanden, welcher angibt, wie eine offene Position mithilfe von vordefinierten Ausstiegsaufträgen am besten geschlossen werden kann (Vanstone & Finnie, 2009, S. 6672f). Dabei folgen sie dem *TOPS COLA*-Prinzip von Chande (Chande, 2001, S. 7): „*Take our profit slowly*“ and „*cut off losses at once*“. Sie verwenden Stop-Orderarten, um den Verlust so klein wie möglich zu halten. Auf das Money- sowie das Risiko-Management wurde in Kapitel 3 eingegangen.

(Pardo, 2008, S. 74f) hat eine ähnliche Auffassung wie Vanstone und Finnie. Er spricht jedoch nicht explizit von Tradingsystemen oder -algorithmen sondern von Trading-Strategien.

Eine andere Definition von Handelssystemen gibt Kim (Kim, 2007). Dabei beschreibt er elektronische Börsensysteme wie das deutsche XETRA- oder das NASDAQ-System in den USA. Diese Systeme werden verwendet, um Börsengeschäfte auf Basis von Geschäftsmodellen und unter Beachtung rechtlicher Anforderungen abzuwickeln. Die zentralen Aufgaben eines solchen Börsensystems sind: 1) Angebot und Nachfrage ausgleichen, 2) Preise für den Handel finden und 3) die entsprechende Transaktion ausführen. Mit diesen Systemen können u. a. Aktien, Anleihen, Währungen und Rohstoffe gehandelt werden. Somit beschreibt Kim eine Software, die dazu verwendet wird, Kauf- und Verkaufsaufträge von externen Investoren entgegenzunehmen, diese in die elektronischen Auftragsbücher zu übertragen und schlussendlich automatisiert auszuführen. Diese Börsensysteme verdrängen seit dem Aufkommen des elektronischen Handels immer mehr den telefonischen Wertpapierhandel und auch zunehmend den Parketthandel (Kim, 2007, S. 2).

(Gomber, 2000, S. 27) definiert Tradingsystem ähnlich wie Kim, geht dabei aber noch etwas weiter:

„... Computersystem, das eine elektronische Orderspezifikation und –weiterleitung sowie die elektronische Zusammenführung kompatibler Orders ermöglicht.“

In dieser Definition geht Gomber auf zwei Punkte ein, zum einen beleuchtet er mit der Orderspezifikation und -weiterleitung das *Algorithmic Trading*⁶³ und zum anderen die Funktionalität des Matchings eines Börsensystems.

Für (Ignatovich, 2006, S. 1) bedeutet ein Tradingsystem ein Computersystem, mit dem Trading-Algorithmen fest implementiert, angepasst und später in Echtzeit ausgeführt werden.

Eine dritte Interpretationsrichtung stellen die *alternativen Handelssysteme (ATS)* dar. Hierbei handelt es sich um außerbörsliche elektronische Handelssysteme, welche von Unternehmen betrieben werden. Eigentümer von alternativen Handelssystemen sind Banken, Broker oder Nachrichtenagenturen. Das Bundesaufsichtsamt für Wertpapierhandel definiert alternative Handelssysteme folgendermaßen (BAW, 2000, S. 36):

„Ein ATS (Alternative Trading System) ist ein Unternehmen, das, ohne als Börse zugelassen zu sein, ein automatisiertes System betreibt, das Kauf- und Verkaufinteressen zusammenbringt. Dies erfolgt gemäß den Regeln, die durch den Systembetreiber festgelegt werden und in einer Weise, die zu einem unwiderruflichen Vertrag führt.“

⁶³ Vgl. Kapitel 4.1.

Da ATS in dieser Arbeit nicht weiter verfolgt werden, wird diesbezüglich auf die Dissertation von (Loff, 2007) verwiesen.

Im Hinblick auf die vorgestellten Definitionen können Tradingsysteme in drei Hauptkategorien eingeteilt werden (vgl. Abbildung 4-3):

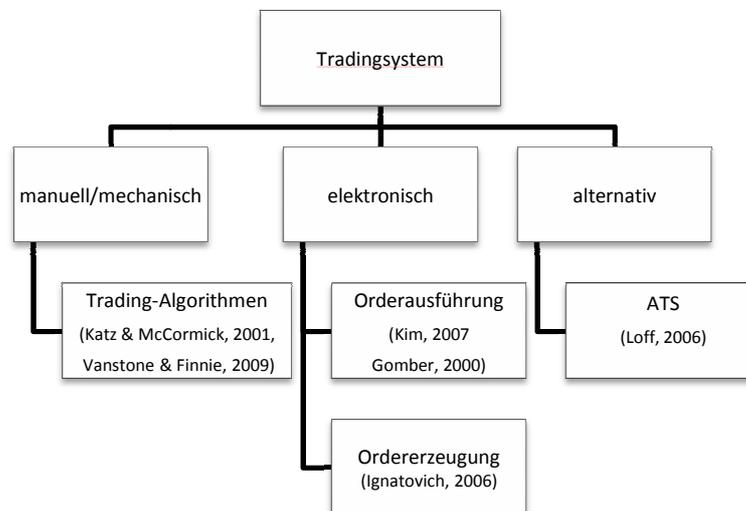


Abbildung 4-3: Arten von Tradingsystemen

Die manuellen und mechanischen Tradingsysteme beziehen sich auf Trading-Algorithmen, die Kauf- und Verkaufsentscheidungen bestimmen. Diese können um ein Risiko- und Money-Management erweitert werden (vgl. (Vanstone & Finnie, 2009)).

Elektronische Tradingsysteme bezeichnen zum einen Börsensysteme, die für die Orderausführung zuständig sind und zum anderen Systeme, die die Börsenaufträge erzeugen. Im Rahmen dieser Arbeit wird der Begriff Tradingsystem zu *den elektronischen Tradingsystemen*, die für die Ordererzeugung verwendet werden (vgl. (Ignatovich, 2006)), zugeordnet. Ein Tradingsystem ist somit eine Software, mit der Kauf- und Verkaufssignale mit Hilfe von Trading-Algorithmen generiert werden. Mit einem solchen Tradingsystem können demnach Trading-Algorithmen 1) erstellt, 2) an historischen Daten simuliert und 3) evaluiert (Backtest) werden. Wenn die Ergebnisse des Backtests zur Zufriedenheit ausgefallen sind, können die Trading-Algorithmen 4) dazu verwendet werden, um auf Echtzeitdaten an der Börse automatisch angewendet zu werden:

- 1) Das Erstellen von Trading-Algorithmen wurde bereits in Kapitel 4.2 ausführlich diskutiert;
- 2) Bei der historischen Simulation werden die Kauf- und Verkaufsregeln des Trading-Algorithmus auf historische Preise angewendet. So können beispielsweise Tagesendpreise, bestehend aus Eröffnungs- (Open), Schluss- (Close), Tageshöchst- (High) und Tagestiefstkurs (Low) sowie das Tagesvolumen (Volume) kostenlos über Yahoo!Finance⁶⁴ heruntergeladen werden. Intraday-Daten hingegen sind nur gegen eine Gebühr über Broker erhältlich. Die historische Simulation läuft dann über eine Teilmenge der vorhandenen Preise. Das Ergebnis der Simulation sind Kauf- und Verkaufssignale, die durch die Kauf- und Verkaufsregeln des Trading-Algorithmus generiert wurden;

⁶⁴ <http://finance.yahoo.com/>.

- 3) Mithilfe der Kauf- und Verkaufssignale werden verschiedene Kennzahlen ermittelt, die zur Evaluation des betreffenden Trading-Algorithmus herangezogen werden können. Die einfachste Kennzahl ist beispielsweise die Berechnung der Rendite. Detaillierter wurde in Kapitel 4.3.1 auf diese Kennzahl eingegangen.
- 4) Wenn ein Zugang zu einem Broker existiert, können die positiv evaluierten Trading-Algorithmen in Echtzeit angewendet werden. Dazu wird jedes Signal in einen Börsenauftrag umgewandelt, der dann über den Broker an die Börse weitergeleitet wird. Der Trading-Algorithmus wird hierbei auf Echtzeitdaten, beispielsweise auf Tick-Daten angewendet.⁶⁵

4.4.2 Tradingsysteme in der Praxis

In der Praxis gibt es einen großen Markt für Tradingsysteme, der sich auf Privatanwender sowie auf semi-professionelle Trader konzentriert. Im Rahmen einer Studie von (Kersch & Schmidt, 2012) wurden 17 Tradingsysteme aus dem Blickwinkel eines Privatanwenders untersucht. Sie konnten die einzelnen Funktionen der Tradingsysteme in 9 Komponenten zusammenfassen: 1) Informationsbereitstellung, 2) Charts, 3) Trading-Algorithmen-Manager, 4) Backtesting, 5) Paper-Trading, 6) Optimierung, 7) Alarmsignale, 8) Trading-Management und 9) Order-Routing. Entsprechend den Erkenntnissen der Studie können Tradingsysteme gemäß ihrer Funktionalität in drei Typen eingeteilt werden:

- 1) Ausführungssysteme (AS),
- 2) Planungssysteme (PS) und
- 3) Planungs- und Ausführungssysteme (PAS).⁶⁶

4.4.2.1 Ausführungssysteme (AS)

Bei den Ausführungssystemen handelt es sich um einen Oberbegriff für Online-Brokerage-Systeme (vgl. (Gomber, Holtman, Kurbjuweit, & Moderer, 2000)). Diese Tradingsysteme werden von Banken, Online-Banken, Finanzdienstleistern oder sonstigen Dienstleistern angeboten, die sich auf das Online-Brokerage-Geschäft spezialisiert haben. Ziel dieser Systeme ist es, Börsenaufträge zu erstellen und diese über den entsprechenden Broker an die Börse zu senden. Tabelle 4-2 zeigt die Komponenten an, die ein typisches Ausführungssystem enthält.

Ausführungssysteme
1) Informationsbereitstellung
2) Charts
3) Trading-Management
4) Order-Routing
5) Alarmsignale

Tabelle 4-2: Komponenten von Ausführungssystemen

Viele Ausführungssysteme, die von Banken oder Online-Brokern angeboten werden, basieren auf HTML. Somit können sie über jeden Internetbrowser aufgerufen werden. Ein großer Vorteil dieser Systeme ist ihre Verfügbarkeit, da sie von jedem Rechner auf der Welt mit Internetanschluss verwendbar sind. Markt- und Fundamentaldaten sowie Nachrichten werden über die

⁶⁵ Die Daten, die zur Verfügung stehen, hängen vom Datenfeed ab, der über den Broker abonniert wurde.

⁶⁶ Englische Terminologie: Ausführungssysteme = execution systems (ES); Planungssysteme = planning systems (PS); Planungs- und Ausführungssysteme = planning and execution systems (PES)

Informationsbereitstellung einsehbar. Die abonnierten Marktdaten werden in verschiedenen *Chart*-Darstellungen angezeigt. Außerdem werden einzelne technische Indikatoren mit der Software mitgeliefert, die ebenfalls im Chart dargestellt werden können. Durch das Definieren von *Alarmsignalen* wird der Anwender benachrichtigt, wenn Handlungsbedarf besteht.

Die Hauptkomponenten von Ausführungssystemen stellen das *Trading-Management* und das *Order-Routing* dar. Der Anwender definiert hier häufig noch manuell seinen Börsenauftrag. Das Signal, wann gekauft oder verkauft werden soll, erhält der Anwender aus der Interpretation der Marktdaten und der Chart-Darstellung mit technischen Indikatoren. Über das Order-Routing wird der Auftrag dann an die Börse übermittelt und gegebenenfalls ausgeführt.

4.4.2.2 Planungssysteme (PS)

Im Gegensatz zu den Ausführungssystemen können Planungssysteme keine Orders erstellen und diese über das Order-Routing an einen Broker schicken, um sie an der Börse auszuführen. Somit sind Planungssysteme nicht zum Ausführen von Börsenaufträgen konzipiert, sondern wie der Name „Planung“ bereits suggeriert, lediglich zum Planen von Signalen.

Ähnlich wie bei den Ausführungssystemen dient die *Informationsbereitstellung* dazu, die Daten zu liefern, welche für das Planen notwendig sind. Im Fall der Planungssysteme sind das historische Preise, wobei es sich dabei um Tagesendpreise (OHCL-Daten⁶⁷ und das Handelsvolumen) oder Intraday-Preise handelt.

Was die Planungssysteme fundamental von den Ausführungssystemen unterscheidet, ist die Möglichkeit, eigene Trading-Algorithmen zu erstellen. Diese Trading-Algorithmen werden anschließend über das *Backtesting* evaluiert. Es obliegt dem Anwender, die Ergebnisse der Evaluation zu interpretieren. Viele Planungssysteme bieten zusätzlich die Möglichkeit der *Optimierung* der Trading-Algorithmen an. Dabei kommen Verfahren wie genetische Algorithmen und Monte-Carlo-Simulationen zum Einsatz.

Planungssysteme stellen eine chart-technische Software dar, d.h. das Zentrum dieser Systeme ist das *Chart*. Wesentliches wird im Chart dargestellt. Dies fängt bei den Preisen und den Indikatoren an und endet bei den Kauf- und Verkaufssignalen der Trading-Algorithmen beim Backtesting. Somit erhält der Anwender in einem Chart alle wichtigen Informationen auf einen Blick.

In wenigen Fällen (z.B. bei *Tradecision Realtime*) bieten Planungssysteme die Möglichkeit des Paper-Tradings. Dafür sind zusätzlich Echtzeitdaten notwendig, die über die Informationsbereitstellung geliefert werden. Über das Trading-Management werden die Kauf- und Verkaufsaufträge gemäß dem eingesetzten Trading-Algorithmus erstellt und die Ausführung in der Paper-Trading-Funktion simuliert.

Im Vergleich zu Ausführungssystemen werden Planungssysteme meistens lokal auf einen Rechner installiert, wobei als Betriebssystem „Microsoft Windows“ standardmäßig verwendet wird. Die Verwendung von Linux oder MacOS als Betriebssystem werden nur von wenigen Anbietern unterstützt.

⁶⁷ O - Eröffnungskurs (Open), H - Tageshöchstkurs (High), C - Tagesschlusskurs (Close) und L - Tagestiefstkurs (Low)

Planungssysteme
1) Informationsbereitstellung
2) Charts
3) Trading-Algorithmen-Management
4) Backtesting
5) Paper-Trading
6) Optimierung
7) Alarmsignale
8) <i>Trading-Management</i>

Tabelle 4-3: Komponenten von Planungssystemen

Eines der wenigen Planungssysteme, die über den Browser aufgerufen werden, ist *ProRealTime*. Ein Vorteil dieses webbasierten Systems ist, dass die erstellten Trading-Algorithmen auf dem Server von ProRealTime gespeichert und dort ebenfalls evaluiert werden. Auf diese Weise muss der Rechner des Anwenders nicht permanent eingeschaltet sein. Außerdem erhält der Anwender von jedem Rechner Zugriff auf das System. Weiterhin ist die Aktualität der verwendeten Software stets gewährleistet. Ein großer Nachteil dieser Technologie ist jedoch die Sicherheit bezüglich des geistigen Eigentums. Da die Trading-Algorithmen nicht lokal auf dem eigenen Rechner gespeichert sind, können diese für Dritte zugänglich sein.

Planungssysteme bestehen somit im Allgemeinen aus 8 Komponenten, welche in Tabelle 4-3 angegeben sind. Das Trading-Management muss nicht zwingend vorhanden sein.

4.4.2.3 Planungs- und Ausführungssysteme (PAS)

Planungs- und Ausführungssysteme verbinden die Charakteristika der beiden zuvor aufgeführten Tradingssystemtypen. Mit PAS können Trading-Algorithmen erstellt, simuliert, evaluiert und anschließend im Echtzeithandel verwendet werden. Planungs- und Ausführungssysteme bestehen aus der Vereinigung aller Komponenten von Ausführungssystemen und Planungssystemen. Tabelle 4-4 führt all diese typischen Komponenten auf:

Planungs- und Ausführungssysteme
1) Informationsbereitstellung
2) Charts
3) Trading-Algorithmen-Management
4) Backtesting
5) Paper-Trading
6) Optimierung
7) Alarmsignale
8) Trading-Management
9) Order-Routing

Tabelle 4-4: Komponenten von Planungs- und Ausführungssystemen

Planungssysteme sind somit Tradingssysteme, welche lediglich die ersten drei Charakteristika der Definition eines Tradingsystems in dieser Arbeit erfüllen. Bei den Planungs- und Ausführungssystemen sind alle vier Charakteristika der Tradingsystem-Definition gegeben.

Da es sich bei einem Tradingsystem um eine Software handelt, welche ein System darstellt, wird im nächsten Kapitel auf die systemtheoretische Darstellung eines Tradingsystems eingegangen.

4.4.3 Systemtheoretische Darstellung

Ein System ist ein Begriff aus der Systemtheorie. (Kowalk, 1996, S. 27) definiert ein System als

„eine räumlich abgeschlossene, logisch zusammengehörende und zeitlich begrenzte Einheit, die voneinander abhängende Komponenten umfaßt [sic].“

(G. Schmidt, 1999, S. 43f) definiert den Begriff des Systems genauer und ist somit auch greifbarer. Er stellt fest, dass ein System aus einer Menge an Elementen E und einer Menge an Relationen R besteht. Die Relationen beschreiben die Beziehungen zwischen den einzelnen Elementen, wobei gilt:

$$R \subseteq \times \{E_i: i \in \mathbb{N}\} \text{ mit } E \in \{\text{Daten, Funktionen}\} \quad (4-37)$$

Somit kann allgemein ein System S mathematisch als eine Menge von Relationen R über die Elemente E definiert werden⁶⁸:

$$S \subseteq \{R: R \subseteq \times \{E_i: i \in \mathbb{N}\}\} \text{ mit } E \in \{\text{Daten, Funktionen}\} \quad (4-38)$$

Jedes Element kann durch Attribute weiter spezifiziert werden. Je mehr Elemente und Relationen das System enthält, als desto komplexer kann es angesehen werden.

Weiterhin wird das System durch eine Systemgrenze eingegrenzt und Eingänge von außen (Input) sowie Ausgänge nach außen (Output) werden berücksichtigt. Diese Ein- und Ausgänge bezeichnen die Schnittstelle des Systems. Über diese Schnittstelle werden Daten an das System geschickt oder ausgegeben. Übergeordnet über diese Bestandteile eines Systems steht das Systemziel, welches definiert, zu welchem Zweck das System vorhanden ist, d.h. es legt fest, zu welchem Problem das System eine Lösung liefert.

Da Systeme im Allgemeinen sehr komplexe Gebilde darstellen, ist es schwierig, diese exakt zu beschreiben. Deshalb bedient sich die Wissenschaft der Entwicklung von Modellen. Bei isomorphen bzw. strukturgleichen Modellen wird jedes Element und jede Beziehung des realen Systems im Modell berücksichtigt. Die Art von Modellen ist bei komplexen Systemen ungeeignet, da der Detaillierungsgrad nicht umsetzbar wäre. Bei homomorphen bzw. strukturähnlichen Modellen wird eine Vereinfachung der Wirklichkeit durchgeführt, d.h. im Modell findet eine Abstraktion des realen Systems statt. Bei dieser Vereinfachung werden unwichtige Elemente und/oder Relationen vernachlässigt, die die Aussagekraft des Modells nicht signifikant mindern (G. Schmidt, 1999, S. 44).⁶⁹

In der Praxis wird normalerweise nicht das komplexe reale System exakt modelliert, sondern es wird ein homomorphes Modell entwickelt, das alle wichtigen Komponenten des realen Systems beinhaltet (vgl. (Kowalk, 1996, S. 30)).

Allgemein lassen sich Systeme nach verschiedenen Kriterien klassifizieren (vgl. (G. Schmidt, 1999, S. 43) und (Guntram, 1985, S. 314ff)):

1) Natürliche oder künstliche Systeme

⁶⁸ Eine detailliertere Definition von Systemen beschreibt Guntram in (Guntram, 1985, S. 301ff).

⁶⁹ Weitere Erläuterungen zu Modellen können in Klein und Scholl (Klein & Scholl, 2004, S. 29ff) nachgelesen werden.

Ein natürliches System bezeichnet ein System, das von der Natur hervorgebracht wurde (z.B. unser Sonnensystem). Im Gegensatz dazu ist ein künstliches System ein System, das vom Menschen erschaffen wurde (z.B. Maschine).

2) *Geschlossene oder offene Systeme*

Bei geschlossenen Systemen ist keine Interaktion mit der Umgebung möglich, d.h. es besteht keine Kommunikation über die Systemgrenze hinweg (z.B. Weltall). Bei offenen Systemen existiert eine Schnittstelle zur Außenwelt. Es werden entweder nur Daten von (nach) außen in das (aus dem) System transferiert oder beide Richtungen werden akzeptiert (z.B. Taschenrechner).

3) *Statische oder dynamische Systeme*

Ein statisches System zeigt ohne Beeinflussung von außen keine Veränderungen an. Es führt immer die gleiche Aktion durch, wie beispielsweise bei einer Uhr. Ein dynamisches System passt sich hingegen an die Umweltbegebenheiten an (z.B. Unternehmen).

4) *Deterministische oder stochastische Systeme*

Bei deterministischen Systemen ist der Übergang von einem Zustand in den nächsten vorhersehbar, d.h. aus einem Zustand kann der nächste Zustand abgeleitet werden (z.B. Online-Shop). Bei stochastischen Systemen ist das Verhalten des Systems nicht voraussehbar (z.B. Roulette).

In diesem Zusammenhang handelt es sich bei Tradingsystemen ebenfalls um Systeme entsprechend den Definitionen von (Kowalk, 1996) und (G. Schmidt, 1999). Tradingsysteme bilden ein abgeschlossenes Gebilde, welches aus verschiedenen Komponenten (Knoten) besteht, die miteinander in Verbindung stehen bzw. logisch zusammengehören (Kanten).

Abbildung 4-4 stellt die drei Tradingsystemtypen als System nach (G. Schmidt, 1999) dar. Dabei handelt es sich um einen gerichteten, zusammenhängenden Graphen. Die Datenströme werden durch die Pfeilrichtung gekennzeichnet. Der dargestellte Graph ist eine grobe Abstraktion eines realen Handelssystems. Jede einzelne Komponente des Systems ist eine Zusammenfassung von vielen Funktionen und Daten. Jede einzelne Komponente kann selbst wieder als ein System bezeichnet werden.

Der Graph zeigt die Komponente „Informationsbereitstellung“, welcher als Quelle von Informationen dient. Diese Komponente liefert alle Daten, die für den Betrieb des Systems notwendig sind, z.B. Kursdaten/Preise für die technische Analyse im Rahmen des „Backtestings“, Tick-Daten beim „Paper-Trading“ sowie Daten beim manuellen Handeln im „Trading-Management“. Dies wird in der Depotverwaltung sichtbar, in der der aktuelle Wert des Portfolios errechnet wird. Dafür werden die aktuellen Preise der im Portfolio befindlichen Wertpapiere benötigt. Die Kursdaten sind darüber hinaus notwendig um „Alarmsignale“ berechnen zu können. Bei der „Optimierung“ von Trading-Algorithmen sind Preise ebenfalls essentiell, um den Algorithmus zu verbessern.

In der Komponente „Charts“ laufen in einem Handelssystem fast alle Informationen zusammen. Sie kann deshalb auch als zentrales Element angesehen werden. Alle Daten wie beispielsweise Preise von Wertpapieren, Indikatoren oder Signale von Trading-Algorithmen sowie Börsenaufträge aus dem Trading-Management werden hier visualisiert dargestellt. Da von dieser Komponente keine Daten an andere Komponenten übertragen werden, wird sie im System als Senke repräsentiert.

Eine weitere Senke bildet die Komponente „Alarmsignale“, welche nur Informationen aus dem System erhält und damit Alarmsignale in visueller oder akustischer Form oder per E-Mail bzw. SMS an den Anwender sendet. Alarmsignale werden aus dem Backtesting oder Papertrading heraus generiert, wenn ein Preis eine bestimmte Grenze erreicht wurde.

Eine weitere Quelle an Informationen für das System bietet das „Trading-Algorithmen-Management“. Hier werden die Algorithmen erstellt und verwaltet, die in den Planungssystemen sowie Planungs- und Ausführungssystemen für das Backtesting und Papertrading benötigt werden. Die Komponente „Optimierung“ verwendet ebenfalls Trading-Algorithmen in Kombination mit den Daten aus der Informationsbereitstellung mit dem Ziel die Algorithmen zu verbessern.

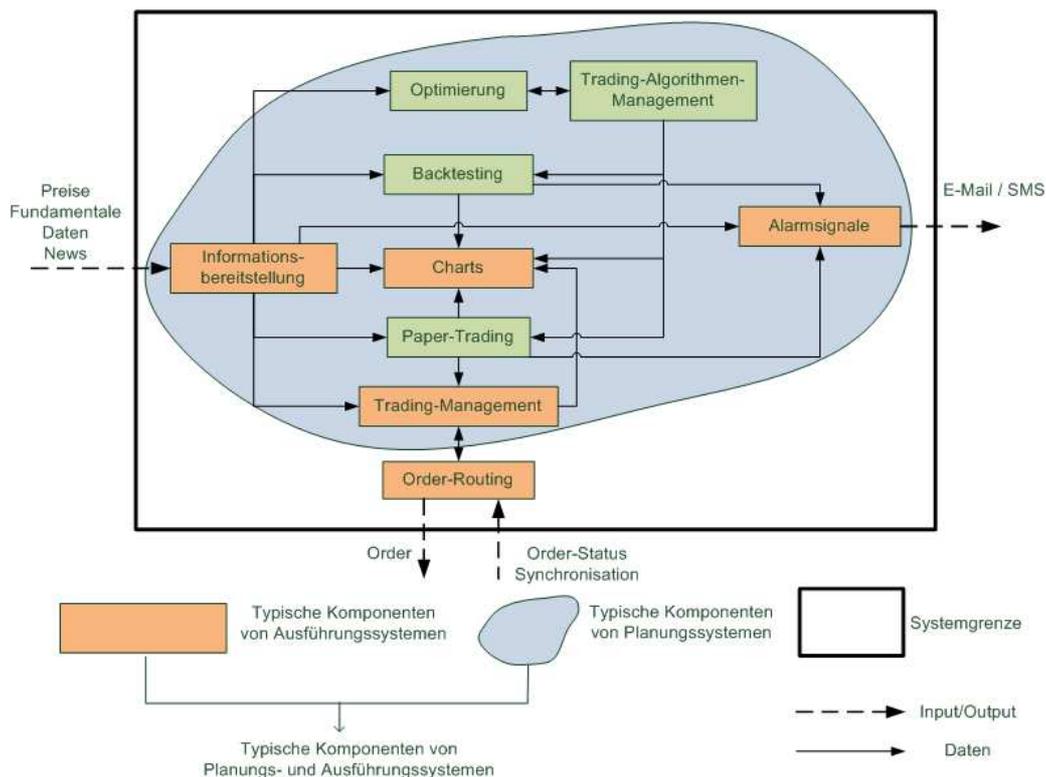


Abbildung 4-4: Tradingssystem dargestellt als System

Das „Trading-Management“ generiert entweder automatisch aus Kauf- und Verkaufssignalen im Rahmen des Papertradings Börsenaufträge oder dies geschieht manuell durch den Anwender. Diese werden anschließend über die Komponente „Order-Routing“ an den Broker weitergeleitet. Als Rückgabe erhält das Trading-Management über das Order-Routing Informationen über den aktuellen Status der Order. Außerdem wird auf diese Weise der Kontostand sowie das Portfolio synchronisiert.

Die Systemgrenze schließt das Handelssystem nach außen ab. Dabei enthält jedes Handelssystem Schnittstellen, die das System mit der Umwelt verbinden. Dies ist beim Order-Routing essentiell. Ohne Verbindung zum Broker können keine Börsenaufträge ausgeführt werden. Auch ohne neue Informationen von außen, beispielsweise neue Preise, ist Paper-Trading oder auch echtes Handeln nicht möglich. Im Allgemeinen haben Tradingssysteme drei Schnittstellen nach außen:

1) Informationsbereitstellung

An dieser Schnittstelle werden neue Daten in Form von Preisen, fundamentalen Daten oder Nachrichten in das Handelssystem übertragen. Im System können diese Informationen sofort

verwendet werden oder für eine spätere Benutzung in einer Datenbank gespeichert werden. Die Schnittstelle ist unidirektional, d. h. sie ist nur in eine Richtung geöffnet. In diesem Fall können nur Informationen in das System aufgenommen werden.

2) *Order-Routing*

Diese bidirektionale Schnittstelle sendet die Börsenaufträge aus dem System zum Broker. Im Gegenzug erhält sie als Input den aktuellen Status der erteilten Börsenaufträge, die zur Synchronisation von Handelssystem und Broker beitragen.

3) *Alarmsignale*

Die Schnittstelle Alarmsignale ist wieder unidirektional. In diesem Fall gelangen nur Informationen aus dem System heraus. Dies sind Alarmsignale, die den Anwender auf ein Ereignis hinweisen sollen.

An dieser Stelle können nun die drei Handelssystemtypen den Systemklassen aus (G. Schmidt, 1999) zugeordnet werden:

Bei Tradingsystemen handelt es sich um künstliche, offene, dynamische sowie deterministische Systeme. Tradingsysteme sind künstlich, weil sie vom Menschen geschaffen sind und nicht in der Natur vorkommen. Es sind des Weiteren offene Systeme, da sie mit der Umwelt agieren. Dies wird dadurch deutlich, dass sie Schnittstellen nach außen besitzen, an denen Daten ins System importiert oder aus dem System ausgegeben werden können. Dass Tradingsysteme dynamische Systeme sind, zeichnet sich dadurch aus, dass sie nicht stillstehen, sondern ständig in Bewegung sind bzw. Daten berechnen und diese ausgeben. Als weitere Systemeigenschaft sind Handelssysteme darüber hinaus deterministisch. Die Berechnungen, die im System durchgeführt werden, wie beispielsweise das Bestimmen von Kauf- und Verkaufssignalen im Backtesting, werden nach bestimmten vordefinierten Schritten durchgeführt. Auch für alle anderen Berechnungen im System existieren Vorschriften. An dieser Stelle muss darauf hingewiesen werden, dass die Preisbildung an der Börse natürlich ein stochastischer Prozess ist. Doch da sich die Preisbildung nicht im System sondern außerhalb abspielt, kann das Tradingsystem als deterministisch angesehen werden.

In einer sehr engen Definition von Planungssystemen können diese auch als geschlossene Systeme angesehen werden. Das ist der Fall, wenn das Planungssystem keine Alarmsignale per E-Mail oder SMS versenden kann und wenn die Informationsbereitstellung an keine Datenstrom-Anbindung eines Brokers angeschlossen ist. Die Daten, die für die Berechnungen verwendet werden, sind in dem Fall zu einem vorherigen Zeitpunkt in die Datenbank des Systems importiert worden und somit ist keine Verbindung nach außen notwendig.

Nachdem die Perspektive aus der Praxis und der Systemtheorie detailliert dargestellt wurde, wird nun ein Überblick über Tradingsysteme in der Wissenschaft aufgezeigt.

4.4.4 Tradingsysteme in der Literatur

In der Literatur über Tradingsysteme, so wie sie im vorherigen Abschnitt definiert wurden, existieren sehr wenige Beiträge, wobei die wichtigsten hier kurz vorgestellt werden.

Im Rahmen des *Penn-Lehman Automated Trading Project (PLAT)* wurde der *Penn Exchange Simulator (PXS)* von (Kearns & Ortiz, 2003) realisiert. Der *PXS* ist ein Simulator für das automatische Handeln. Das Ziel des *PLAT*-Projektes war eine Untersuchung von Trading-Algorithmen im automatisierten Handel an Finanzmärkten. Mit dem *PXS*-System können Trading-Algorithmen getestet werden, indem

sie als eigenständige Agenten im Simulator umgesetzt werden. Alle Kauf- und Verkaufssignale, die generiert werden, verändern somit das Kapital des Agenten. Am Ende der Simulation wird der eingesetzte Trading-Algorithmus auf seine Leistungsstärke hin bewertet. Dazu gehört neben der Rendite unter anderem auch die Sharpe-Ratio für das eingegangene Risiko. Im Echtzeit-Modus nutzt der *PXS* Echtzeitdaten von realen Märkten, die über *Electronic Crossing Networks*⁷⁰ (*ECNs*) verfügbar sind. Außerdem existieren noch zwei weitere Modi: 1) die historische Simulation, bei der auf historischen Preisen simuliert wird und 2) die Simulation, bei der nur die Agenten unter sich Kauf- und Verkaufsangebote ausgeben.

Außerdem bietet *PXS* die Möglichkeit, die Reaktionen des Marktes auf einen bestimmten Trading-Algorithmus zu analysieren. Dies ist möglich, da *PXS* nicht nur auf einen Agenten beschränkt ist, sondern er kann mit einer größeren Anzahl an Agenten einen Markt simulieren. Alle Aufträge, die von Agenten generiert werden, werden primär „intern“ verarbeitet, d.h. versucht ein Agent ein Wertpapier am Markt zu kaufen, so wird als Erstes geprüft, ob ein anderer Agent für dieses Wertpapier einen Verkaufsauftrag eingestellt hat. Ist dies der Fall, so findet ein Handel zwischen den beiden Agenten statt. Weitere Literatur über agentenbetriebene Tradingsysteme finden sich bei (Raberto, Cincotti, Focardi, & Marchesi, 2001) sowie bei (Poggio, Lo, LeBaron, & Chan, 2001).

(Hellstrom, 1999) stellt ein Framework mit dem Namen *ASTA*⁷¹ vor, das dazu erstellt wurde, um Trading-Algorithmen zu erstellen und diese auf EOD-Daten zu simulieren. Das System besteht aus zwei Komponenten: 1) der *Trader* und 2) der *Markt*. Die Trading-Algorithmen werden in der Simulation von *Trader* genutzt, um am *Markt* zu handeln. Die Markt-Komponente umfasst alle handelbaren Wertpapiere des Systems. Jedes Wertpapier ist durch vier Zeitreihen an Preisen dargestellt: Close, High, Low und Volume. Die Hauptaufgabe dieser Komponente ist die Simulation des Marktes für jedes handelbare Wertpapier. Die Trader-Komponente repräsentiert den Investor. Während der Simulation werden ständig auf der einen Seite die noch zur Verfügung stehenden Geldmittel aufgezeigt, während auf der anderen Seite die sich im Portfolio befindlichen Wertpapiere verfolgt werden. Als Ergebnis liefert *ASTA* die Rendite des simulierten Trading-Algorithmus zurück.

Ein weiteres System, das aber auch nur Teile der oben genannten Definition von Tradingsystemen erfüllt, ist der *GA/GP Trading Rule Optimizer* von (Dempster & Jones, 2001). Auf Grundlage von verschiedenen Technischen Indikatoren und mit Hilfe eines *Genetischen Algorithmus* werden Kauf- und Verkaufsregeln zusammengebaut. Die Ergebnisse der durchgeführten Simulationen zeigen jedoch, dass der Handel keine signifikanten Renditen erwirtschaftet, was nach Aussage der Autoren auf zu starkes *Curve-Fitting* im Optimierungszeitraum zurückzuführen ist.

Keines von den bis jetzt vorgestellten Systemen kann die Definition von Tradingsystemen ganz realisieren. (Kersch & Schmidt, 2012) haben ein weiteres Tradingsystem mit dem Namen *LifeTrader* entwickelt, welches die gesamte Definition erfüllt. Dieses System wird in Kapitel 5.4 näher beschrieben, da es in Rahmen dieser Arbeit zur Anwendung kommt.

4.5 Zusammenfassung

Die oben genannten heuristischen sowie garantierenden Trading-Algorithmen werden in der wissenschaftlichen Literatur verwendet, um zu zeigen, dass diese auf verschiedenen Zeitreihen positive Renditen erzielen und den Markt schlagen können.

⁷⁰ Ein ECN ist eine Art von alternativen Handelssystemen in Sinne von (BAW, 2000, S. 36).

⁷¹ *ASTA* = Artificial Stock Trading Agent.

Die Eigenschaften, die Pardo an Trading-Algorithmen stellt, werden von allen Algorithmen erfüllt. Die Regeln der Trading-Algorithmen sind exakt mathematisch spezifiziert und somit ist die Konsistenz gewährleistet. Durch das Anwenden der Trading-Algorithmen auf eine beliebige Zeitreihe an Preisen wird die Güte, beispielsweise mithilfe der Renditeberechnung, bestimmt. Dies bedeutet, dass die Verifizierbarkeit, die Quantifizierbarkeit sowie die Erweiterbarkeit auf andere Märkte und einfache Anpassung des Trading-Algorithmus gewährleistet sind. Werden die Trading-Algorithmen präzise nach deren Definition und ohne subjektive Beeinflussung durch den Investor ausgeführt, ist die Objektivität garantiert.

Da sich diese Arbeit mit dem praktischen Einsatz dieser Trading-Algorithmen widmet, muss zuerst geprüft werden, ob diese von einem Investor in Echtzeit verwendet werden können. Bei den heuristischen Trading-Algorithmen, wird der VMA beispielsweise in vielen nicht-wissenschaftlichen Büchern erwähnt und in der Praxis eingesetzt (vgl. (Paesler, 2007)). Allgemein können die oben erwähnten heuristischen Trading-Algorithmen beim Handeln an der Börse eingesetzt werden, da sie ausschließlich auf historische Daten zurückgreifen, welche über diverse Kanäle (Broker, Internetanbieter, ...) bezogen werden können. Somit sind alle Daten, die die Trading-Algorithmen für die Berechnungen benötigen, vorhanden.

Die garantierenden Trading-Algorithmen hingegen verwenden Informationen, die nicht nur die Vergangenheit betreffen, sondern noch nicht bekannte Daten aus der Zukunft. Es werden Annahmen über den minimalen Preis $m(p)$ und den maximalen Preis $M(p)$ für jede Periode p der betrachteten Zeitreihe getroffen. (G. Schmidt et al., 2010) nehmen bei ihren Simulationen an, dass diese Informationen bekannt sind. Deshalb sind die guten Ergebnisse des TBA und die signifikant besseren Renditen gegenüber den anderen getesteten Trading-Algorithmen nachvollziehbar. Im praktischen Einsatz an der Börse ist ein Zugriff auf zukünftige Daten nicht möglich und somit ein Backtest, welcher auf zukünftige Daten zugreift nicht sinnvoll. Die einzige Möglichkeit, die beiden garantierenden Trading-Algorithmen RpmM und TBA in der Praxis verwenden zu können, ist die Prognose von $m(p)$ und $M(p)$. Dafür gibt es mehrere Methoden, wie beispielsweise das *Internal Value Time Series Forecasting* (vgl. (Arroyo, Espínola, & Maté, 2011)). Da jede Prognose einer Fehlerwahrscheinlichkeit unterliegt, kann davon ausgegangen werden, dass die Garantie, die diese Trading-Algorithmen geben, nicht eingehalten werden kann und somit zum Teil willkürliche Ergebnisse zu erwarten sind. Aus diesem Grund werden im Folgenden die beiden garantierenden Trading-Algorithmen nicht mehr betrachtet und diese Arbeit konzentriert sich auf die 6 heuristischen Trading-Algorithmen.

Trading-Algorithmen stellen die erste Komponente einer Tradingstrategie dar, welche von einem Tradingsystem implementiert werden muss. Es konnte festgestellt werden, dass das Risiko- und Money-Management (2. und 3. Komponente einer Tradingstrategie) nicht explizit in den Komponenten der Planungssystemen und Planungs- und Ausführungssystemen vorkommen.

Ein Tradingsystem liefert nicht nur die Signale, die die Trading-Algorithmen generieren, sondern berechnet auch verschiedene Kennzahlen, die für die Begutachtung der einzelnen Trading-Algorithmen benötigt werden. Die verwendeten Kennzahlen aus der Wissenschaft und kommerziellen Tradingsystemen werden in Kapitel 5 ausführlich dargestellt.

5 Kennzahlen zur Evaluation von Trading-Algorithmen

Um die Güte von Trading-Algorithmen zu bestimmen, müssen diese evaluiert werden. In der wissenschaftlichen Literatur sowie in der Praxis wird deshalb ein *Backtest* durchgeführt. Dieser basiert entweder auf

- 1) historischen Daten: dazu zählen entweder End-of-Day-Preise (EOD) oder Intraday-Preise;
- 2) künstlichen Daten: hierbei handelt es sich um künstlich erstellte Zeitreihen, welche beispielsweise bestimmten statistischen Eigenschaften entsprechen. In der *Worst-Case-Analyse* (vgl. (Mohr, 2011)) werden ebenfalls künstliche Zeitreihen verwendet, um den schlechtesten Fall zu simulieren;
- 3) Echtzeitdaten: ein Backtest mit Echtzeitdaten simuliert echtes Trading, aber nur auf dem Papier. Deshalb wird diese Methode auch *Papertrading* genannt. Alle Käufe und Verkäufe werden simuliert und haben keinen Einfluss auf das Orderbuch.

Das Backtesting wird verwendet, um zu ermitteln, welche Ergebnisse der Trading-Algorithmus auf den zugrundeliegenden Daten erzielt hätte. Die Güte der Trading-Algorithmen wird mithilfe von Evaluationskennzahlen bestimmt.

In diesem Kapitel werden zuerst die Evaluationskennzahlen aus der Wissenschaft zusammengestellt und anschließend kommerzielle Tradingsysteme hinsichtlich ihrer zur Verfügung gestellten Kennzahlen geprüft.

5.1 Kennzahlen in der Wissenschaft

Es werden 12 bedeutende wissenschaftliche Studien untersucht, welche sich der Evaluation von Trading-Algorithmen widmen. Besondere Aufmerksamkeit wird dabei auf die eingesetzten Kennzahlen gelegt. Die Studie von (Brock et al., 1992) bezeichnet den Ausgangspunkt der hier vorgestellten Artikel.

1) (Brock et al., 1992)	Können Trading-Algorithmen, die auf einfachen technischen Indikatoren basieren, eine höhere Rendite erzeugen, als eine einfache Buy-and-Hold-Strategie?
2) (Bessembinder & Chan, 1995)	Kann die <i>Technische Analyse</i> Kursänderungen in asiatischen Aktienmärkten vorhersagen?
3) (Hudson et al., 1996)	Können die Ergebnisse von (Brock et al., 1992) auf den britischen Markt übertragen werden? Welchen Einfluss haben Transaktionskosten auf die Überschussrenditen?
4) (Mills, 1997)	Können einfache technische Trading-Algorithmen Kursänderungen des <i>FT30</i> vorhersagen?
5) (Ratner & Leal, 1999)	Können Trading-Algorithmen basierend auf dem VMA an den Märkten von zehn ausgewählten Schwellenländern Überrenditen erwirtschaften?

6) (Parisi & Vasquez, 2000)	Können die Trading-Algorithmen VMA und TRB Überrenditen am chilenischen Aktienmarkt erwirtschaften?
7) (Gunasekarage & Power, 2001)	Können technische Trading-Algorithmen in den Schwellenländern Südasiens höhere Renditen erzeugen als eine Buy-and-Hold-Strategie?
8) (Bokhari et al., 2005)	Können Kursentwicklungen von Unternehmen unterschiedlicher Größe mithilfe einfacher technischer Trading-Algorithmen prognostiziert werden?
9) (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006)	Wie profitabel sind die Trading-Algorithmen VMA, FMA und TRB in neun untersuchten asiatischen Märkten?
10) (Lento & Gradojevic, 2007)	Können Trading-Algorithmen gegenüber der naiven Buy-and-Hold-Strategie in nordamerikanischen Indizes eine bessere Rendite erwirtschaften?
11) (Schulmeister, 2009)	Sind Trading-Algorithmen auf Intraday-Daten profitabel?
12) (G. Schmidt et al., 2010)	Wie sieht die empirische und Worst-Case-Performanz des <i>Threat-Algorithmus</i> im Vergleich zum <i>Reservationspreis-Algorithmus</i> , <i>Buy-and-Hold</i> und <i>Constant</i> aus?

Tabelle 5-1: Analyisierte Studien mit zugehöriger Fragestellung nach (Scheffler, 2012, S. 16)

Es zeigt sich, dass die Grundfragestellung der Studien 1 - 10 die Prognostizierfähigkeit von Trading-Algorithmen betrifft. Studie 11 wendet die Trading-Algorithmen als einziger Beitrag auf Intraday-Daten an. Studie 12 weicht ebenfalls etwas ab, indem sie die empirische und die Worst-Case-Performanz von vier verschiedenen Trading-Algorithmen vergleicht.

Im Folgenden werden diese 12 Studien vorgestellt.

5.1.1 Studie (Brock et al. 1992) [BLL92]

Mit diesem Artikel haben (Brock et al., 1992) eine der ersten Studien durchgeführt, die zeigt, dass die Technische Analyse trotz Effizienzmarkthypothese (Fama, 1970) erfolgreich eingesetzt werden kann. Sie untersuchen 26 verschiedene Trading-Algorithmen, die auf den technischen Indikatoren *Variable-Length Moving Average* (VMA), *Fixed-Length Moving Average* (FMA) und *Trading Range Breakout* (TRB) basieren auf ihre Vorhersagekraft (vgl. hierzu Kapitel 4.2.5). Dabei vergleichen sie die Trading-Algorithmen mit einer simplen Buy-and-Hold-Strategie, um daraus zu folgern, dass die Trading-Algorithmen eine Überrendite erzielen. Die einzelnen Varianten der Trading-Algorithmen unterscheiden sich

- 1) beim VMA und FMA an der Länge der beiden verwendeten gleitenden Durchschnitte (1-50, 1-150, 5-150, 1-200, 2-200);
- 2) beim TRB an der Länge der Periode, die zum Berechnen des Maximum bzw. Minimum herangezogen wird (50, 150, 200).

Bei allen drei Trading-Algorithmen wird außerdem ein 1 %-Band berücksichtigt.

Sie verwenden Tagesendpreise (Close-Preise) des *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) vom ersten Handelstag des Jahres 1897 bis zum letzten Handelstag des Jahres 1986. Dabei unterteilen sie den Gesamtzeitraum in 4 Perioden, welche sich an wirtschaftsgeschichtlichen Ereignissen orientieren. Diese Perioden unterscheiden sich grundlegend bezüglich des Kursverlaufes des DJIA.

In einem ersten Schritt wird eine statistische Analyse der zugrundeliegenden Preise durchgeführt. Dafür berechnen (Brock et al., 1992) zunächst die täglichen Renditen R^{BH} , welche eine Buy-and-Hold-Strategie repräsentieren, und davon die vier zentralen empirischen Momente:

- 1) Mittelwert \bar{R} ,
- 2) Standardabweichung s ,
- 3) Schiefe ν und
- 4) Wölbung κ .

Sie verwenden diese Informationen, um zu zeigen, dass die täglichen Renditen nicht normalverteilt sind. Außerdem geben sie die Autokorrelation ρ für die Lags 1 bis 5 an. Die Buy-and-Hold-Strategie repräsentiert den Benchmark. Sie wird verwendet, um mit den zu evaluierenden Trading-Algorithmen verglichen zu werden.

In einem zweiten Schritt werden die Ergebnisse der zu evaluierenden Trading-Algorithmen berechnet. Es wird zwischen Kauf- und Verkaufstagen unterschieden. Wird ein Kaufsignal (Long) generiert, so wird der Index so lange gehalten bis der Trading-Algorithmus ein Verkaufssignal generiert. Die Tagesrenditen aus dieser Periode werden den Kaufstagen (*Buy*) zugeordnet. Beim Verkaufssignal wird nicht nur der zuvor gehaltene Index verkauft, sondern es wird gleichzeitig ein Leerverkauf (Short) vorgenommen. Beim nächsten Kaufsignal wird dieser wieder zurückgekauft. Die Tagesrenditen aus dieser Periode werden den Verkaufstagen (*Sell*) zugeordnet. Es ist zu beachten, dass die Tagesrenditen der Verkaufstage wegen Shortselling zumeist negativ sind. Allgemein wird angenommen, dass der Signalpreis dem Kauf- bzw. Verkaufspreis entspricht. Es wird demzufolge zum gleichen Zeitpunkt gekauft bzw. verkauft, zu dem das Signal generiert wurde. Für die beiden Perioden werden folgende Kennzahlen berechnet:

- 1) Anzahl an Kauf und Verkaufstagen (N^{buy}, N^{sell}),
- 2) Durchschnittliche tägliche Rendite ($\bar{R}^{buy}, \bar{R}^{sell}$),
- 3) Anteil der täglichen Renditen, welche ($\bar{R}^{buy} > 0, \bar{R}^{sell} > 0$) sind,
- 4) Differenz zwischen durchschnittlichen täglichen Kauf und Verkaufrenditen ($\bar{R}^{buy} - \bar{R}^{sell}$).

Zusätzlich werden für $\bar{R}^{buy}, \bar{R}^{sell}$ und $\bar{R}^{buy} - \bar{R}^{sell}$ jeweils ein zweiseitiger Zweistichproben-*t*-Test durchgeführt. Die Nullhypothesen (H_0) sind wie folgt definiert:

- 1) $H_0: \mu^{buy} - \mu^{BH} = 0$
- 2) $H_0: \mu^{sell} - \mu^{BH} = 0$
- 3) $H_0: \mu^{buy} - \mu^{sell} = 0$

Der *t*-Test wird verwendet, um zu zeigen, dass die Renditen der Trading-Algorithmen im Mittel signifikant besser sind als die Renditen der Buy-and-Hold-Strategie. Dabei ist jedoch zu beachten, dass eine solche Aussage nur getätigt werden kann, wenn zusätzlich zum zweiseitigen *t*-Test die Teststatistiken positiv sind. Werden die Nullhypothesen falsifiziert und sind die Teststatistiken positiv, kann davon ausgegangen werden, dass der verwendete Trading-Algorithmus Prognoseeigenschaften besitzt.

In einem dritten Schritt verwenden (Brock et al., 1992) die Methodik des *Bootstrapping*, um die Stabilität der Trading-Algorithmen zu prüfen. Dabei bedienen sie sich der Modelle des *Random Walk*, *AR(1)*, *GARCH-M* und *E-GARCH* um 500 neue Zeitreihen zu simulieren. Auf diese werden die Trading-

Algorithmen nochmals angewendet und mit der Buy-and-Hold-Strategie verglichen. Für jedes Modell werden die Anteile für

- 1) die durchschnittlichen täglichen Kauf- und Verkaufsrenditen,
- 2) die Standardabweichung für Kauf und Verkauf,
- 3) die Differenz zwischen durchschnittlichen täglichen Kauf- und Verkaufsrenditen

berechnet, in denen die simulierten Resultate besser sind als die Ergebnisse der Originalzeitreihe⁷². Somit bedeutet beispielsweise der Wert 0,00 im Rahmen der durchschnittlichen täglichen Kaufrenditen, dass keine der simulierten Ergebnisse eine bessere durchschnittliche tägliche Kaufrendite generiert hat als das Ergebnis der Originalzeitreihe. Bei 1,00 sind alle simulierten Ergebnisse besser als das Ergebnis der Originalzeitreihe.

(Brock et al., 1992) schließen ihre Arbeit damit ab, dass sie anhand ihrer Ergebnisse den untersuchten Trading-Algorithmen eine klare Prognosefähigkeit attestieren. Daran ist jedoch einzuwenden, dass beispielsweise keine Gebühren betrachtet werden, die das Ergebnis erheblich schmälern würden.

5.1.2 Studie (Bessembinder & Chan, 1995) [BC95]

(Bessembinder & Chan, 1995) verwenden die gleichen Trading-Algorithmen wie (Brock et al., 1992) und untersuchen an 6 asiatischen Märkten (Japan, Hong Kong, Südkorea, Malaysia, Thailand und Taiwan), ob diese auch dort eine Prognosefähigkeit besitzen. Der Untersuchungszeitraum erstreckt sich von Januar 1975 bis Dezember 1991⁷³. Die Evaluationsvorgehensweise orientiert sich an den Methoden von (Brock et al., 1992).

Da in dieser Studie mehrere Märkte untersucht werden, werden bei der statistischen Analyse der täglichen Renditen zusätzlich die Korrelationen zwischen den Märkten und dem Aktienmarkt der USA berechnet. Dabei wird festgestellt, dass der US-Aktienmarkt einen bedeutenden Einfluss auf die Prognose der asiatischen Märkte hat.

Darüber hinaus wird bei der Evaluation der Trading-Algorithmen zwischen dem Signal und dem Kauf bzw. Verkauf eine Verzögerung von einem Tag berücksichtigt. Dies soll die Evaluation der Praxis annähern. Die Ergebnisse der Evaluation mit der Verzögerung sind jedoch durchweg schlechter als die ohne Verzögerung, schließen die Vorhersagekraft der Trading-Algorithmen aber nicht völlig aus. Weiterhin untersuchen (Bessembinder & Chan, 1995) die Einführung von Transaktionskosten, welche jegliche Gewinne der Trading-Algorithmen eliminieren.

In ihrer Studie verwenden (Bessembinder & Chan, 1995) auch das Bootstrapping-Verfahren. Sie verzichten jedoch auf stochastische Prozesse wie AR(1), sondern beschränken sich auf das Scrambling der Originalzeitreihe.

Das Ergebnis dieser Studie belegt, dass die Prognosestärke der Trading-Algorithmen in informationsineffizienten Märkten wie Malaysia, Thailand und Taiwan stärker ausgeprägt ist als in informationseffizienten Märkten wie Hong Kong, Japan und Südkorea.

⁷² Brock et al. bezeichnen diese Werte als die simulierten „p-Werte“.

⁷³ Taiwan, Japan: Januar 1975 – Dezember 1989; Korea: Januar 1977 – Dezember 1989; Malaysia: Januar 1977 – Dezember 1991; Hong Kong: Januar 1975 – Dezember 1991; Thailand: Mai 1975 – Dezember 1989.

5.1.3 Studie (Hudson, Dempsey, & Keasey, 1996) [HDK96]

Die Studie von (Hudson et al., 1996) untersucht ebenfalls den VMA, FMA und TRB mithilfe verschiedener Varianten. Sie versuchen die Ergebnisse von (Brock et al., 1992) vom DJIA auf den britischen Markt, speziell den *Financial Times Industrial Ordinary Index 30 (FT30)* zu übertragen. Der betrachtete Zeitraum erstreckt sich vom 01. Juli 1935 bis zum 31. Januar 1994. Er wird in vier Unterperioden unterteilt. Die Vorgehensweise von (Hudson et al., 1996) zur Evaluation von Trading-Algorithmen ähnelt sehr der von (Brock et al., 1992).

Die statistische Analyse ist äquivalent zu der von (Brock et al., 1992).

Die Ergebnisse der Evaluation der einzelnen Trading-Algorithmen entsprechen den Ergebnissen von (Brock et al., 1992), obwohl die Vorhersagekraft für den FT30 nicht so groß ist wie beim DJIA ist. Im Allgemeinen führen Hudson et al. die Vorhersagekraft auf die sehr lange Zeitreihe an Preisen zurück. Diese Aussage würde den praktischen Einsatz von Trading-Algorithmen in Frage stellen, da kein Anleger bereit sein wird, 20 oder 30 Jahre zu warten, bis nennenswerte Gewinne erzielt werden. Zusätzlich führen sie Berechnungen mit Einbezug von Transaktionskosten durch. Dadurch schmelzen die Überrenditen, die ohne Transaktionskosten verwirklicht werden konnten, dahin bzw. kehren sich sogar in Verluste um. Aufgrund dieser Einschränkungen relativieren sie die Aussage von (Brock et al., 1992) und schlussfolgern, dass Trading-Algorithmen nur unter bestimmten Voraussetzungen eine Vorhersagekraft besitzen.

Auf das Überprüfen der Stabilität der Trading-Algorithmen durch Verwendung des Bootstrapping-Verfahrens wird verzichtet.

5.1.4 Studie (Mills, 1997) [Mil97]

Die Arbeit von (Mills, 1997) basiert auf den gleichen Daten wie bei (Hudson et al., 1996), d.h. auf den Schlusspreisen zwischen 1935 und 1994 vom FT30. Es werden nicht alle Varianten des VMA und TRB, verglichen mit (Brock et al., 1992) und (Hudson et al., 1996), betrachtet.

Bei der statistischen Analyse werden die gleichen Berechnungen wie bei den vorherigen Studien erstellt. Zusätzlich ermittelt (Mills, 1997) nicht nur die Autokorrelation erster Ordnung ρ , sondern auch die Autokorrelation der quadrierten Renditen⁷⁴. Diese werden später für die Bestimmung der AR-ARCH-Modelle verwendet.

Die Evaluation der Trading-Algorithmen mit einem t -Test und der Verwendung von AR-ARCH-Modellen beim Bootstrapping zum Simulieren von neuen Renditezeitreihen gestaltet sich äquivalent zu der von (Brock et al., 1992).

In dieser Studie kann gezeigt werden, dass Trading-Algorithmen eine einfache Buy-and-Hold-Strategie deutlich schlagen können. Dies gilt zumindest bis zu Beginn der 1980er Jahre. Innerhalb der Jahre 1975 und 1994 wird deutlich, dass die Effizienz der Trading-Algorithmen deutlich abnimmt. Dies hat den Grund, dass der Preis in diesem Zeitraum sehr schwankt. Deshalb folgert (Mills, 1997), dass Trading-Algorithmen nur in Märkten mit wenig Schwankung, d.h. in ineffizienten Märkten, Überrenditen erzielen.

⁷⁴ Mills bezeichnet die Autokorrelation der quadrierten Renditen mit ρ^2 . Diese Variablenbezeichnung kann jedoch mit dem Bestimmtheitsmaß, der quadrierten Autokorrelation verwechselt werden.

5.1.5 Studie (Ratner & Leal, 1999) [RL99]

In dieser Studie möchten (Ratner & Leal, 1999) die Vorhersagekraft von zehn Varianten des VMA auf ihre Vorhersagekraft untersuchen. Sie konzentrieren sich auf Märkte von zehn Schwellenländern⁷⁵ aus Lateinamerika und Asien. Sie betrachten den Zeitraum von Januar 1982 bis April 1995. Da sich in diesen Ländern eine relativ hohe Inflationsrate zeigt, werden inflationsbereinigte Renditen für die Berechnungen verwendet.

Die statistische Analyse der Renditezeitreihen enthält standardmäßig die vier zentralen Momente und die Autokorrelation mit einem Tag Verzögerung. Außerdem werden die Kosten pro Handel für jeden einzelnen Markt angegeben.

Die Evaluation wird für jeden Markt und jeden Trading-Algorithmus, d.h. insgesamt 100 verschiedene Kombinationen, durchgeführt. Dabei werden die durchschnittlichen täglichen inflationsbereinigten Renditen für die Kauf- sowie für die Verkaufssignale ausgegeben. Der p -Wert eines t -Test für die Differenz der Kauf- und Verkaufrenditen wird ebenfalls berechnet. Nach Einberechnung der Transaktionskosten findet ein Vergleich zwischen den Renditen statt. Dabei stellt sich heraus, dass die Trading-Algorithmen auf den Märkten in Taiwan, Thailand und Mexiko sehr wohl Vorhersagekraft besitzen. Für alle anderen Länder gilt dies jedoch nicht. Ratner et al. finden heraus, dass bei Vernachlässigung der statistischen Signifikanz 82 von 100 untersuchten Kombinationen von Trading-Algorithmen und Märkten korrekte Preisveränderungen vorhergesagt wurden.

Im Allgemeinen schließen Ratner et al., dass der VMA keine Überrenditen gegenüber einer Buy-and-Hold-Strategie erzielen kann, vor allem wenn Transaktionskosten berücksichtigt werden. Diese Schlussfolgerung steht im Kontrast zu den Ergebnissen von (Bessembinder & Chan, 1995). Bessembinder et al. fanden heraus, dass gerade bei illiquiden, d.h. informations-ineffizienten Märkten die Prognosekraft der Trading-Algorithmen stärker ist. Dies wäre auch bei den Schwellenländern von Ratner et al. zu vermuten gewesen.

Ein Bootstrap-Verfahren wird bei Ratner et al. nicht verwendet.

5.1.6 Studie (Parisi & Vasquez, 2000) [PV00]

Parisi et al. untersuchen die Vorhersagekraft von Trading-Algorithmen auf dem Chilenischen Markt. Dabei verwenden sie Schlusskurse vom 2. Januar 1987 bis zum 9. September 1998. Sie benutzen die gleichen Varianten der Trading-Algorithmen wie Brock et al. basierend auf dem VMA, FMA und TRB. Zusätzlich evaluieren sie eine variable Variante des TRB, den sogenannten *Variable-Length-Trading Range Breakout (VTRB)* (vgl. Kapitel 4.2.5.3).

Parisi et al. führen ebenfalls zuerst eine statistische Analyse der zugrundeliegenden täglichen Renditen aus. Der Jarque-Bera-Test wird verwendet, um auf Normalverteilung der Daten zu testen. Diese Daten geben sie aber nicht explizit in Tabellenform in ihrer Studie an.

Die Evaluation der Trading-Algorithmen erfolgt nach demselben Prinzip wie bei den vorherigen Arbeiten. Parisi und Vasquez halten fest, dass ihre Ergebnisse denen von Brock et al. gleichen. Die Trading-Algorithmen generieren höhere Renditen bei Kaufsignalen und die Renditen nach Verkaufssignalen sind zum größten Teil negativ.

Auch in dieser Arbeit wird nicht auf das Bootstrap-Verfahren zurückgegriffen.

⁷⁵ Indien, Korea, Malaysia, Philippinen, Taiwan, Thailand, Argentinien, Brasilien, Chile und Mexiko.

5.1.7 Studie (Gunasekarage & Power, 2001) [GP01]

Gunasekarage et al. möchten an vier süd-asiatischen Märkten⁷⁶ zeigen, dass der VMA und der FMA ähnliche Ergebnisse liefern wie bei Brock et al. Der TRB wird in dieser Studie nicht betrachtet. Untersucht wird der Zeitraum von Januar 1990 bis März 2000. Die statistische Analyse der täglichen Renditen sowie die Evaluation der Trading-Algorithmen erfolgt analog zu Brock et al., lediglich das Bootstrap-Verfahren kommt hier nicht zur Anwendung. Gunasekarage et al. finden heraus, dass einfache Trading-Algorithmen, wie der VMA und der FMA, sehr wohl Vorhersagekraft besitzen. Dies gilt vor allem für den VMA und dies verstärkt für die Märkte von Bangladesch, Sri Lanka und Pakistan. Am indischen Markt lassen sich keine signifikant besseren Renditen feststellen. Gunasekarage et al. vermuten daher, dass dies wahrscheinlich an der Marktgröße und der höheren Anzahl an ausländischen Investoren liegt, was zu einer höheren Markteffizienz führt.

5.1.8 Studie (Bokhari, Cai, Hudson, & Keasey, 2005) [BCHK05]

Die Untersuchung von Bokhari et al. hat zum Ziel, die Vorhersagekraft der Trading-Algorithmen, welche auf dem VMA, FMA und TRB basieren, in Bezug zu der Größe der Unternehmen zu setzen. Für die Studie werden zufällig 33 Unternehmen aus dem britischen FTSE 100, 33 Unternehmen aus dem FTSE 250 und 34 Unternehmen aus dem FTSE Small Cap ausgewählt⁷⁷. Dabei wird deutlich, dass sich diese Arbeit von den bisher vorgestellten Veröffentlichungen unterscheidet. Hier werden die Trading-Algorithmen direkt auf den Aktien der Unternehmen angewendet und nicht wie bisher auf einen Aktienindex. Dies zeigt eine praxisnähere Ansicht. Der Zeitraum der Untersuchung erstreckt sich vom 1. Januar 1987 bis zum 22. Juli 2002, welcher sich in vier Subperioden aufteilt.

Die statistische Analyse sowie die Evaluation mit einem *t*-Test lassen die Autoren zu dem Schluss kommen, dass die Trading-Algorithmen eine bessere Prognosekraft entwickeln, je kleiner die Unternehmen sind. Transaktionskosten hingegen zehren die erzielte Überrendite auf.

5.1.9 Studie (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) [MS06]

Die Studie von Ming-Ming et al. untersucht neun asiatische Märkte⁷⁸. Die Autoren versuchen auf dem VMA, FMA und TRB basierende Trading-Algorithmen auf ihre Prognosefähigkeit zu testen. Der Untersuchungszeitraum ist zwischen Januar 1988 und Dezember 2003 gewählt. Die Vorgehensweise, angefangen mit einer statistischen Analyse der täglichen Renditen und der Evaluation der Trading-Algorithmen mit abschließendem *t*-Test, unterscheidet sich nicht von der Brocks et al. Bootstrapping wird wiederum nicht verwendet. Transaktionskosten werden für jeden der neun Märkte in die Berechnungen mit einbezogen.

Die Autoren schließen aus ihren Untersuchungen, dass der VMA und FMA bei allen analysierten Märkten außer Japan eine Prognosekraft zeigen. Außerdem stellen sie fest, dass der VMA allgemein höhere Erträge erwirtschaftet als der FMA. Dies deckt sich mit den Aussagen der anderen Studien. Im chinesischen Markt liefern alle Trading-Algorithmen die besten Ergebnisse. Steigt die Markteffizienz, nimmt die Prognosekraft ab und ist im japanischen Markt nicht mehr vorhanden.

⁷⁶ Indien, Bangladesch, Sri Lanka und Pakistan.

⁷⁷ FTSE steht für *Financial Times Stock Exchange*. Der *FTSE 100* beinhaltet die nach Marktkapitalisierung (*Blue Chips*) 100 größten Unternehmen, die an der *London Stock Exchange* (LSE) gehandelt werden. Der *FTSE 250* vereinigt die nächsten 250 größten Unternehmen (*Mid Caps*) und der *FTSE Small Cap* besteht aus den folgenden Unternehmen, welche nicht unter den 350 größten Unternehmen sind (Bokhari et al., 2005, S. 23).

⁷⁸ China, Japan, Thailand, Taiwan, Malaysia, Singapur, Hong Kong, Korea und Indonesien.

5.1.10 Studie (Lento & Gradojevic, 2007) [LG07]

Diese Studie befasst sich mit der Fragestellung, ob die Trading-Algorithmen VMA, Bollinger Bänder, TRB und Filterregeln bessere Ergebnisse liefern als eine Buy-and-Hold-Strategie. Sie verwenden Daten vom 9. Mai 1995 bis zum 31. Dezember 2004 von drei nordamerikanischen Indizes: 1) S&P/TSX 300 Index (Kanada), 2) Dow Jones Industrial Average Index (DJIA) und 3) NASDAQ Composite Index. Außerdem betrachten sie Währungsdaten CAD/USD. Ihre Ergebnisse zeigen, dass der VMA und TRB beim S&P/TSX 300 Index, NASDAQ Composite Index und CAD/USD Überrenditen erwirtschaften. Die Filterregeln erwirtschaften lediglich beim CAD/USD Überrenditen.

Für die Evaluation der Trading-Algorithmen wird nachdem die Simulationen durchgeführt wurden, das Bootstrap-Verfahren mittels Scrambling durchgeführt. Mit dieser Methode erstellen sie 100 neue Zufallszeitreihen, indem sie die Tagesrenditen aus der Originalzeitreihe zufällig nacheinander (mit Zurücklegen) ziehen. Um die Verteilungseigenschaften der Originalzeitreihe weiterhin beizubehalten, erhalten der Start- sowie der Endpreis bei jeder neuen Zufallszeitreihe die ursprünglichen Werte der Originalzeitreihe. Trotzdem sind die Zeitreiheneigenschaften zufällig.

Die Autoren möchten zusätzlich überprüfen, ob die Trading-Algorithmen korrekte Signale generieren. Dies zeigen sie, indem sie angeben, wie oft nach einem Signal der Preis in die richtige Richtung verlaufen ist. Beim Kauf sollte der Preis steigen, bei einem Verkauf sollte der Preis fallen. (Lento & Gradojevic, 2007) verwenden die Binomialverteilung auf Basis eines Signifikanzniveaus von $\alpha = 0,05$ um die Signifikanz der Signale zu bestimmen.

Die Arbeit verwendet außerdem einen *kombinierten* Ansatz, bei dem ein Signal nur dann erstellt wird, wenn mindestens 7 von 12 Trading-Algorithmen gleichzeitig ein Signal generieren. Diese Vorgehensweise gründet sich darin, dass durch diesen kombinierten Ansatz die Wahrscheinlichkeit eines korrekten Signals erhöht wird. Die Ergebnisse zeigen, dass diese Methodik nicht in allen Fällen zu besseren Resultaten führt. Dieser kombinierte Ansatz gleicht der Funktionsweise des *GA/GP Trading Rule Optimizer* von (Dempster & Jones, 2001). Sie verwenden Genetische Algorithmen, um die beste Kombination von Tradingregeln zu bestimmen (vgl. Kapitel 4.4.4).

Transaktionskosten werden in den Simulationen mit berücksichtigt. Der *t*-Test kommt ebenfalls nicht zur Anwendung.

5.1.11 Studie (Schulmeister, 2009) [Sch09]

Der Beitrag von Schulmeister weicht in der Art der untersuchten Daten von den restlichen Arbeiten ab. Es werden nicht nur Tagesendpreise sondern auch Intraday-Preise, speziell 30-Minuten-Daten, für die Simulationen verwendet. Schulmeister bemerkt, dass die gefundene Vorhersagekraft in den Studien, welche ausschließlich auf Tagesendpreisen basieren, nur ein temporäres Phänomen gewesen sei. Deshalb untersucht er, ob die Vorhersagekraft der Trading-Algorithmen von EOD zu Intraday gewechselt ist. Bei den Daten handelt es sich um den S&P 500 Spot Markt von 1960 bis 2007 und S&P 500 Futures Markt von 1983 bis 2007. Zusätzlich zum VMA untersucht Schulmeister die Rate-of-Change bzw. das Momentum und den Relative Strength Index (RSI) in verschiedenen Varianten.

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass die Trading-Algorithmen auf Tagesdaten schlechte Ergebnisse liefern. Die Profite sind in den letzten Jahren des Betrachtungszeitraumes sogar negativ und zuvor stetig gefallen. Für die Futures basierend auf den 30-Minuten-Daten sind die Renditen besser.

Für die Evaluation verwendet Schulmeister diskrete Renditen. Zusätzlich dazu berechnet er die *Bruttorendite (gross rate of return)*. Dabei handelt es sich jedoch nicht um die Rendite vor Steuern sondern Schulmeister definiert diese Kenngröße mithilfe von sechs Komponenten: 1) Anzahl an Trades mit positiver Rendite (*APT*), 2) Anzahl an Trades mit negativer Rendite (*AUT*), 3) Tagesdurchschnittsrendite bei positiven Trades (*RPT*), 4) Tagesdurchschnittsrendite bei negativen Trades (*RUT*), 5) durchschnittliche Haltedauer bei positiven Trades (*HPT*) und 6) durchschnittliche Haltedauer bei negativen Trades (*HUT*).⁷⁹ Zusätzlich dazu führt Schulmeister einen Einstichproben *t*-Test durch um die Signifikanz der Renditen zu ermitteln. Auf das Bootstrapping wird verzichtet.

5.1.12 Studie (Schmidt, Mohr, & Kersch, 2010) [SMK10]

Die Studie von Schmidt et al. unterscheidet sich zum Teil erheblich von den bisher aufgeführten Arbeiten. Sie verwenden Preise des deutschen Aktienindex (*DAX30*) vom 01. Januar 1998 bis zum 31. Dezember 2007. Dabei unterteilen sie den gesamten Zeithorizont in p Handelsperioden der Länge π , welche wiederum in eine Kauf- und eine Verkaufsperiode der gleichen Länge $\tau = \frac{\pi}{2}$ unterteilt wird. Das heißt, dass in der Kaufperiode nur gekauft werden kann und in einer Verkaufsperiode nur verkauft werden darf. Sie führen ihre Experimente mit Periodenlängen $\pi \in \{10, 20, 65, 130, 260\}$ durch.

In dieser Arbeit werden vier unterschiedliche Trading-Algorithmen vorgestellt und einander gegenüber gestellt. Bei den Trading-Algorithmen handelt es sich um

- 1) einen threat-basierten Algorithmus, welcher den Minimalpreis m , den Maximalpreis M und die Anzahl an Preisen bis zur Bedrohung (*Threat*) k' innerhalb einer Periode als Eingabewerte zusätzlich zum Preis q_t benötigt (vgl. (El-Yaniv et al., 2001) und Kapitel 4.2.5.8);
- 2) einen Reservationspreisalgorithmus (*Square*), welcher den Minimalpreis m und den Maximalpreis M zusätzlich zum Preis q_t für die Berechnung verwendet (vgl. (El-Yaniv, 1998) und Kapitel 4.2.5.7);
- 3) einen Durchschnittspreis-Algorithmus (*Constant*), bei dem an jedem Tag genau $\frac{1}{\tau}$ Anteile des Vermögens gehandelt werden;
- 4) eine Buy-and-Hold-Strategie, bei der zum ersten Preis des Betrachtungszeitraumes gekauft und zum letzten Preis des Betrachtungszeitraumes verkauft wird.

Zusätzlich zu den vier Trading-Algorithmen wird ein optimaler Algorithmus (*OPT*) verwendet. *OPT* ist im Gegensatz zu den vier Online-Algorithmen ein Offline-Algorithmus (vgl. Kapitel 4.2.3) und verfügt über zukünftige Daten. Somit kann er optimal handeln.

In einem ersten Schritt wird für jede der fünf Periodenlängen π die Performanz der Trading-Algorithmen ermittelt. Dazu berechnen Schmidt et al. die durchschnittliche Periodenrendite. Das Ergebnis zeigt, dass der Threat-Algorithmus die drei anderen Trading-Algorithmen dominiert und bessere Renditen erzielt. Als zweitbesten Algorithmus erweist sich der Square-Algorithmus. Er erwirtschaftet bessere Renditen als die Buy-and-Hold-Strategie sowie der Constant-Algorithmus. Buy-and-Hold ist in 4 von 5 Fällen ebenfalls vorteilhafter als der Constant-Algorithmus.

In einem zweiten Schritt wird die *worst-case competitive ratio* cr_w für den threat-basierten Algorithmus und den Square berechnet. Hier zeigt sich, dass der Threat die Ergebnisse des Square

⁷⁹ $Bruttorendite = APT * RPT * HPT - AUT * RUT * HUT$.

übertrifft. Danach werden die empirische Analyse und die Worst-Case-Analyse miteinander verglichen.

Anschließend wird die Signifikanz der Ergebnisse mithilfe eines t -Tests ermittelt. Um die Renditen auf Normalverteilung zu testen wird der Jarque-Bera-Test verwendet und um die Varianzgleichheit zu bestimmen, findet entweder der Bartlett-Test oder der Levene-Test Anwendung. Erstgenannter wird eingesetzt, wenn es sich um normalverteilte Renditen handelt. Der t -Test mit $H_0: \mu^{ON} \leq \mu^{BH}$ zeigt, dass der Threat-Algorithmus signifikant besser abschneidet als Buy-and-Hold und Constant. Square dominiert Buy-and-Hold und Constant. Über die Signifikanz von Threat gegenüber Square kann keine Aussage getroffen werden. Das Gleiche gilt für die Signifikanz zwischen Buy-and-Hold und Constant.

5.1.13 Zusammenfassung

Nachdem alle Studien analysiert wurden, kann festgehalten werden, dass diese sich zum Großteil an der Studie von Brock et al. orientieren. Im Zentrum steht die Fragestellung, ob 6 Trading-Algorithmen, hier VMA, FMA, FTRB, VTRB und Momentum sowie Bollinger Bänder Prognosekraft gegenüber einer Buy-and-Hold-Strategie besitzen.

Deshalb kann ein allgemeiner Evaluationsprozess (Abbildung 5-1) aufgestellt werden, der die einzelnen Phasen der Evaluation aufzeigt und auf alle vorher besprochenen Studien ganz oder zum Teil anwendbar ist. In einem ersten Schritt werden im Rahmen der deskriptiven Statistik die Ausgangsdaten beschrieben, nachdem die täglichen Renditen berechnet wurden. Die täglichen Renditen repräsentieren automatisch die Buy-and-Hold-Strategie, welche als Benchmark gegenüber den zu testenden Trading-Algorithmen verwendet wird. In einem zweiten Schritt wird die Simulation der Trading-Algorithmen mit den zur Verfügung stehenden Preisen durchgeführt und Kennzahlen wie Rendite und Standardabweichung berechnet. Um die Signifikanz der Renditen der Trading-Algorithmen gegenüber dem Benchmark zu zeigen, wird ein Zweistichproben t -Test durchgeführt, dessen Ergebnis entweder durch seine Teststatistik oder den p -Wert angegeben wird. Optional wird zusätzlich ein vierter und letzter Schritt durchgeführt, in dem die Ausgangsdaten mittels Bootstrapping-Verfahren vervielfältigt werden, um auf diese Weise die Stabilität und somit im Endeffekt gleichzeitig die Signifikanz der Trading-Algorithmen zu demonstrieren.

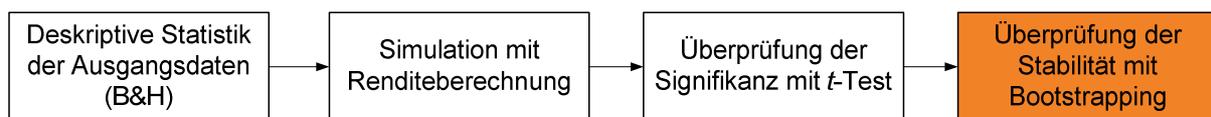


Abbildung 5-1: Phasen des Evaluationsprozess

Eine detaillierte Übersicht über die ermittelten Kennzahlen der obigen Arbeiten wird in Tabelle 5-2 gegeben.

Kennzahlen\Studien	BLL92	BC95	HDK96	Mil97	RL99	PV00	GP01	BCHK05	MS06	SMK10	LG07	Sch09	Σ
Unterscheidung													
Markt	DJIA	Asien	FT30	FT30	Asien / Südamerika	Chile	Südasien	FTSE	Asien	DAX30	USA / Canada	S&P500 spot / futures	
Mehrere Märkte		X			X		X	X	X		X	X	7
Berechnungen auf Index	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	11
Berechnung auf Aktien								X					1
Transaktionskosten		X	X		X			X	X		X		6
Bootstrapping	X	X	X	X	X						X		6
Unterteilung in Perioden	X		X	X				X		X	X	X	7
Performanz													
Rendite (diskret)					X					X		X	3
Rendite (stetig)	X	X	X	X		X	X	X	X		X		9
Bruttorendite												X	1
Anzahl der Kaufstage	X		X	X		X	X						5
Anzahl der Verkaufstage	X		X	X		X	X						5
Anzahl Trades											X		1
Durchschn. Kaufrendite	X	X	X	X	X	X	X		X				8
Durchschn. Verkaufrendite	X	X	X	X	X	X	X		X				8
Durchschn. (Kauf – Verkauf)-Rendite	X		X	X		X	X		X	X	X		8
Anteil Kaufrendite > 0	X			X		X							3
Anteil Verkaufrendite > 0	X			X		X							3
Transaktionskosten		X	X		X			X	X		X		6
Break-Even-Transaktionskosten		X							X				2
Korrektheit der Signale											X		1

Kennzahlen\Studien	BLL92	BC95	HDK96	Mil97	RL99	PV00	GP01	BCHK05	MS06	SMK10	LG07	Sch09	Σ
Performanz													
Tägl. durchschn. Rendite nach Signal											X		1
Anzahl (un-)profitable Trades												X	1
Rendite der (un-)profitablen Trades												X	1
Durchschn. Haltedauer bei (un-) profitablen Trades												X	1
Vergleich mit Benchmarksystemen													
Vergleich mit Buy-and-Hold (B&H)	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		11
Vergleich mit Idealsystem (OPT)										X			1
Risiko													
Standardabweichung der Kaufrenditen	X	X				X							3
Standardabweichung der Verkaufrenditen	X	X				X							3
Competitive Ratio										X			1
Sharpe Ratio											X		1
Statistische Kennzahlen													
Anzahl Renditen (B&H)	X		X			X		X			X		5
Mittelwert (B&H)	X	X	X	X	X	X	X	X	X				9
Standardabweichung (B&H)	X		X	X	X	X	X	X	X				8
Schiefe (B&H)	X		X	X	X	X	X	X	X				8
Kurtosis (B&H)	X		X	X	X	X	X	X	X				8
Autokorrelation erster Ordnung (B&H)	X	X	X	X	X		X	X					7
Autokorrelation der quadrierten Renditen (B&H)				X									1
Korrelationskoeffizient (B&H)		X											1
Bartlett-Standardfehler (B&H)	X			X									2
Ljung-Box-Test (B&H)							X						1

Kennzahlen\Studien	BLL92	BC95	HDK96	Mil97	RL99	PV00	GP01	BCHK05	MS06	SMK10	LG07	Sch09	Σ
Statistische Kennzahlen													
Jarque-Bera-Test (B&H)							X			X			2
t-Statistik (durchschn. Kaufrendite)	X		X	X		X	X		X				6
t-Statistik (durchschn. Verkaufrendite)	X		X	X		X	X		X				6
t-Statistik (durchschn. Kauf – Verkaufrendite)	X		X	X		X	X	X	X	X			8
Einstichproben t-Test (Renditen)												X	1
Bootstrap p-value (Scrambling)	X	X			X						X		4
Bootstrap p-value (AR, ARCH, ...)	X			X									2
Charts													
Handelsgewinn				X									1
Bruttorendite / Anzahl an Algorithmen												X	1
Rendite / Anzahl an Algorithmen												X	1
HPT / Bruttorendite												X	1
Quotient $APT-AUT^{80}$ / Anzahl an Algorithmen												X	1
Quotient $RPT-RUT^{81}$ / Anzahl an Algorithmen												X	1
Quotient $HPT-HUT^{82}$ / Anzahl an Algorithmen												X	1

Tabelle 5-2: Verwendete Kennzahlen in den untersuchten wissenschaftlichen Studien

⁸⁰ *APT*: Anzahl profitabler Trades; *AUT*: Anzahl unprofitabler Trades.

⁸¹ *RPT*: tägliche Rendite profitabler Trades; *RUT*: tägliche Rendite unprofitabler Trades.

⁸² *HPT*: Haltedauer profitabler Trades; *HUT*: Haltedauer unprofitabler Trades.

Alle Studien zeichnen sich durch die Gemeinsamkeit aus, dass sie einen Backtest für verschiedene Trading-Algorithmen durchführen und diese mit der einfachsten Strategie, der Buy-and-Hold-Strategie vergleichen.⁸³ Außerdem werden die Berechnungen bei elf von zwölf Studien auf Aktienindizes durchgeführt. Lediglich eine Arbeit basiert auf Daten einzelner Aktien von Unternehmen. Dieser Umstand ist durch die Fragestellung bei Bokhari et al. zu erklären, welche untersuchen, ob die Preisentwicklung von Unternehmen unterschiedlicher Größe mithilfe von Trading-Algorithmen prognostiziert werden kann. Transaktionskosten werden von der Hälfte der Studien berücksichtigt. Dabei wird von allen Studien bestätigt, dass die Trading-Algorithmen unter Berücksichtigung von Transaktionskosten ihre Prognosekraft vollständig verlieren. Es ist anzunehmen, dass auch bei den Studien, die keine Transaktionskosten in ihre Berechnung einbinden, die Prognosekraft verloren ginge, wenn diese auch dort eingeführt würden. Bessembinder und Chan sowie Ming-Ming und Siok-Hwa berechnen in ihren Studien zusätzlich Break-Even-Transaktionskosten. Mit dieser Kennzahl wird angegeben, wie viel Transaktionskosten akzeptiert werden können, bevor sich alle Gewinne in Verluste umwandeln.

Zu den Performanzkennzahlen zählen alle Kennzahlen, die mit der Berechnung der Rendite verbunden sind. Dabei wird zuerst zwischen diskreten und stetigen Renditen unterschieden. Die meisten Studien verwenden stetige Renditen, da diese über die gesamten reellen Zahlen definiert sind und sich deshalb besser für statistische Berechnungen eignen. Bei den meisten Arbeiten wird eine Unterteilung in Kauf- und Verkaufsrenditen (Long und Short) vorgenommen, welche als Kennzahlen ausgegeben werden.

Zu den Risikokennzahlen können lediglich die Standardabweichung der Renditen der Trading-Algorithmen, *Competitive-Ratio* bei (G. Schmidt et al., 2010) sowie die Sharpe Ratio bei (Lento & Gradojevic, 2007) hinzugerechnet werden.

Bei den statistischen Kennzahlen konzentrieren sich die meisten Berechnungen auf die deskriptive Statistik, d.h. die Beschreibung der täglichen Renditen, welche direkt auch die Buy-and-Hold-Strategie widerspiegeln und als Benchmark verwendet werden. Die *t*-Statistik wird 8 Mal eingesetzt, um die Signifikanz der Ergebnisse hervorzuheben. Dabei wird ein Signifikanzniveau von 5 % bzw. 1 % angekommen. Die zweite Methode, die Signifikanz bzw. Stabilität der Ergebnisse zu verdeutlichen, ist der Einsatz einer Bootstrapping-Methode. Vier von zwölf Studien verwenden das Bootstrapping.

Charts werden lediglich nur von zwei Studien verwendet. Alle restlichen Arbeiten geben ihre Kennzahlen in tabellarischer Form aus.

Eine weitere Alternative stellt die Verwendung von autoregressiven Modellen wie beispielsweise AR, ARCH, GARCH oder GARCH-M dar, mit denen neue Zeitreihen generiert werden, welche ähnliche statistische Eigenschaften wie die Originalzeitreihe besitzen.

Es lässt sich zusammenfassen, dass der Fokus bei den wissenschaftlichen Studien auf den statistischen Kennzahlen und Tests gelegt wird.

Außer den Studien, deren Kennzahlen in diesem Kapitel aufgezeigt wurde, existieren noch weitere Artikel, welche sich mit der Evaluation von Trading-Algorithmen beschäftigen. Sie wurden hier nicht besprochen, da im Rahmen der Evaluationskennzahlenbestimmung keine weiteren Erkenntnisse zu

⁸³ Außer (Schulmeister, 2009). Für seine Fragestellung nach der Untersuchung der Prognosekraft bei Verwendung von Intraday-Daten verzichtet er auf die Buy-and-Hold-Strategie.

erwarten waren. Deshalb wird lediglich auf diese Arbeiten verweisen: (Kwon & Kish, 2002), (E. J. Chang et al., 2004), (Marshall & Cahan, 2005), (Hatgioannides & Mesomeris, 2007), (Lagoarde-Segot & Lucey, 2008) und (Tabak & Lima, 2009).

Nachdem bisher die wissenschaftliche Perspektive der Evaluation von Trading-Algorithmen beleuchtet wurde, sollen im Folgenden die Evaluationskennzahlen von kommerziellen Tradingsystemen untersucht werden.

5.2 Kennzahlen in kommerziellen Tradingsystemen

In diesem Kapitel werden sechs kommerzielle Tradingsysteme unter dem Aspekt ihrer Evaluationsmöglichkeiten untersucht. Ebenso wie bei den wissenschaftlichen Studien wird das Augenmerk auf die Kennzahlen gelegt, welche dem Anwender für die Evaluation der Trading-Algorithmen zur Verfügung gestellt werden.

In der Studie von (Kersch & Schmidt, 2012) werden der Aufbau und die Funktionsweise von 17 Tradingsystemen vorgestellt. Davon werden im Folgenden vier Planungs- und Ausführungssysteme (PAS) und zwei Planungssysteme (PS) untersucht. Einfache Ausführungssysteme (AS) werden an dieser Stelle nicht berücksichtigt, da sie keine Analysekomponente besitzen (vgl. Kapitel 4.4.2.1). Die Auswahl der sechs Tradingsysteme aus Tabelle 5-3 erfolgt nach dem Verbreitungsgrad der Software. Für Aufbau und Funktionsweise der einzelnen Tradingsysteme wird auf (Kersch & Schmidt, 2012) verwiesen. Eine detaillierte Übersicht der wichtigsten Kennzahlen in den kommerziellen Tradingsystemen befindet sich in Tabelle 5-4.

Systemname	Anbieter	URL	Art
AmiBroker Professional	AmiBroker	http://www.amibroker.com	PAS
Investox XL	Knöpfel Software	http://www.investox.de	PAS
RightEdge	RightEdge Systems	http://www.rightedgesystems.com	PAS
MetaTrader 4 und 5	MetaQuotes Software	http://www.metatrader4.com http://www.metatrader5.com	PAS
ProRealTime	ProRealTime	http://www.prorealtime.com	PS
Wealth-Lab 6	MS123	http://www.wealth-lab.com	PS

Tabelle 5-3: Analyierte kommerzielle Tradingsysteme

5.2.1 AmiBroker Professional

Das Tradingsystem *AmiBroker* kann zu den Planungs- und Ausführungssystemen hinzugezählt werden. Es bietet zwei Möglichkeiten, Trading-Algorithmen zu erstellen:

- 1) *AFL*: Die proprietäre Programmiersprache *AFL (AmiBroker Formula Language)* ermöglicht dem Anwender die manuelle Erstellung von Trading-Algorithmen;
- 2) *AFL Formula Wizard*: Mit diesem Assistenten kann der Anwender per Drag&Drop den Trading-Algorithmus zusammenstellen. Im Hintergrund wird der Trading-Algorithmus in *AFL* abgespeichert.

File View Help	
Max. trade drawdown	-1600.80
Max. trade % drawdown	-14.05 %
Max. system drawdown	-2977.22
Max. system % drawdown	-24.59 %
Recovery Factor	0.44
CAR/MaxDD	0.05
RAR/MaxDD	0.10
Profit Factor	1.11
Payoff Ratio	1.78
Standard Error	486.22
Risk-Reward Ratio	0.27
Ulcer Index	8.46
Ulcer Performance Index	-0.49
Sharpe Ratio of trades	-0.07
K-Ratio	0.0156

Abbildung 5-2: Ausschnitt eines *Backtest-Reports* in AmiBroker

Standardmäßig bietet AmiBroker historische Daten von unter anderem *Google Finance* und *Yahoo! Finance* an. Es existiert ebenfalls eine Daten-API, über die zusätzlich von anderen Anbietern, beispielsweise *Interactive Brokers*, Daten geliefert werden können⁸⁴.

Bei der Evaluation, d.h. beim Backtesting, liefert AmiBroker einen sogenannten *Backtest-Report*, der mehrere Kennzahlen enthält (vgl. Abbildung 5-2). Darüber hinaus kann der Anwender mit Hilfe von AFL eigene Kennzahlen erstellen. Außerdem enthält der Backtest-Report mehrere graphische Darstellungen (Charts) und eine detaillierte Auflistung aller getätigten Käufe und Verkäufe.

5.2.2 Investox XL

Auch bei *Investox XL* handelt es sich um ein PAS. Ein dialogbasierter Formeleditor dient dazu, die Trading-Algorithmen zu erstellen, welche im Hintergrund in einer proprietären Programmiersprache (*Investox Formelsprache*) gespeichert werden. Weiterhin können die Trading-Algorithmen ebenso manuell in VBScript implementiert werden.

Investox XL liefert bereits beim Backtest viele Kennzahlen, die zusätzlich durch den Anwender manuell per Formeleditor oder VBScript erweitert werden können. Außerdem bietet dieses Tradingsystem eine farbliche Markierung zu jeder Kennzahl an. Diese Markierungen dienen dazu, die Ergebnisse besser beurteilen zu können. Dabei werden vier verschiedene Farben unterschieden und von *Investox XL* wie folgt beschrieben:

- *Grün*: Die Bewertung der Kennzahl kann als positiv interpretiert werden bzw. erfüllt die Erwartungen;
- *Gelb*: Die Bewertung der Kennzahl ist akzeptabel;
- *Rot*: Die Bewertung der Kennzahl ist negativ. Der Trading-Algorithmus hat im Backtest schlecht abgeschnitten;
- *Grau*: Es liegt keine Bewertung für die Kennzahl vor.

⁸⁴ *Google Finance*: <http://www.google.com/finance>; *Yahoo! Finance*: <http://finance.yahoo.com/> und *Interactive Brokers*: <http://www.interactivebrokers.com>.

Titel	Mom+RS+VHF
ThyssenKrupp	-
Daimler NA	S
Lufthansa vNA	-

Testergebnis	Wert
System Start	08.06.1988
System Ende	21.01.2011
Anzahl aller Trades	70
Anzahl Trades/Jahr	3,1
Getestete Perioden	5709
Perioden mit Trades	93,7%
Netto-Profit	4.955,08 Euro
Buy/Hold-Profit	1.188,49 Euro
Profit-Ratio zu Buy/Hold	376,66%
Profitable Trades (%)	58,57%
Durchschn. Return	7,08%
Std.-Abw. aller Returns	16,97%
Sharpe Ratio	0,30

Abbildung 5-3: Ausschnitt eines Backtest-Ergebnisses aus *Investox XL*

Darüber hinaus bietet *Investox XL* als einziges untersuchtes Tradingssystem statistische Kennzahlen wie die Schiefe und Kurtosis der Renditeverteilung. Weiterhin kann ein *t*-Test durchgeführt werden. Dabei handelt es sich um einen Einstichproben-*t*-Test.

5.2.3 RightEdge

Das System *RightEdge* enthält bereits sehr viele technische Indikatoren. Die Trading-Algorithmen können entweder per Drag&Drop oder über die Programmiersprachen *C#* oder *VB.NET* erstellt werden. In der Backtesting-Umgebung von *RightEdge* stehen umfangreiche Analysefunktionen zur Verfügung, wie beispielsweise eine detaillierte Tradingliste, zahlreiche Kennzahlen und mehrere Charts (vgl. Abbildung 5-4). Weitere Kennzahlen können vom Anwender selbst über die Programmiersprachen *C#* oder *VB.NET* implementiert werden.



Abbildung 5-4: Kapitalkurve aus *RightEdge*

5.2.4 MetaTrader 4 und 5

MetaTrader 4 und der Nachfolger *MetaTrader 5* sind beides Planungs- und Ausführungssysteme, welche kostenlos erhältlich sind. Ihr Haupteinsatzgebiet ist der Devisenhandel. Die Trading-Algorithmen werden mit einem zur Verfügung gestellten Editor in der proprietären Programmiersprache *MetaQuotes Language 4 (MQL4)* bzw. *MetaQuotes Language 5 (MQL5)* erstellt.

Qualität der Historie		99%			
Balken	299	Ticks	70794		
Ersteinlage	10 000.00				
Gesamt netto Profit	-97.17	Bruttogewinn	294.30	Bruttoverlust	-391.47
Profit-Faktor	0.75	Erwartete Auszahlung	-10.80	Margin Stand	4853.58%
Erholung-Faktor	-0.16	Sharpe-Ratio	-0.08		
Absolute Bilanz-Drawd...	355.21	Maximaler Bilanz-Drawd...	355.21 (3.55%)	Relativer Bilanz-Drawdown	3.55% (355.21)
Absolute Equity-Drawd...	404.51	Maximaler Equity-Drawd...	597.50 (5.86%)	Kapitalrückgang Relative	5.86% (597.50)
Totale Trades	9	Short-Positionen (% gew...	0 (0.00%)	Lange-Positionen (% ge...	9 (33.33%)
Gesamt-Deals	18	Gewinn Trades (% der Ge...	3 (33.33%)	Verlust Trades (% der Ges...	6 (66.67%)
	Größter	Gewinn-Trade	252.34	Verlust-Trade	-243.55
	Durchschnitt	Gewinn-Trade	98.10	Verlust-Trade	-65.24
	Maximum	Folgegewinn (\$)	2 (258.04)	Aufeinander folgende Ve...	4 (-129.84)
	Maximal	Aufeinanderfolgenden G...	258.04 (2)	Aufeinanderfolgenden V...	-261.63 (2)
	Durchschnitt	Folgegewinn	2	Aufeinander folgende Ve...	3

Strategie Tester

Einstellungen | Eingänge | Ergebnisse | Diagramm | Agenten | Journal

Abbildung 5-5: Ergebnisse des Strategie-Testers von *MetaTrader 5*

Das System wird mit bereits über 50 technischen Indikatoren ausgeliefert, welches durch im Internet frei verfügbare Indikatoren erweitert werden kann.

Für das Backtesting wird das Modul *Strategie-Tester* verwendet. Die hier standardmäßig enthaltenen Kennzahlen können mit *MQL4/MQL5* erweitert werden. In der Grundausstattung gehören bei *MetaTrader 4* nur wenige Risikokennzahlen dazu. In *MetaTrader 5* wurde die Anzahl an ausgegebenen Kennzahlen beim Backtest erweitert.

5.2.5 ProRealTime v.9.2

ProRealTime v.9.2 stellt ein reines Planungssystem dar, welches komplett in Java geschrieben wurde und somit plattformunabhängig ist. Dieses Tradingssystem ist von überall erreichbar, da es über einen Internetbrowser angesprochen wird. Es verfügt bereits über einige eingebaute technische Indikatoren, welche durch den Anwender mit der proprietären Programmiersprache *ProBuilder* erweitert werden können. Trading-Algorithmen können mit dem *ProBuilder-Modul* evaluiert werden. Eine Übersicht über alle Käufe und Verkäufe sowie einige Kennzahlen werden in einer übersichtlichen Darstellung ausgegeben (vgl. Abbildung 5-6). Als Nachteil ist aufzuführen, dass es nicht möglich ist, weitere Kennzahlen selbst zu definieren.



Abbildung 5-6: Ausschnitt aus dem ProBacktest-Modul von ProRealTime v.9.2

5.2.6 Wealth-Lab 6.2

Das Planungssystem *Wealth-Lab 6.2* ist ein modularisiertes System, das durch Plugins, welche im Internet zur Verfügung stehen, ständig erweitert werden kann. Mit der proprietären Programmiersprache *WealthScript* können zusätzlich eigene Plugins geschrieben werden.

Backtest Performance Report Range: 02.01.1970 to 01.02.2012 (10622 Bars)				
	All Trades	Long Trades	Short Trades	Buy & Hold
Net Profit	3.148,29 €	3.148,29 €	0,00 €	12.108,61 €
Profit per Bar	1,24 €	1,24 €	0,00 €	1,14 €
Total Commission	-2.416,80 €	-2.416,80 €	0,00 €	-7,95 €
Number of Trades	152	152	0	1
Average Profit	20,71 €	20,71 €	0,00 €	12.108,61 €
Average Profit %	0,40%	0,40%	0,00%	242,22%
Average Bars Held	16,73	16,73	0,00	10.621,00

Abbildung 5-7: Ausschnitt aus dem Backtest-Performance-Report von Wealth-Lab 6.2

Sie dient zudem zur Erstellung von eigenen Trading-Algorithmen. Außerdem ist es mit dem *Strategy Wizard* möglich, aus einer großen Anzahl an vordefinierten technischen Indikatoren, Trading-Algorithmen zusammenzubauen. Die Komponente für die Analyse des Backtests ist sehr flexibel gestaltet und kann durch zahlreiche Plugins erweitert werden. Zur Basisfunktionalität gehören eine Liste mit allen Käufen und Verkäufen, mehreren Kennzahlen und zahlreichen Charts (vgl. Abbildung 5-7).

5.2.7 Zusammenfassung

Tabelle 5-4 fasst die wichtigsten Kennzahlen zusammen, die bei der Evaluation von Trading-Algorithmen in kommerziellen Tradingssystemen verwendet werden. Die Evaluation von kommerziellen Tradingssystemen konzentriert sich auf Performanzkennzahlen und Charts. Von den 26 ermittelten Kennzahlen, welche der Performanz zugeordnet werden können, werden von jedem System mindestens 17 verwendet. Im Durchschnitt sind das 20,83 Kennzahlen pro System, d.h. durchschnittlich 80,12 % dieser Kennzahlen finden in den einzelnen Systemen Anwendung. Bei den Charts liegt die durchschnittliche Anwendung der vier ermittelten Kennzahlen ähnlich hoch bei 75 %.

Kennzahlen\Tradingsysteme	AmiBroker	Investor XL	MetaTrader 4 MetaTrader 5	RightEdge	ProRealTime v.9.2	Wealth-Lab 6.2	Summe
Performanz							
Netto Gewinn/Verlust	X	X	X	X	X	X	6
Rendite (diskret)	X	X		X	X	X	5
Median der Rendite		X					1
Transaktionskosten	(X)	X	(X)	X	X	X	6
Anzahl Trades		X	X	X	X	X	5
Durchschnittliche Haltedauer	X	X		X	X	X	5
Profit-Factor	X	X	X	X	X	X	6
Payoff-Ratio	X	X	X	X		X	5
Steigung der Kapitalkurve		X					1
Profitable / Unprofitable Trades (Gewinne/Verluste)							
Anzahl	X		X	X	X	X	5
Anzahl (%)	X	X	X	X	X	X	6
Gesamtgewinn / Gesamtverlust	X	X	X	X	X	X	6
Durchschnittlicher Gewinn / Verlust	X	X	X	X	X	X	6
Durchschn. Gewinn / Verlust pro Trade	X				X	X	3
Höchster Gewinn / Höchster Verlust	X	X	X	X	X		5
Durchschnittlich gehaltene Perioden (Gewinn / Verlust)	X	X		X	X	X	5
Maximal aufeinanderfolgende Gewinne / Verluste	X	X	X	X	X	X	6
Vergleich mit Benchmarksystemen							
Vergleich mit Buy-and-Hold (B&H)		X		X		X	3
Vergleich mit Idealsystem (OPT)		X					1

Kennzahlen\Tradingsysteme	AmiBroker	Investor XL	MetaTrader 4 MetaTrader 5	RightEdge	ProRealTime v.9.2	Wealth-Lab 6.2	Summe
Risiko							
Maximum Drawdown	X	X	X	X	X	X	6
Recovery-Factor	X	X	[X]	X		X	5
Exposure	X			X			2
Maximum Exposure				X			1
Risk-Adjusted-Return	X			X			2
Sharpe-Ratio	X	X	[X]	X			4
Standardabweichung der Renditen	X	X					2
Ulcer-Index	X						1
Ulcer-Performance-Index	X						1
K-Ratio	X						1
Statistische Kennzahlen							
Schiefe der Renditeverteilung		X					1
Kurtosis der Renditeverteilung		X					1
Einstichproben- <i>t</i> -Test der Renditen		X					1
Charts							
Kapitalkurve	X	X	X	X	X	X	6
Verteilung der Gewinn/Verluste	X	X		X		X	4
Maximale Gewinne (MFE)	X	X		X		X	4
Maximale Verluste (MAE)	X	X		X		X	4

Tabelle 5-4: Verwendete Kennzahlen in den untersuchten kommerzieller Tradingsystemen⁸⁵

⁸⁵ (X) steht für: Kennzahl wird verwendet, aber nicht explizit ausgegeben.

[X] steht für: Kennzahl ist im *MetaTrader 5* und nicht bei *MetaTrader 4* nicht vorhanden.

Bei den Risikokennzahlen wurden 10 Kennzahlen isoliert. Der *Maximum Drawdown* ist die einzige Kennzahl, welche bei jedem System implementiert ist. Bei *ProRealTime v.9.2* ist dies sogar die einzige Risiko-Kennzahl, die zur Verfügung steht. Durchschnittlich bieten die untersuchten Tradingsysteme 4,16 Kennzahlen pro System an, d.h. 41,67 %. Bemerkenswert ist, dass *AmiBroker* 9 von diesen 10 Risikokennzahlen aufzeigt.

Statistische Kennzahlen oder statistische Tests bieten diese Tradingsysteme fast überhaupt nicht an. Nur mit *Investox XL* können auch die Schiefe sowie die Kurtosis der Renditenverteilung berechnet werden. Außerdem bietet jenes System einen Einstichproben-t-Test an, um die Signifikanz der ermittelten Renditen zu bestimmen. Somit weisen durchschnittlich lediglich 16,66 % der untersuchten Tradingsysteme statistische Kennzahlen auf. Bei einer Ausdehnung der Untersuchung auf weitere kommerzielle Tradingsysteme ist zu vermuten, dass dieser Wert noch weiter sinken würde.

Das Bootstrap-Verfahren wird in keinem der untersuchten Tradingsysteme angeboten.

Bei diesen Ergebnissen muss jedoch berücksichtigt werden, dass die Angaben der vorhandenen Kennzahlen auf den Basisversionen der einzelnen Tradingsysteme beruhen. Hat der Anwender Programmiererfahrung, so kann er eigene Kennzahlen implementieren. Dazu zählen beispielsweise auch statistische Kennzahlen. Da nicht jeder Anwender die Fähigkeit besitzt, eigene Kennzahlen selbst zu programmieren, müssen diese Anwender die Kennzahlen akzeptieren, die das Tradingsystem vorgibt. Dies deckt sich mit dem Geschäftsmodell der Hersteller dieser Systeme. Den meisten Anlegern fehlen die Kenntnisse, statistische Kennzahlen richtig zu deuten. Außerdem sind Performanzkennzahlen einfacher zu lesen und zu interpretieren als Risikokennzahlen oder Ergebnisse von statistischen Tests. Da die Zielgruppe für diese Systeme zusätzlich sehr breit gefächert ist – sie erstreckt sich vom Kleinanleger bis zum semi-professionellen Investor – können sich die Anwender, die die zusätzlichen, komplexeren Kennzahlen benötigen, diese selbst programmieren. Für die restlichen Anwender bleiben die Kennzahlen, die in der Basisversion mitgeliefert werden.

5.3 Vergleich zwischen wissenschaftlichen Studien und Tradingsystemen

In diesem Kapitel wurden 12 wissenschaftliche Studien und 6 kommerzielle Tradingsysteme bezüglich der verwendeten bzw. angebotenen Evaluationskennzahlen hin untersucht. Die ermittelten Kennzahlen konnten in vier Bereiche eingeteilt werden:

- 1) Kennzahlen zur Bewertung der Performanz,
- 2) Kennzahlen zur Bewertung des Risikos,
- 3) Statistische Kennzahlen, statistische Hypothesentests und Bootstrap-Verfahren sowie
- 4) Charts.

Anhand der Anzahl der unterschiedlichen Kennzahlen in diesen vier Bereichen, wird deutlich, in welchen dieser Bereiche der Fokus gesetzt wurde. Bei den kommerziellen Systemen ist ein klarer Schwerpunkt im Bereich der Performanzkennzahlen (26 Kennzahlen) zu verzeichnen. Bei der Messung der Performanz in den wissenschaftlichen Studien konnten nur 18 Kennzahlen ermittelt werden. Dabei ist jedoch festzuhalten, dass diese Kennzahlen von denen in den Tradingsystemen abweichen. Die größten Unterschiede liegen in der Betrachtungsweise der Daten:

- 1) Bei den kommerziellen Tradingsystemen wird mehr Gewicht auf das Berechnen von absoluten Gewinnen und Verlusten gelegt. Dies hat den Hintergrund, dass in der Praxis die

absoluten Werte eine große Rolle spielen und sehr einfach vom Anwender interpretiert werden können. In der wissenschaftlichen Literatur hingegen werden alle Performanzmaße als relative Werte dargestellt, d.h. es wird nur die Rendite angegeben;

- 2) Die Renditenberechnungen weichen ebenfalls voneinander ab. In der Wissenschaft werden in 9 von 12 Studien stetige Renditen verwendet. Bei den Tradingsystemen kommen keine stetigen Renditen vor. Es werden lediglich diskrete Renditen berechnet. Ein Grund für diesen Unterschied sind die nicht vorhandenen statistischen Tests bei den Tradingsystemen (vgl. Kapitel 4.3.1);
- 3) Die große praktische Bedeutung von Transaktionskosten wird bei allen Tradingsystemen berücksichtigt, jedoch in der Wissenschaft wurde sie nur in der Hälfte der Studien betrachtet.

Bei den Risikokennzahlen zeigt sich bei den wissenschaftlichen Studien, dass diese eine untergeordnete Rolle spielen. Es wird lediglich die Standardabweichung als Volatilitätsmaß berechnet. In (G. Schmidt et al., 2010) wird die *Competitive-Ratio* und bei (Lento & Gradojevic, 2007) die *Sharpe-Ratio* als Risikomaß verwendet. Bei den kommerziellen Tradingsystemen hängt es vom System ab, ob und wie viele Risikokennzahlen angeboten werden. So stellt der *Ami-Broker* 9 Risikokennzahlen zur Verfügung, *ProRealTime v.9.2* nur den *Maximum Drawdown*.

In den wissenschaftlichen Studien ist ein klarer Schwerpunkt bei den statistischen Kennzahlen zu beobachten. Diese Kennzahlen werden hauptsächlich dazu verwendet, die Ergebnisse zu verifizieren. Sie bestimmen die Signifikanz der Renditen und analysieren den zugrundeliegenden Markt bzw. Märkte (deskriptive Statistik). Gerade diese Kennzahlen, die in der Literatur die Basis für die Forschungsergebnisse bilden, werden bei den Tradingsystemen vernachlässigt. Die Ursache für dieses Fehlen liegt darin, dass nicht davon ausgegangen werden kann, dass die Zielgruppe der Tradingsysteme sich in statistischen Tests oder Bootstrapping auskennt und somit diese Kennzahlen nicht interpretieren kann.

Charts dienen bei den Tradingsystemen dazu, den Anwendern die Möglichkeit zu geben, die Ergebnisse graphisch zu visualisieren und somit besser interpretieren zu können. In den wissenschaftlichen Studien hingegen sind Charts seltener vertreten und der Fokus wird auf die Kennzahlen an sich gelegt, welche in umfassenden Tabellen dargestellt werden.

Tabelle 5-5 zeigt die Schnittmenge der Kennzahlen, die sowohl in den wissenschaftlichen Studien und in den Tradingsystemen vorkommen:

Performanz	Risiko
Rendite (diskret)	Standardabweichung
Transaktionskosten	Sharpe-Ratio
Vergleich mit Buy-and-Hold (B&H)	Statistische Kennzahlen
Vergleich mit Idealsystem (OPT)	Schiefe der Renditeverteilung
	Kurtosis der Renditeverteilung
	t-Test der Renditen

Tabelle 5-5: Schnittmenge der Kennzahlen aus der Literatur und den Tradingsystemen

Bei dieser Schnittmenge muss jedoch erwähnt werden, dass die angegebenen statistischen Kennzahlen nur in einem einzigen Tradingsystem vorhanden sind. Diskrete Renditen werden in den wissenschaftlichen Studien lediglich dreimal verwendet und der *Vergleich mit einem Benchmark* ist in den Tradingsystemen ebenfalls nicht in allen Systemen enthalten. Die *Sharpe-Ratio* ist auch nur

deshalb in der Schnittmenge enthalten, da (Lento & Gradojevic, 2007) sie als einzige in ihrer Studie anwenden.

Es kann somit gefolgert werden, dass nur so wenige Evaluationskennzahlen in der Schnittmenge liegen, da die Ausrichtung in Wissenschaft und Praxis sehr unterschiedlich ist. Aus dieser Erkenntnis wird ebenfalls deutlich, dass sich die kommerziellen Tradingsysteme nicht für die Verwendung in den Simulationen in dieser Arbeit eignen. Aus diesem Grunde wird im Rahmen dieser Arbeit das Tradingsystem *LifeTrader* implementiert (vgl. Kapitel 5.4).

5.4 LifeTrader

Der *LifeTrader* existiert in zwei Versionen. Die Grundimplementierung der ersten Version (*v1*) wurde bereits erfolgreich für das Berechnen der Ergebnisse aus (G. Schmidt et al., 2010) und (Mohr & Schmidt, 2013) verwendet. Abbildung 5-8 zeigt einen Überblick über die Architektur des Systems. Daraus geht hervor, dass das Tradingsystem aus vier Modulen sowie einer Datenbank, welche alle Preise enthält, die für die Berechnungen im System notwendig sind. Bei *v1* enthält die Datenbank lediglich Daten über die einzelnen Assets und die entsprechenden OHCL-Daten für jeden Handelstag. Das Dateisystem des Betriebssystems wird verwendet, um vor allem die verwendeten Trading-Algorithmen abzuspeichern.

5.4.1 Architektur

Mithilfe des ersten Moduls, dem *Rule Generator* können Trading-Algorithmen aufgebaut werden. Dazu bietet das System einen Editor an, in dem die Kauf- und Verkaufsregeln im XML-Format erstellt werden können. Außerdem sind mehrere Standardfunktionen wie beispielsweise Indikatoren, mathematische Funktionen, Variablen und Zugriffe auf Kursdaten vordefiniert und sind im Trading-Algorithmus verwendbar (vgl. Anhang B.1). Die Trading-Algorithmen werden als XML-Datei im Dateisystem gespeichert. Es wird lediglich ein Verweis in der Datenbank angelegt, welcher auf die XML-Datei zeigt.

Das zweite Modul des *LifeTraders* ist das *Test Environment*, welches das Backtesting als Hauptaufgabe hat. Dabei kann entweder ein Backtest mit den Wertpapieren eines vorgegebenen Aktienindex oder mit einem Aktienindex selbst durchgeführt werden. Startkapital, Transaktionskosten und Verzinsung für nicht investiertes Kapital werden ebenfalls berücksichtigt. Die Berechnungen können zusätzlich für einen Benchmark-Algorithmus durchgeführt werden um somit die Ergebnisse von beiden Algorithmen miteinander zu vergleichen. Das System verfügt darüber hinaus über eine statistische Analyse, die die Renditen des Trading-Algorithmus mit denen des Benchmark-Algorithmus auf statistische Signifikanz testet. Dies wird über einen *Student t-test* (Brock et al., 1992) realisiert. Eine weitere Möglichkeit des Testens im Rahmen der statistischen Analyse ist das *Bootstrapping* (vgl. (Efron, 1979) und Kapitel 4.3.4). Eine Optimierungsmöglichkeit, beispielsweise durch Genetische Algorithmen, ist mit diesem System nicht möglich. Um eine Simulation in der Testumgebung durchzuführen, stehen alle Trading-Algorithmen, auf welche in der Datenbank verwiesen werden, zur Verfügung. Während der Ausführung der Simulationen werden die benötigten Preise aus der Datenbank gelesen. Um zukünftige Simulationen erheblich zu beschleunigen werden die generierten Signale in die Datenbank gespeichert. Wird eine Simulation mit einer bereits vorher durchgeführten Konfiguration durchgeführt, müssen die Signale nicht wieder neu berechnet werden, sondern können direkt aus der Datenbank gelesen werden.

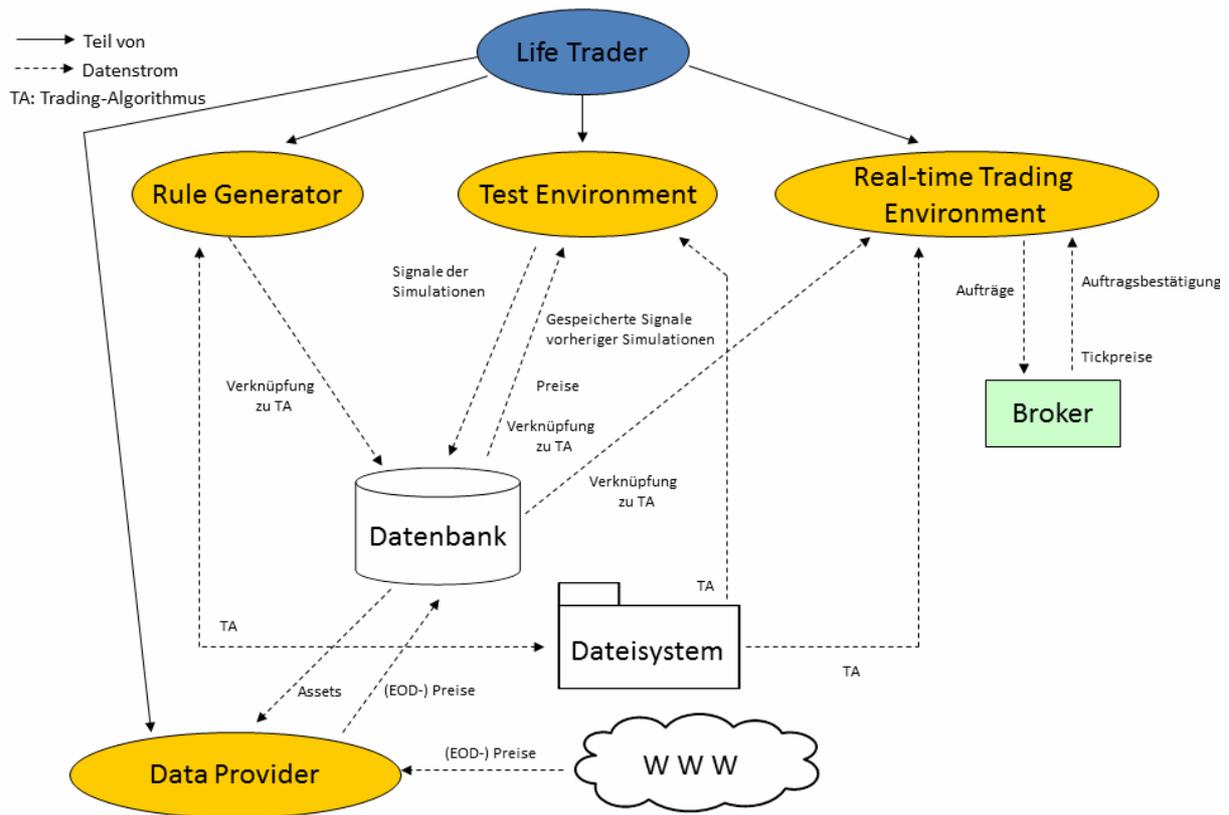


Abbildung 5-8: LifeTrader-Architektur

Das dritte Module, das *Real-time Trading Environment*, stellt eine sehr eingeschränkte Variante des Papertradings dar. Zusätzlich zu den verfügbaren Trading-Algorithmen aus der Datenbank stellt das System dazu eine Verbindung zur *Trader Workstation Software* (TWS) von *Interactive Brokers* (IB) her, um die benötigten Preise zu erhalten. Um den *LifeTrader* mit der TWS zu verbinden wird die API von *Interactive Brokers* verwendet⁸⁶.

Das vierte und letzte Modul (*DataProvider*) lädt für den vorherigen Handelstag EOD-Preise in die Datenbank. Dabei handelt es sich um den Eröffnungs-, Schluss-, Höchst- und Tiefstkurs sowie das Volumen für alle in der Datenbank vorhandenen Assets zu jedem Handelstag. Diese Daten werden automatisch über Yahoo!Finance heruntergeladen. Um diesen Service zu nutzen, muss dieses Modul eigenständig auf einem Server mit Datenbank installiert und gestartet werden. Dieses Modul kann nicht auf Intraday-Preise erweitert werden, da diese nicht kostenlos aus dem Internet herunterladbar oder über einen Datenstrom abrufbar sind.

Um die Fragestellung in dieser Arbeit jedoch beantworten zu können, muss der *LifeTrader* in einigen wesentlichen Punkten verändert bzw. erweitert werden:

- 1) Die Sprache des Regelgenerators wird um Tick-Preise erweitert. Dazu gehören der Ask- und Bid-Preis sowie die entsprechenden Volumina von jeweils maximal 5 besten Einträge im Orderbuch. Zusätzlich kann auf den Marktpreis zugegriffen werden;
- 2) Die Datenbank muss um die zu speichernden Tick-Daten erweitert werden;
- 3) Das Konzept der Börsenaufträge wird in die Testumgebung aufgenommen;

⁸⁶ Die Demoversion der TWS liefert ausschließlich Demodaten von US-Aktien. Dabei handelt es sich um Daten aus der Vergangenheit, welche jedoch nicht einem bestimmten Zeitraum zugeordnet sind.

- 4) Die Testumgebung wird um die Ordertypen aus Kapitel 2.5 erweitert. Zusätzlich wird die Funktionalität eingebaut, dass im Rahmen des Risiko-Managements nach jedem Kauf automatisch eine Stop-Order erstellt werden kann;
- 5) Verschiedene Money-Management-Methoden werden implementiert um das Volumen einer Order zu bestimmen (vgl. Kapitel 3.5);
- 6) Die einzelnen zusätzlichen Kennzahlen, welche für die Evaluation der Trading-Algorithmen herangezogen werden, sind in Kapitel 6.4 detailliert angegeben.

Das Real-time Trading Environment aus v1 wird lediglich in der Version 2 (v2) übernommen, da diese für die Forschungsfragen in dieser Arbeit nicht relevant ist. Die Änderungen bzw. Erweiterungen für v2 setzt somit ein grundlegendes Redesign des *LifeTraders* voraus. Dies zeigt sich vor allem im Aufbau der Datenbank.

5.4.2 Datenbank

Abbildung 5-9 zeigt das ERM der Datenbank nach dem Redesign zur Version 2. Die Verbindungen zwischen den einzelnen Entitäten sind jeweils 1:n-Beziehungen. Die verwendeten Primärschlüssel sind mit PK und die Fremdschlüssel mit FK gekennzeichnet. Dabei stellen die Entitäten, welche nicht farbig gekennzeichnet sind, die Originaldatenbank der Version 1 dar, bei welcher lediglich Tagesenddaten abgespeichert werden. Dafür wird die Tabelle „DailyQuotes“ verwendet. Die Attribute „open“, „high“, „low“, „close“ und „volume“ bezeichnen die täglichen OHLC-Daten sowie das gehandelte Volumen. Als Primärschlüssel sind die ISIN des Assets sowie das betreffende Datum der gespeicherten Preise maßgeblich. Diese beiden Attribute sind zwingend notwendig, da für jeden Tag und Asset nur ein Datensatz gespeichert werden darf. Die Daten über die ISIN werden in der Tabelle Assets näher beschrieben. Als Primärschlüssel gilt die ISIN, da diese jede einzelne Aktie eindeutig spezifiziert. Jedem Asset wird ein „Sector“ zugeordnet. Außerdem kann jedes Asset an mehreren Börsen (StockExchange) gehandelt werden.

Die orange unterlegten Tabellen werden verwendet, um minutengenaue Daten abzuspeichern. Die Daten stehen wieder in OHLC-Form mit Volumen zur Verfügung. Jeder Eintrag stellt somit die Daten für eine Periodenlänge von einer Minute dar. Für jedes Asset wird eine eigene Tabelle mit dem Symbol als Tabellennamen verwendet. Dies widerspricht den Regeln, wie eine Datenbank aufgebaut werden soll. Normalerweise hätten alle Daten in eine Tabelle gespeichert werden müssen und wie bei „DailyQuotes“ die beiden Primärschlüssel „ISIN“ und „Datum“ erhalten. Diese Vorgehensweise musste jedoch abgeändert werden, da die Zugriffszeiten auf eine einzelne Tabelle viel zu lange gedauert und die Simulationen um ein Vielfaches verlangsamt hätten. Deshalb wurde für jeden Eintrag in der Tabelle eine ID vergeben, welche den Primärschlüssel darstellt. Um die Zugriffe weiter zu beschleunigen wurde das Attribut „date“ mit einem Index versehen.

Die grün unterlegten Tabellen enthalten die verwendeten Tick-Daten. Auch bei diesen wird für jedes Asset eine neue Tabelle mit der ISIN als Tabellennamen benötigt, da bei den Tick-Daten eine noch viel größere Datenmenge gespeichert werden muss, als bei den Minutendaten. In diesen Tabellen werden jeweils der beste Ask- und Bidpreis sowie die entsprechenden Volumina („asksize“ und „bidsize“) und der Marktpreis („last“) gespeichert. Jeder Eintrag wird durch eine ID eindeutig identifiziert. Das Datum kann nicht als Primärschlüssel dienen, da der Datentyp DATETIME nur sekundengenaue Daten berücksichtigt. Da aber pro Sekunde mehrere Tick-Daten erfasst werden müssen, reicht diese Granularität nicht aus. Die Daten für die schlechteren Preise wird jeweils in die entsprechende Tabelle „<ISIN>_sublevels“ gespeichert. Für jedes Level $l \geq 1$ werden die gleichen

Daten, wie für die besten Preise festgehalten. Die ID aus der Basistabelle und das Level im Orderbuch bezeichnen den Primärschlüssel dieser Tabellen. Die Kombination der beiden zusammengehörenden Tabellen enthält alle Daten des Orderbuches für das entsprechende Asset.

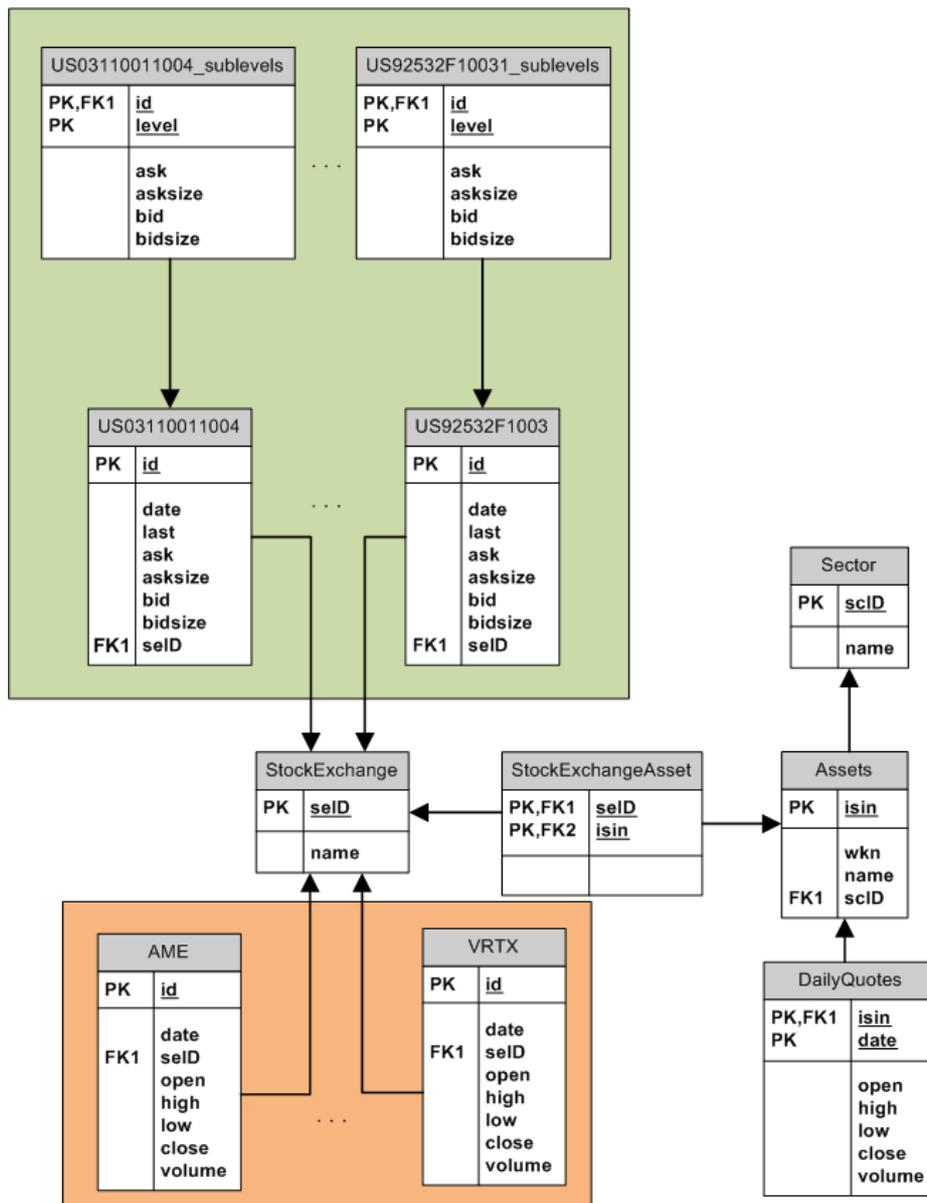


Abbildung 5-9: ERM der verwendeten Datenbank im *LifeTrader*

Als Datenbank-Software wurde beim *LifeTrader v1* eine MySQL-Datenbank verwendet. Um die größeren Datenmengen nach der Erweiterung der Software besser verwalten zu können, wurde in *v2* eine PostgreSQL-Datenbank verwendet. Die gesamte Datenbank umfasst Daten in Höhe von über 190 GB.

5.4.3 *LifeTrader* als System

Der *LifeTrader* stellt ebenfalls ein System dar. Deshalb sollen die einzelnen Komponenten des *LifeTraders* den Komponenten in der systemtheoretischen Darstellung der kommerziellen Tradingsysteme aus Kapitel 4.4.3 zugeordnet werden.

1) *Informationsbereitstellung*

Die Datenbank enthält alle Informationen, die der *LifeTrader* benötigt, um die Simulationen durchzuführen. Dabei handelt es sich ausschließlich um Preise. Fundamentale Daten werden nicht berücksichtigt;

2) *Backtesting*

Das Backtesting wird durch die Simulationen in der Testumgebung dargestellt. Diese können auf Tagesbasis oder Intraday mit unterschiedlicher Periodenlänge, z.B. Stunde, 30-Minuten, 15-Minuten, ... angewendet werden. Nachdem die Signale durch den Trading-Algorithmus generiert wurden, werden die Kennzahlen, welche für die Beantwortung der Forschungsfragen benötigt werden, berechnet und ausgegeben (vgl. Kapitel 4.3).

3) *Paper-Trading*

Diese Komponente ist nur begrenzt durch das Real-time Trading Environment implementiert.

4) *Trading-Algorithmen-Management*

Das Erstellen, Ändern und Löschen von Trading-Algorithmen wird vollständig im Regelgenerator vorgenommen.

5) *Charts*

Die Preise der einzelnen Assets sind in Liniendiagrammen visualisierbar. Zusätzlich existieren Candlestick-Diagramme, welche zu verschiedenen Periodenlängen den Verlauf der Preise ausgeben. Außerdem sind nach dem Backtesting die Signale der Trading-Algorithmen in einem Liniendiagramm einsehbar. Die Charts bilden jedoch, anders als bei den kommerziellen Tradingsystemen, nicht das zentrale Element des Systems. Beim *LifeTrader* wird der Fokus auf die zu berechnenden Kennzahlen besetzt.

6) *Trading-Management*

Das Trading-Management, also das manuelle Handeln, ist im *LifeTrader* nicht vorgesehen, da das automatische Handeln mit Trading-Algorithmen im Fokus steht.

7) *Optimierung*

Als einzige Optimierungsmethode zum Auffinden der besten Konfiguration der Trading-Algorithmen auf einem vordefinierten Zeitabschnitt an Preisen ist mit der Brute-Force-Methode implementiert (vgl. Kapitel 6.3.2). Die Optimierung ist Teil der Testumgebung.

8) *Alarmsignale*

Alarmsignale sind nicht implementiert, da automatisch nach den Trading-Algorithmen gehandelt werden soll und kein manueller Eingriff durch den Anwender vorgesehen ist.

9) *Order-Routing*

Das Order-Routing ist lediglich über die API von Interactive Brokers in der Real-time Trading Environment implementiert. Diese wird jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter verfolgt.

Es zeigt sich, dass im *LifeTrader* zwar alle vier Punkte der Definition für Tradingsysteme vorhanden sind, trotzdem einige Komponenten für Tradingsysteme nicht vollständig oder gar nicht implementiert sind. Dieser Umstand hängt von der Zielgruppe und vor allem im wissenschaftlichen Bereich von der Fragestellung ab.

Die Kennzahlen, die der *LifeTrader* für jeden Trading-Algorithmus berechnen muss, leiten sich von der Forschungsfrage ab, die durch die Simulationen in Kapitel 6.5 beantwortet werden sollen. Dabei soll der Unterschied zwischen der Vorgehensweise aus der Literatur, ausgehend von (Brock et al., 1992) und den Gegebenheiten in der Praxis aufgezeigt werden. Die größten Unterschiede werden

sich in der Betrachtung des Risiko- und Money-Managements sowie durch die Einführung von Börsenaufträgen und dem Zulassen von Teilausführungen zeigen. Die implementierten Kennzahlen im *LifeTrader* werden erst in Kapitel 6.4 erläutert, nachdem das Testdesign der durchzuführenden Simulation spezifiziert wurde.

Trading-Algorithmen stellen die erste Komponente einer Tradingstrategie dar, welche von einem Tradingsystem implementiert werden muss. Es konnte festgestellt werden, dass das Risiko- und Money-Management (2. und 3. Komponente einer Tradingstrategie) explizit nicht in den Komponenten der Planungssystemen und Planungs- und Ausführungssystemen vorkommen. Deshalb musste der *LifeTrader* um diese Funktionalität erweitert werden.

6 Empirische Evaluation unter realen Marktbedingungen

Im Rahmen der empirischen Untersuchung wird die Fragestellung nach dem Unterschied zwischen den Annahmen aus der Wissenschaft und den Gegebenheiten unter realen Marktbedingungen beantwortet. Dabei werden die Ergebnisse der vorangegangenen Kapitel miteinander verbunden und zusammengeführt. Der Fokus liegt auf den Aspekten Ordertypen sowie Risiko- und Money-Management. Ein wichtiger Abschnitt um die Forschungsfrage zu beantworten ist die Definition der verschiedenen Testdesigns (vgl. Kapitel 6.3). Anhand dieser Testdesigns werden die einzelnen Simulationen durchgeführt (vgl. Kapitel 6.5). Mit den Ergebnissen dieser Simulationen wird gezeigt, dass die in der Praxis notwendigen Aspekte erheblichen Einfluss auf die Resultate haben.

Bevor die Testdesigns spezifiziert werden können, wird zunächst die eigentliche Problemstellung detailliert erläutert.

6.1 Problemstellung

Die Untersuchung der wissenschaftlichen Studien aus Kapitel 5.1 hat gezeigt, dass die Arbeiten um (Brock et al., 1992) Annahmen treffen, die in der praktischen Umsetzung an der Börse zum Teil nicht umgesetzt werden können. Dazu gehören:

- 1) *Signalpreis = Ausführungspreis*: Es wird angenommen, dass der Preis, zu dem der Trading-Algorithmus ein Kauf- bzw. Verkaufssignal liefert, gleichbedeutend mit dem Ausführungspreis ist, welcher zur Berechnung der Renditen herangezogen wird. Der Handel kommt in diesem Fall ohne Zeitverlust zustande. Ein Teil der Studien versucht der Praxis näher zu kommen, indem Transaktionskosten in Form von Gebühren und Slippage berücksichtigt werden (vgl. (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) oder (Ratner & Leal, 1999));
- 2) *Ordertypen nicht berücksichtigt*: Ein wichtiger Bestandteil beim Handeln an der Börse ist die Auswahl eines Ordertyps, der angibt, wie der Börsenauftrag ausgeführt werden soll. Wegen Annahme 2) sind in den vorliegenden Studien Ordertypen nicht nötig, da der Ausführungspreis automatisch aus dem Signalpreis folgt;
- 3) *Money-Management nicht vorhanden*: In den wissenschaftlichen Studien wird keine Angabe über die Höhe der Investitionen gemacht. Die zu investierende Anzahl an Assets wird auf 1 normiert. Außerdem wird davon ausgegangen, dass stets das gesamte Kapital investiert wird, um die Rendite zu maximieren;
- 4) *Kein Risiko-Management*: Es wird nicht versucht, größere Verluste mit Hilfe des Risiko-Managements in Form vom Stop-Preisen zu verringern;
- 5) *Evaluation basiert auf Close-Preisen*: Allen Berechnungen liegen lediglich die Schlusspreise eines jeden Tages zugrunde.

Diese fünf Annahmen, welche in ihrer Gesamtheit oder zum Teil in den wissenschaftlichen Studien auftreten, werden vorausgesetzt, um die Komplexität des Problems zu reduzieren. Dabei werden die Komponenten 2) - 4) in keiner untersuchten Studien berücksichtigt. Abbildung 6-1 zeigt den

Unterschied zwischen dem vereinfachten Simulationsprozess in der Wissenschaft und den komplexeren Zusammenhängen in der Praxis an der Börse.

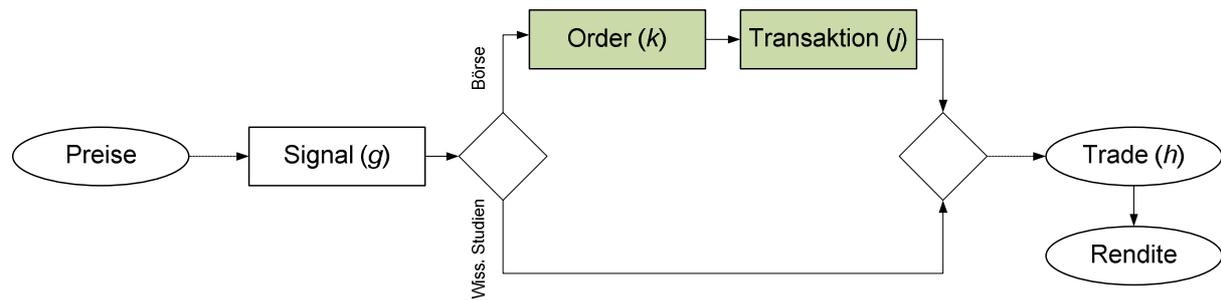


Abbildung 6-1: Simulationsprozess eines Trades in der Literatur und an der Börse

Am Anfang des Simulationsprozesses stehen jeweils die Preise, am Ende die Renditen, welche aus den einzelnen Trades berechnet werden. Die Vorgehensweise bei der Ermittlung der Trades aus den Preisen unterscheidet sich zwischen den wissenschaftlichen Studien und der Praxis. In beiden Fällen werden aus den Preisen mit Hilfe von Trading-Algorithmen Signale generiert, wobei in der Literatur ausschließlich die Signale verwendet werden, um Renditen zu berechnen, auf denen alle weiteren Berechnungen bezüglich der Evaluation der Trading-Algorithmen beruhen. Unter realen Marktbedingungen jedoch erfolgt die Ermittlung der Trades über das Erstellen von Börsenaufträgen und den daraus folgenden Transaktionen.

Jedes Signal g (mit $g \in \{1, \dots, \mathcal{G}\}$) besteht aus vier Komponenten, welche in Abbildung 6-2 dargestellt sind:

- 1) Die Richtung q_g legt fest, ob es sich um ein Kauf- oder Verkaufssignal handelt;
- 2) Die Wertpapierbezeichnung ψ_g definiert, welches Wertpapier gehandelt wird. Diese Information ist für die Berechnung der Rendite nicht von Bedeutung;
- 3) Der Signalpreis bei Kauf bzw. Verkauf qs_g^q mit $q \in \{buy, sell\}$ stellt den Preis dar, zu dem der Trading-Algorithmus ein Signal generiert hat;
- 4) Der Zeitpunkt $t1_g$ bezeichnet das Datum, an dem das Signal erstellt wurde.



Abbildung 6-2: Komponenten der Prozessbausteine Signal, Order und Transaktion

Möchte ein Investor in der Praxis an Börsen handeln, reicht der Prozessbaustein „Signal“ nicht aus, da keine Signale an ein Orderbuch eines Assets geschickt werden können. Orderbücher akzeptieren nur konkrete Börsenaufträge. Deshalb muss aus jedem Signal g eine Order k erstellt werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass jedes Signal in einer Order mündet. Deshalb existieren genauso viele Orders wie Signale, d.h. $k = g$. Jede Order k enthält zusätzlich zu den Informationen aus dem Signal noch weitere Daten (vgl. Abbildung 6-2 und Kapitel 2.4):

- 1) Die Route χ_k : Sie definiert, an welchem Markt gehandelt werden soll. Als Route wurde im Rahmen der folgenden Simulationen entweder die NASDAQ oder die NYSE gewählt, abhängig von den betrachteten Aktien;
- 2) Den Nennwert γ_k , d.h. die Anzahl der zu handelnden Assets. Diese Information folgt aus der angewendeten Money-Management-Methode;
- 3) Der Ordertyp ϑ_k mit der Ordertypbezeichnung $\bar{\vartheta}_k$ und abhängig von $\bar{\vartheta}_k$ eventuell weitere Daten $\hat{\vartheta}_k$, wie beispielsweise den Limitpreis (Limit-Order) oder den Stop-Preis (Stop-Order);
- 4) Die Gültigkeitsdauer Y_k mit der Gültigkeitsdauerbezeichnung \bar{Y}_k und bei einzelnen \bar{Y}_k zusätzlich noch ein Datum \hat{Y}_k ;
- 5) Optional können noch Orderzusätze Z_k angegeben werden;
- 6) Der Zeitpunkt tZ_k bezeichnet das Datum, an dem die Order erstellt wurde.

Die vollständig ausgefüllte Order wird über einen Broker an die Börse ins Orderbuch übermittelt. Danach ist der Investor je nach Ordertypwahl dem Preisrisiko und/oder dem Risiko der Nichtausführbarkeit ausgesetzt. Zusätzlich besteht bei jedem Handel das Risiko der Teilausführung. Dies bedeutet, dass eine Order k in mehreren Teilen j mit $j \in \{1, \dots, J\}$, und dabei meistens zu verschiedenen Preisen $q_{k,j}^{\vartheta}$, die sich vom Signalpreis qs_g^{ϑ} unterscheiden, ausgeführt wird. Durch diesen Umstand können einer Order mehrere Transaktionen folgen. Dies hängt vom verwendeten Ordertyp sowie vorwiegend vom Markt selbst ab. Die Richtung, die Wertpapierbezeichnung sowie die Route sind mit denen der Order identisch. Die Summe der Nennwerte aller Transaktionen j ist bei vollständiger Ausführung der Order äquivalent zum Nennwert der Order. Wird die Order nur teilweise ausgeführt, werden nicht alle vorgesehenen Assets gehandelt. Deshalb gilt für jede Order k : $\sum_{j=1}^J \gamma_{k,j} \leq \gamma_k$ bei J Transaktionen. Für jede Transaktion fallen (explizite) Transaktionskosten $gb_{k,j}$ an, welche über den Broker in Rechnung gestellt werden.

Erst aus den Ergebnissen der Transaktionen werden einzelne Trades definiert. Da ein Trade h aus einem abgeschlossenen Kauf sowie einem abgeschlossenen Verkauf besteht und diese von zwei unterschiedlichen Orders k' und k'' stammen⁸⁷, muss zuerst der Kaufpreis q_h^{buy} und anschließend der Verkaufspreis q_h^{sell} des Trades h ermittelt werden. Diese werden anhand der Durchschnittspreise über die entsprechenden Transaktionen ($\overline{q_{k'}^{buy}}$ und $\overline{q_{k''}^{sell}}$) berechnet. Dabei müssen der Preis, der Nennwert sowie die angefallenen Gebühren mitberücksichtigt werden:

$$\overline{q_{k'}^{buy}} = \frac{\sum_{j=1}^J \left((\gamma_{k',j} \cdot q_{k',j}^{buy}) + gb_{k',j} \right)}{\sum_{j=1}^J \gamma_{k',j}} \quad (6-1)$$

$$\overline{q_{k''}^{sell}} = \frac{\sum_{j=1}^J \left((\gamma_{k'',j} \cdot q_{k'',j}^{sell}) - gb_{k'',j} \right)}{\sum_{j=1}^J \gamma_{k'',j}} \quad (6-2)$$

Die Rendite h folgt direkt aus der Formel (4-12) für diskrete Renditen oder der Formel (4-16) für stetige Renditen mithilfe von $q_h^{buy} = \overline{q_{k'}^{buy}}$ und $q_h^{sell} = \overline{q_{k''}^{sell}}$.

In der wissenschaftlichen Literatur hingegen bezeichnet der Signalpreis direkt den Kauf- bzw. Verkaufspreis: $q_h^{buy} = qs_{g'}^{buy}$ und $q_h^{sell} = qs_{g''}^{sell}$ mit $g' \leq g''$.

⁸⁷ Da keine Leerverkäufe gestattet sind, gilt $k' \leq k''$.

Ein Investor, welcher Trading-Algorithmen verwendet, wird im Normalfall nicht den Index handeln, sondern präferiert beispielsweise Aktien, Futures oder Anleihen. Soll zusätzlich noch innerhalb eines Handelstages gehandelt werden, sind über EOD-Preise hinaus noch Intraday-Preise von Nöten. Diese und weitere veränderte Rahmenbedingungen für die empirische Untersuchung werden im Folgenden dargelegt.

6.2 Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingungen

In diesem Abschnitt werden die Annahmen beschrieben, welche unter dem Begriff der realen Marktbedingungen gelten sollen. Diese Rahmenbedingungen sind notwendig, um das Testdesign zu spezifizieren, welches im Rahmen der durchzuführenden Simulationen als Grundlage dient (vgl. Kapitel 6.3). Weiterhin sind diese Annahmen notwendig, da nicht alle Gegebenheiten einer Börse in den Simulationen abgebildet werden können und somit Einschränkungen definiert werden müssen.

Die Rahmenbedingungen, die bei der Evaluation der Trading-Algorithmen unter realen Marktbedingungen getroffen werden, sind in sieben Kategorien eingeteilt.

6.2.1 Annahmen für den Markt

Die Simulationen werden direkt auf Aktien und nicht auf Aktienindizes durchgeführt. Diese Annahme wird getroffen, da ein Investor nicht direkt einen Aktienindex handeln kann⁸⁸. Viele Investoren nutzen beim Handel direkt den Basiswert, d.h. die Aktie. Dies deckt sich mit der Ansicht von (Yamamoto, 2012, S. 3034f). Es werden speziell US-Aktien der Börsen NYSE und NASDAQ verwendet. Bei den beiden Börsen wird ausschließlich der fortlaufende Auktionsmarkt simuliert, d.h. es werden keine periodischen Auktionen oder einzelne Market-Maker berücksichtigt. Da das Orderbuch ein zentrales Element für die Simulationen darstellt wird von einer pre-trade Markttransparenz ausgegangen (vgl. Kapitel 2.1.1).

6.2.2 Annahmen für das Orderbuch

Die Trading-Algorithmen benötigen für die Signalgenerierung Preise. Deshalb ist es essentiell, dass ein Zugang zu historischen Preisen besteht. Da u.a. Ordertypen zur Anwendung kommen und auch innerhalb eines Handelstages gehandelt wird, sind Intraday-Preise, speziell Tick-Daten, unabdinglich. Die Tick-Daten bestehen aus folgenden Komponenten:

- 1) Letzter Preis (Marktpreis): Dies ist der Preis, zu dem das letzte Mal gehandelt wurde;
- 2) Ask-Preise: Es sind jeweils die 5 besten Ask-Preise mit den entsprechenden Volumina vorhanden;
- 3) Bid-Preise: Es sind jeweils die 5 besten Bid-Preise mit den entsprechenden Volumina berücksichtigt.

Mit diesen Daten wird das offene Orderbuch für jede Aktie im Zeitraum vom 17. September 2012 bis 11. Januar 2013 simuliert.

Die Trading-Algorithmen werden auf den Intraday-Preisen ausgeführt um somit festzustellen, ob die verwendeten Trading-Algorithmen auch innerhalb eines Handelstages gute Ergebnisse liefern. Dies steht im Einklang mit (Schulmeister, 2009).

⁸⁸ Durch Index-Zertifikate, Futures oder CFDs können auch Aktienindizes gehandelt werden. Da sich die vorliegende Arbeit auf Aktien beschränkt, wird diese Möglichkeit nicht näher betrachtet.

6.2.3 Annahmen für die Signalgenerierung

Für die Signalgenerierung werden sechs Trading-Algorithmen herangezogen, welche bereits in Kapitel 4.2.5 bei (Brock et al., 1992) und vielen weiteren Studien (vgl. Kapitel 5.1) positive Ergebnisse auf zumeist EOD-Daten geliefert haben. Zu diesen Trading-Algorithmen zählen *Variable-Length Moving Average (VMA)*, *Fixed-Length Moving Average (FMA)*, *Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)* und *Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)* sowie das *Momentum (MM)* und die *Bollinger Bänder (BB)*.

Bei der Simulationen mit Intraday-Preisen wird die Signalberechnung durch den Trading-Algorithmus nicht direkt auf den Tick-Preisen durchgeführt. Da die Differenz zwischen zwei aufeinanderfolgenden Tick-Preisen sehr gering ist oder sogar innerhalb einer Sekunde mehrere Tick-Preise zustande kommen können, ist die Gefahr von Fehlsignalen durch den Trading-Algorithmus sehr hoch. Deshalb wird der Trading-Algorithmus auf 30-Minuten-Preisen angewendet, d.h. bei der Signalgenerierung werden ausschließlich die Preise berücksichtigt, die sich am Ende einer 30-Minuten-Periode befinden⁸⁹. Dies deckt sich mit der Vorgehensweise von (Schulmeister, 2009) und (Yamamoto, 2012), die ebenfalls 30-Minuten-Preise verwendet haben.

Obwohl Leerverkäufe an der NASDAQ und der NYSE realisierbar sind, wird Short-Selling in dieser Arbeit nicht berücksichtigt, da dies nicht allgemein an allen Börsen erlaubt ist. Außerdem wird angenommen, dass ein Händler nicht mehrere unterschiedliche Aktien gleichzeitig handeln darf. Weiterhin darf erst ein Kaufsignal generiert werden, wenn das Portfolio leer ist. Ein Verkaufssignal ist nur erlaubt, wenn der vorherige Kauf vollständig abgeschlossen ist. Somit wechseln sich Käufe und Verkäufe sequentiell ab. Ist zum letztmöglichen Handelszeitpunkt noch eine Position offen, wird diese durch einen Verkauf zum letztmöglichen Preis glattgestellt.

6.2.4 Annahmen für die Ordergenerierung

Nachdem ein Signal durch den Trading-Algorithmus generiert wurde, muss eine Order erstellt werden, welche weitere Informationen benötigt (vgl. Abbildung 6-2). Dies sind einerseits der verwendete Ordertyp und zum anderen die Vorgabe, wie viel gehandelt werden soll. Von den Ordertypen, welche in Kapitel 2.4.1 eingeführt wurden, werden die beiden Basisordertypen Market-Order (MKT) und die Limit-Order (LMT) verwendet (vgl. (Harris & Hasbrouck, 1996)). Für das Risiko-Management kommen die Stop-Order (STP) und die Trailing-Stop-Order (TRAIL) zum Einsatz. Die Gültigkeitsdauer einer Order wird auf die drei Varianten Good-Till-Cancel (GTC), Good-Till-Date (GTD) und Tagesgültigkeit (DAY) begrenzt (vgl. Kapitel 2.4.2).

Im Rahmen des Risiko-Managements, welches ebenfalls beim Money-Management eine Rolle spielt, wird der Stop-Preis zum einen mit der Stop-Order (STP) und der Trailing-Stop-Order (TRAIL) anhand des Parameters für das Stop-Preisrisiko φ' bestimmt. Dieser wird entweder

⁸⁹ Im Grunde werden mit den Intraday-Preisen Perioden gebildet, welche auch im OHCL-Format, ähnlich wie bei den EOD-Preisen, darstellbar sind. Der Preis, der bei den Berechnungen verwendet wird, ist der Schlusspreis jeder einzelnen Periode. Da die Börsen NASDAQ und NYSE an jedem Handelstag (Montag bis Freitag) von 9:30 Uhr bis 16:00 Uhr EST (Eastern Standard Time) geöffnet haben, ergeben sich bei 30-Minuten-Perioden 13 Preise pro Tag. Die erste Periode erstreckt sich von 9:30:00 Uhr bis 9:59:59 Uhr. Somit wird der erste Preis eines Tages um 9:59:59 Uhr festgesetzt. Es ist zu beachten, dass die letzte Periode eines Tages von 15:30:00 Uhr bis 16:00:00 Uhr reicht, also eine Sekunde länger. Ansonsten müsste zusätzlich eine 14. Periode mit nur Tick-Preisen von einer Sekunde betrachtet werden, welche die Preiszeitreihe zu sehr verfälschen würde. Somit folgt in der Zeitreihe an Preisen dem letzten Preis eines Tages (16:00:00 Uhr) der letzte Preis der ersten Periode des Folgetages (9:59:59 Uhr).

- 1) vom Investor selbst bestimmt und soll nach (McDowell, 2008) 2 % nicht übersteigen,

$$q^{stp} = qS_g^{buy} \cdot (1 - \varphi') \quad (6-3)$$

oder

- 2) durch den Average True Range Index (ATR) von (Wilder, 1978) berechnet (vgl. hierzu die Formeln (3-18) und (3-19)).

Im Rahmen des Money-Management werden nur die Methoden der small-anti-martingalen Strategien angewendet, da nur diese sinnvoll im Rahmen des Tradings eingesetzt werden können (vgl. Kapitel 3.4). Es werden nur die Methoden verwendet, welche in der Zusammenfassung in Kapitel 3.5 als anwendbar für das vorliegende Problem erachtet wurden. Dazu zählen:

- 1) Fixed-Risk-Methode (McDowell, 2008),
- 2) Optimal- f -Methode (Vince, 1992),
- 3) Secure- f -Methode (Zamansky & Stendahl, 1998).

6.2.5 Annahmen für die Orderausführung

Die Ausführung einer Order auf dem Markt wird nicht auf den 30-Minuten-Preisen, sondern direkt an den Tick-Preisen (Ask-Preis bzw. Bid-Preis) durchgeführt, um somit eine realistischere Ausführung simulieren zu können. Direkt im Orderbuch können nur die Basisordertypen MKT und LMT abgearbeitet werden. Alle restlichen Ordertypen werden simuliert und münden letztendlich in einem der beiden Basisordertypen.

Bei einer Order kommt es zu Teilausführungen, wenn

- 1) nicht der gesamte Auftrag ausgeführt werden kann, wenn bei einer Limit-Order der Limitpreis während der Ausführung vom Marktpreis beim Kauf unter- bzw. beim Verkauf überschritten wird,
- 2) zu wenig Liquidität am Markt vorhanden oder
- 3) die erteilte Order zu groß ist.

Eine größere Einschränkung im Rahmen der Simulationen ist, dass keine Orderausführung Einfluss auf den simulierten Markt hat. Dies ist dadurch zu erklären, dass es keine anderen Investoren gibt, die auf die eingestellte bzw. ausgeführte Order reagieren können. Es ist jedoch davon auszugehen, dass die getätigten Transaktionen in der Realität keinen großen Einfluss auf das Orderbuch hätten und sich der Markt schnell wieder auf seinen Gleichgewichtspreis einpendeln würde (vgl. (Almgren & Chriss, 2000, S. 10) und (Kissell, 2006, S. 20)). Es besteht somit nur ein temporärer Market-Impact (vgl. Kapitel 2.3).

6.2.6 Annahmen für die Berechnung der Renditen

Aus den Ergebnissen der Orderausführungen werden logarithmische Renditen berechnet, da diese für die folgenden statistischen Ergebnisse bessere Eigenschaften besitzen (Poddig et al., 2003, S. 105). Als Benchmark wird stets der Markt selbst verwendet, welcher durch eine Buy-and-Hold-Strategie (BH) dargestellt wird (vgl. (Brock et al., 1992) oder (Mills, 1997)).

6.2.7 Annahmen für das Kapital und die Berechnung von Gebühren

Jeder Investor handelt mit absoluten Beträgen. Des Weiteren stehen im Orderbuch ebenfalls absolute Werte für die Anzahl an handelbaren Assets. Dies bedeutet, dass dem Investor ein Startkapital zur Verfügung steht, welches auf \$10.000 festgesetzt wird. Für die Gebühren (expliziten Transaktionskosten), die bei jeder Transaktion berechnet werden, wird das Preismodell „Flatrate“ von Interactive Brokers (IB) verwendet⁹⁰. Dieses ist einfach zu implementieren und unterscheidet sich nicht wesentlich von anderen Preismodellen anderer Broker. Es werden pro Aktie \$0,005 in Rechnung gestellt, wobei bei jedem Kauf oder Verkauf mindestens \$1,00 und maximal 0,5 % des Handelwertes anfallen. Die absoluten Gebühren $gb_{k,j}$ für Transaktion j aus Order k berechnen sich somit folgendermaßen:

$$gb_{k,j} = \max\left(gb_{k,j}^{min}; \min\left(gb_{k,j}^{flat}; gb_{k,j}^{max}\right)\right) \quad (6-4)$$

mit

$$gb_{k,j}^{flat} = 0,005 \cdot \gamma_{k,j}$$

$$gb_{k,j}^{min} = 1$$

$$gb_{k,j}^{max} = 0,005 \cdot (q_{k,j}^{\vartheta} \cdot \gamma_{k,j})$$

Tabelle 6-1 fasst alle Annahmen, welche für die Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingung gelten, zusammen.

1) Annahmen für den Markt	
Wertpapierart:	Aktien
Börse:	NYSE, NASDAQ
Markttransparenz:	Pre-trade
Preisfeststellung:	Fortlaufender Auktionsmarkt (continuous market)
2) Annahmen für das Orderbuch	
Art:	Offen
Daten:	Level-II (Tick-Daten)
Inhalt:	Marktpreis 5 beste Ask-Preise + Volumina (Yamamoto, 2012) 5 beste Bid-Preise + Volumina (Yamamoto, 2012)
Zeitraum:	17.09.2012 – 11.01.2013 (17 Wochen)
3) Annahmen für die Signalgenerierung	
Algorithmen:	VMA, FMA und FTRB (Brock et al., 1992), VTRB (Parisi & Vasquez, 2000), Momentum (Siganos, 2007) und Bollinger Bänder (Lento & Gradojevic, 2007)
Intervall:	30-Minuten-Periode (Schulmeister, 2009)
Preise:	Marktpreis (Yamamoto, 2012)
Short-Selling:	Nein (Marshall & Cahan, 2005)
Anzahl an gleichzeitig handelbaren Aktien:	1
Kauf- und Verkaufssignale:	Sequenziell; offene Position am letztmöglichen Handelszeitpunkt wird durch Verkauf glattgestellt
4) Annahmen für die Ordergenerierung	
Ordertypen:	MKT und LMT (Harris & Hasbrouck, 1996)

⁹⁰ Vgl. <https://www.interactivebrokers.com/en/index.php?f=commission&p=stocks2>.

Risiko-Management:	STP und TRAIL
Gültigkeitsdauer:	GTC, GTD und DAY
Money-Management:	Fixed-Risk (McDowell, 2008), Optimal- <i>f</i> (Vince, 1992), Secure- <i>f</i> (Zamansky & Stendahl, 1998)
5) Annahmen für die Orderausführung	
Preise:	Tick-Daten (bis zu 5 beste Ask/Bid-Preise mit Volumina)
Ordertypen:	Nur MKT und LMT (Handa & Schwartz, 1996)
Teilausführung:	Möglich
Auswirkungen auf Markt:	Keine
6) Annahmen für die Berechnung der Renditen	
Rendite:	Logarithmisch (Mills, 1997), (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006)
Benchmark:	Buy-and-Hold (Ratner & Leal, 1999), (Gunasekarage & Power, 2001)
7) Annahmen für das Kapital und die Berechnung von Gebühren	
Startkapital:	\$10.000
Gebühren:	Flatrate Preismodell von Interactive Brokers (IB) Flat: \$0,005 / Aktie Min: \$1,00 Max: 0,5 % vom Handelswert

Tabelle 6-1: Annahmen unter realen Marktbedingungen

Diese Annahmen bilden die Basis für die Spezifikation des Testdesigns, welches die genaue Durchführung der einzelnen Simulationen definiert.

6.3 Testdesign

Im Testdesign wird detailliert beschrieben, wie die Evaluation in der vorliegenden Arbeit durchgeführt wird. Es legt die Rahmenbedingungen für die einzelnen Simulationen fest. In einem ersten Schritt werden die Daten genauer spezifiziert, welche für die Evaluation eingesetzt werden. Danach wird definiert, wie die einzelnen Simulationen realisiert werden.

6.3.1 Daten

Die Daten in Form von Preisen und Volumina sind die Basis für alle weiteren Berechnungen im Rahmen der Evaluation. In den Annahmen im vorangegangenen Kapitel wurde bereits angegeben, dass nur Aktien betrachtet werden, welche in den USA gelistet sind. Es werden speziell 27 Aktien für die Evaluation herangezogen. Sie teilen sich folgendermaßen auf⁹¹:

- 1) 9 Aktien aus dem *S&P 500 Index* (S&P 500)
- 2) 9 Aktien aus dem *S&P MidCap 400 Index* (S&P 400)
- 3) 9 Aktien aus dem *S&P SmallCap 600 Index* (S&P 600)

Es wird davon ausgegangen, dass die Liquidität abnimmt, je kleiner die Unternehmen sind. Diese Aufteilung wird vorgenommen, um sowohl sehr liquide, als auch weniger liquide Aktien evaluieren zu können und somit Rückschlüsse von der Liquidität auf die Evaluationsergebnisse zuzulassen.

Die Auswahl der 9 Aktien pro Aktienindex soll eine möglichst gute Diversifikation herstellen. Hierbei wird den Aussagen von (Pardo, 2008, S. 171) gefolgt, welcher darauf hinweist, dass die Aktien in einem Wertpapierkorb auch fundamentale Unterschiede aufweisen sollen. Außerdem soll der

⁹¹ Dabei enthält der *S&P 500 Index* die bezüglich ihrer Marktkapitalisierung 500 größten US-Unternehmen. Der *S&P MidCap 400 Index* enthält 400 Aktien von mittelgroßen US-Unternehmen (die 501 bis 900 größten US-Unternehmen). Der *S&P SmallCap 600 Index* beinhaltet 600 kleinere Unternehmen, die in den USA gehandelt werden (die 901 bis 1.500 größten US-Unternehmen).

Wertpapierkorb zwischen 5 und 10 Aktien enthalten. Deshalb werden die Aktien zufällig aus 9 unterschiedlichen Branchen ausgewählt (vgl. Tabelle 6-2).

1) Consumer Discretionary	6) Information Technology
2) Consumer Staples	7) Materials
3) Financials	8) Telecommunication Services
4) Health Care	9) Utilities
5) Industrial	

Tabelle 6-2: Branchen nach S&P Dow Jones Indices LLC

Tabelle 6-3 zeigt die 27 Aktien aus den drei Aktienindizes und neun Branchen, die im Folgenden für alle künftigen Berechnungen verwendet werden. Jede Aktie ist mit ihrem eigenen Symbol und ISIN gekennzeichnet. Weiterhin ist neben dem Namen und der zugehörigen Branche die Börse angegeben, an der die Aktie gehandelt wird (Route). Die farbliche Darstellung gibt an, in welchem Aktienindex die entsprechenden Aktien gelistet sind.

Symbol	Name	Branche	Börse	ISIN
AME	AMETEK Inc	Industrials	NYSE	US0311001004
ASH	Ashland Inc	Materials	NYSE	US0442091049
CBB	Cincinnati Bell Inc	Telecommunication Services	NYSE	US1718711062
CHD	Church & Dwight Co	Consumer Staples	NYSE	US1713401024
CVLT	Commvault Systems	Information Technology	NASDAQ	US2041661024
DD	DuPont, E.I. de Nemours	Materials	NYSE	US2635341090
EQIX	Equinix Inc	Information Technology	NASDAQ	US29444U5020
EXP	Eagle Materials Inc	Materials	NYSE	US26969P1084
GE	General Electric Co	Industrials	NYSE	US3696041033
JNJ	Johnson & Johnson	Health Care	NYSE	US4781601046
JPM	JP Morgan Chase & Co	Financials	NYSE	US46625H1005
KO	Coca-Cola Co	Consumer Staples	NYSE	US1912161007
KRC	Kilroy Realty Corp	Financials	NYSE	US49427F1084
MAC	Macerich Co	Financials	NYSE	US5543821012
MCD	McDonald's Corp	Consumer Discretionary	NYSE	US5801351017
MSFT	Microsoft Corp	Information Technology	NASDAQ	US5949181045
OGE	OGE Energy Corp	Utilities	NYSE	US6708371033
PETM	PETsMART Inc	Consumer Discretionary	NASDAQ	US7167681060
PETS	PetMed Express.com Inc	Consumer Discretionary	NASDAQ	US7163821066
PNY	Piedmont Natural Gas Inc	Utilities	NYSE	US7201861058
QCOR	Questcor Pharmaceuticals	Health Care	NASDAQ	US74835Y1010
SO	Southern Co	Utilities	NYSE	US8425871071
T	AT&T Inc	Telecommunication Services	NYSE	US00206R1023
TDY	Teledyne Technologies Inc	Industrials	NYSE	US8793601050
TWTC	tw telecom inc	Telecommunication Services	NASDAQ	US87311L1044
UNFI	United Natural Foods Inc	Consumer Staples	NASDAQ	US9111631035
VRTX	Vertex Pharmaceuticals Inc	Health Care	NASDAQ	US92532F1003

Legende:

S&P 500 Index	S&P MidCap 400 Index	S&P SmallCap 600 Index
---------------	----------------------	------------------------

Tabelle 6-3: Verwendete Aktien für die Evaluation

Zu jeder Aktie stehen Intraday-Daten vom 17. September 2009 bis 11. Januar 2013 zur Verfügung. Dieser Zeitraum unterteilt sich in zwei Phasen:

- 1) 17.09.2009 – 16.09.2012: Level-I-Daten mit einer Auflösung von einer Minute, d.h. für jede Minute liegt der Marktpreis, der beste Ask- und Bid-Preis mit entsprechenden Volumina vor;
- 2) 17.09.2012 – 11.01.2013: Level-II-Daten bei denen alle Tick-Daten bis zum 5. besten Ask- und Bid-Preis mit entsprechenden Volumina gespeichert werden. Zusätzlich ist der Marktpreis zu jedem Tick vorhanden.

Die Daten stellen die Grundlage für alle folgenden Berechnungen dar. Die Anzahl an Simulationen wird mithilfe eines *Walk-Forward-Tests* eingegrenzt.

6.3.2 Walk-Forward-Test

Wie bereits in Kapitel 4.2.5 beschrieben, bestehen die verwendeten Trading-Algorithmen aus bis zu vier Parametern, mit denen sie konfiguriert werden können. Dadurch entstehen verschiedene Varianten. Da in dieser Arbeit nicht alle möglichen Varianten detailliert untersucht werden können, muss vor den eigentlichen Simulationen eine Auswahl getroffen werden. Zu diesem Zweck wird ein *Walk-Forward-Test*⁹² durchgeführt.

Ein Walk-Forward-Test gliedert sich in zwei Phasen (Pardo, 2008, S. 247ff):

- 1) *In-Sample*: In dieser Zeitperiode wird der Trading-Algorithmus mithilfe historischer Preise optimiert. Dazu werden die zur Verfügung stehenden Level-I-Daten vom 17. September 2009 bis zum 16. September 2012 verwendet (vgl. vorheriges Kapitel);
- 2) *Out-of-Sample*: Die optimierte Konfiguration des Trading-Algorithmus wird auf den Preisen der Out-of-Sample-Periode angewendet, um herauszufinden, ob er mit anderen Preisen ebenfalls gute Ergebnisse erzielt. Zu der Out-of-Sample-Periode gehören die Level-II-Daten vom 17. September 2012 bis zum 11. Januar 2013.

Dieser zweigeteilte Ansatz wird genutzt, um in einem ersten Schritt die besten Konfigurationen der Trading-Algorithmen in der In-Sample-Periode zu finden und anschließend die Simulationen auf den Preisen in der Out-of-Sample-Periode durchzuführen.

Die In-Sample-Optimierung wird über die Schlusspreise der 30-Minuten-Perioden für jede der 27 zur Verfügung stehenden Aktien durchgeführt. Um dem Phänomen des Data-Snoopings entgegenzuwirken, wird der Zeithorizont in drei voneinander unabhängige (disjunkte) Subperioden aufgeteilt:

- 1) Z1: 17.09.2009 – 16.09.2010
- 2) Z2: 17.09.2010 – 16.09.2011
- 3) Z3: 17.09.2011 – 16.09.2012

Dabei werden die 27 Aktien nach ihrer Einordnung in die drei Indizes S&P 500, S&P 400 und S&P 600 aufgeteilt. Auf diese Weise kann überprüft werden, ob die Größe eines Unternehmens in Form der

⁹² Im Rahmen eines Backtests wird deshalb in vielen Fällen ein *Walk-Forward-Test* verwendet, um den zu evaluierenden Trading-Algorithmus zu optimieren. Für das Backtesting und die Optimierung wird die Walk-Forward-Methode in den beiden Tradingssystemen AmiBroker Professional (<http://www.amibroker.com>) und Tradesignal SE (<http://www.tradesignal.de>) zur Verfügung gestellt.

Marktkapitalisierung einen Einfluss auf die Performanz der Trading-Algorithmen hat. Dies deckt sich mit der Vorgehensweise von (Bokhari et al., 2005).

Da für jede einzelne Aktie eine separate optimale Konfiguration existiert, welche jedoch auf einer anderen Aktie eventuell sehr schlecht abschneidet, wird für jeden der drei Indizes eine beste Konfiguration für jeden Trading-Algorithmus gesucht, welche durchschnittlich über die 9 betreffenden Aktien und über die drei Subperioden das beste Ergebnis bezüglich der Rendite liefert und mindestens 40 und maximal 250 Trades generiert.

Die Vorgabe bei der Anzahl der Trades wird festgelegt, da zum einen eine zu kleine Anzahl an Trades die Aussage der Rendite stark vermindern würde und zum anderen zu viele Trades die Rendite zu sehr schmälern würde, wenn zusätzlich Gebühren betrachtet werden. Auf diese Weise wird das Risiko für die späteren Simulationen verringert, dass die gefundenen Konfigurationen zu schlechte Ergebnisse liefern und deshalb beispielweise einige Money-Management-Methoden nicht mehr anwendbar sind.

Nachdem die besten Konfigurationen gefunden wurden, werden die Simulationen auf diesen Konfigurationen in der Out-of-Sample-Periode durchgeführt.

6.3.3 Simulationen

Die Frage nach dem Unterschied zwischen Wissenschaft und Praxis wird nicht mit nur zwei Simulationen beantwortet: Einer Simulation mit dem Testdesign aus der Wissenschaft (speziell dem Testdesign von (Brock et al., 1992)) und einer Simulation mit den Rahmenbedingungen der Praxis (vgl. Kapitel 6.2). Deshalb werden sieben Testdesigns (*TD0 - TD6*) erstellt, welche die Forschungsfrage schrittweise erörtern. Dabei bezeichnet *TD0* das Testdesign, welches Brock et al. verwendet hat. Einzige Unterschiede sind die Daten, mit denen die Simulationen durchgeführt werden und die Annahme, dass kein Short-Selling möglich ist. In der vorliegenden Arbeit werden keine EOD-Daten verwendet, sondern die Trading-Algorithmen werden ausschließlich auf Intraday-Preisen ausgeführt. Jedes weitere Testdesign wird um eine Komponente aus der Praxis erweitert:

- 1) Gebühren
- 2) Risiko-Management
- 3) Börsenaufträge
- 4) Money-Management

Die Simulationen erfolgen nach dem in Abbildung 6-3 dargestellten Schema:

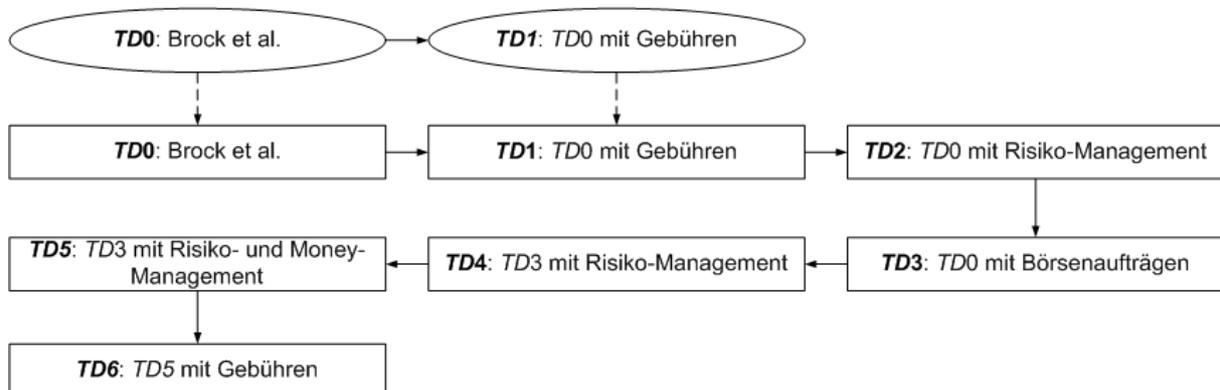


Abbildung 6-3: Prozess der Simulationen

Die beiden Simulationen mit den Testdesigns $TD0$ und $TD1$, welche in Ellipsen dargestellt sind, werden mit den Preisen der In-Sample-Periode durchgeführt. Die Optimierung der Konfigurationen der Trading-Algorithmen wird im Rahmen des Walk-Forward-Tests auf diesen Daten mittels $TD0$ realisiert. Bei den Simulationen in den Rechtecken wird auf die Preise der Out-of-Sample-Periode zurückgegriffen. $TD0$ bezeichnet an dieser Stelle die zweite Phase des Walk-Forward-Tests. Die beiden Testdesigns $TD0$ und $TD1$ kommen in der In-Sample- sowie in der Out-of-Sample-Periode zum Einsatz und können somit direkt miteinander verglichen werden.

Der gesamte Simulationsprozess ist in 9 Schritte unterteilt, wobei 7 Testdesigns zur Anwendung kommen.

6.3.3.1 $TD0$: Brock et al.

$TD0$ entspricht in großen Teilen dem Testdesign, welches (Brock et al., 1992), (Mills, 1997) und (Bokhari et al., 2005) verwenden (vgl. Kapitel 6.3.3) durchgeführt wird. Es wird von einer pre-trade Markttransparenz ausgegangen, da die Trading-Algorithmen Preise benötigen, um Signale generieren zu können.

Es wird ein offenes Orderbuch angenommen, welches den Zeitraum vom 17.09.2009 – 11.01.2013 abbildet. Da $TD0$ sowohl für die Optimierung in der In-Sample-Periode, als auch in der Out-of-Sample-Periode verwendet wird, teilt sich der Zeitraum in diese beiden Perioden auf. Für die Signalgenerierung werden ausschließlich die Marktpreise berücksichtigt, welche sich am Ende einer 30-Minuten-Periode befinden (vgl. (Schulmeister, 2009)).

Die sechs Trading-Algorithmen werden für die Signalgenerierung auf die vorhandenen Marktpreise angewendet. Ein Short-Selling ist nicht möglich. Es wird angenommen, dass der Marktpreis, bei dem das Signal erstellt wurde, gleichzeitig den Handelspreis darstellt. Daraus folgt, dass keine Ordergenerierung und -ausführung erfolgt. Zusätzlich wird angenommen, dass kein Risiko- sowie Money-Management stattfindet. Bei jedem Kaufsignal wird das gesamte Kapital in einem Schritt, normiert auf 1, investiert. Bei jedem Verkauf werden alle gehaltenen Assets wieder in einem Schritt verkauft. Es wird demnach von einem nicht-präemptiven Vorgehen ausgegangen. Es kann nur gekauft werden, wenn kein Asset gehalten wird. Umgedreht gilt, dass nur verkauft werden darf, wenn vorher ein Asset gekauft wurde.

Der Marktpreis zum Zeitpunkt t , an dem das Signal g generiert wurde, stellt den Signalpreis dar: $qs_g^o = q_t$. Da der Signalpreis gleichzeitig den Ausführungspreis für den Trade h darstellt, gilt $q_h^o = qs_g^o$ mit $o \in \{buy, sell\}$.

Aus den Handelspreisen der Trading-Algorithmen werden die logarithmischen Renditen berechnet. Sie dienen dazu, weitere Kennzahlen zum Bestimmen der Güte der Trading-Algorithmen zu ermitteln. Als Vergleichsalgorithmus wird die Buy-and-Hold-Strategie (BH) verwendet. Um die Signifikanz zwischen Trading-Algorithmen und dem Benchmark zu zeigen, wird ein *Zweistichproben-t-Test für abhängige Stichproben* und zusätzlich ein *Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test* durchgeführt.

Es wird kein (absolutes) Startkapital benötigt, da alle Werte auf 1 normiert wurden und somit die Kennzahlen auf relativer Basis berechnet werden. (Explizite) Gebühren finden in diesem Testdesign ebenfalls keine Anwendung.

6.3.3.2 TD1: TD0 mit Gebühren

Die Studien von (Bessembinder & Chan, 1995), (Hudson et al., 1996), (Ratner & Leal, 1999), (Bokhari et al., 2005), (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) und (Schulmeister, 2009) haben ihre Testdesigns um Gebühren in Form von Broker- und Börsengebühren erweitert, welche zu den expliziten Transaktionskosten hinzugezählt werden (vgl. Kapitel 2.3). Das Testdesign TD1 ergänzt deshalb das vorherige Testdesign TD0 um die Betrachtung von Gebühren.

Das Gebührenkonzept von Interactive Brokers, welches in Kapitel 6.2 in Formel (6-4) eingeführt wurde, ist jedoch nur einsetzbar, wenn das Volumen des Auftrages bekannt ist. Dies ist bei TD0 nicht der Fall, da kein Nennwert γ definiert ist. Lediglich die relative Performanz der Trading-Algorithmen steht im Vordergrund, wie Brock et al. folgendermaßen festgelegt haben:

- 1) durch die Normierung des Kapitals auf 1 und
- 2) die gleichzeitige Annahme, dass das gesamte Kapital investiert wird, um auf diese Weise die Rendite zu maximieren.

Deshalb eignet sich die Berechnungsmethode aus Formel (6-4) nicht. Um trotzdem Gebühren berücksichtigen zu können, wird für jeden Kauf und Verkauf ein relativer Wert gb^{rel} von der erwirtschafteten Rendite abgezogen. Dies entspricht der Vorgehensweise von (Hudson et al., 1996).

Um die Ergebnisse, welche auf absoluten und auf relativen Werten basieren, besser vergleichen zu können, muss ein adäquater Wert für gb^{rel} bestimmt werden. Zu diesem Zweck werden die Berechnungsvorschriften für die absoluten Gebühren aus Formel (6-4) näher untersucht. Da gb^{rel} einen konstanten Wert dargestellt und es weiterhin in diesem Testdesign niemals zu Teilausführungen kommen kann sowie keine Transaktionen erstellt werden, wird auf die Indizes k und j bei den folgenden Variablen verzichtet.

Die Definition von gb^{max} kommt nur dann zur Anwendung, wenn $q^e \leq 1$ gilt. Dies ist der Fall, wenn $gb^{flat} \geq gb^{max}$:

$$gb^{flat} \geq gb^{max} \Leftrightarrow 0,005 \cdot \gamma \geq 0,005 \cdot (q^e \cdot \gamma) \Leftrightarrow 1 \geq q^e \text{ mit } q \in \{buy, sell\} \quad (6-5)$$

Beim Betrachten der für die Simulationen verwendeten Aktien und deren Preise aus der Out-of-Sample-Periode wird ein Durchschnittspreis von $\bar{q} = 41,5213$ ermittelt. Keiner der Preise ist kleiner als 1. Deshalb würden sich die Gebühren bei einer Annahme von $gb^{rel} = 0,005$ zu pessimistisch auf die Ergebnisse der Evaluation auswirken⁹³. Eine zu optimistische Sichtweise würde hingegen ein gb^{rel} sein, welches sich auf die minimalen absoluten Gebühren bezieht (gb^{min}). Deshalb muss die Schätzung von gb^{rel} über die Definition von gb^{flat} erfolgen. Es wird angenommen, dass \$10.000 zur Verfügung stehen. Bei einem Durchschnittspreis von $\bar{q} = 41,5213$ und der Annahme, dass das gesamte Kapital investiert werden soll, folgt ein Volumen des Auftrages in Höhe von $\gamma = \frac{10.000}{41,5213} = 240,8402$. Wird nun gb^{flat} angewendet, ergeben sich Gebühren in Höhe von $gb = 0,005 \cdot 240,8402 = 1,2042$. Durchschnittlich würden relative Gebühren in Höhe von $gb^{rel} = \frac{1,2042}{10.000} \approx 0,012$ % anfallen.

Bei jedem Kauf bzw. Verkauf werden die Gebühren gb^{rel} in Rechnung gestellt und somit in die Berechnung der Rendite (vgl. Formel (4-16)) einbezogen:

⁹³ 0,005 bezeichnet die maximalen Gebühren von 0,5 % des Handelswertes aus Formel (6-4).

$$R_h = \ln \left(\frac{q_h^{sell}}{q_h^{buy}} \right) - 2 \cdot gb^{rel} \quad (6-6)$$

Somit erfolgt für einen Trade eine Gebührenerhebung von $2 \cdot gb^{rel}$ (*round trip costs*).

6.3.3.3 TD2: TD0 mit Risiko-Management

Die Methoden des Risiko-Managements versuchen, das Risiko beim Traden zu minimieren. Im Rahmen dieser Arbeit wird als Risiko-Management-Methode die Festlegung eines Stop-Loss-Preises q^{stp} verwendet. Dabei existieren mehrere Vorgehensweisen wie der Stop-Preis festgelegt werden kann. (McDowell, 2008) propagiert die Idee, dass ein Trader nie mehr als 2 % seines Kapitals riskieren soll. Dieser Gedanke wird in den folgenden Simulationen aufgegriffen. Es werden jeweils eine Simulation mit einem Stop-Preis von 1 % und von 2 % des Kaufpreises nach Formel (6-3) durchgeführt. Dabei wird das Stop-Preisrisiko φ' statisch mit $\varphi' = 0,01$ bzw. $\varphi' = 0,02$ festgelegt. Zusätzlich hat (Wilder, 1978) den *Average True Range Index* (ATR) eingeführt, welcher ebenfalls zur Berechnung des Stop-Preises herangezogen werden kann. Der ATR soll auch in dieser Simulation berücksichtigt werden. Dabei müssen zuerst die beiden Konfigurationsparameter n und β festgelegt werden. Beim Glättungsfaktor n handelt es sich um die Anzahl an Perioden⁹⁴ über die die durchschnittliche Handelsspanne $ATR_t(n)$ zum Zeitpunkt t berechnet wird (vgl. Formel (3-18)). Der Multiplikator β wird zur Bestimmung des Stop-Preises in Formel (3-19) angewendet, um zu verhindern, dass der Stop-Preis zu früh erreicht wird. Im Folgenden werden zwei Konfigurationen aus der Literatur zum Berechnen des Stop-Preises mit Hilfe des ATR verwendet:

- 1) ATR(14;3,0): Wilder erzielt in seinen Studien die besten Ergebnisse mit $n = 14$ und $\beta = 3,0$ (vgl. (Wilder, 1978, S. 21ff)).
- 2) ATR(20;2,0): Adamu und Phelps bevorzugen $n = 20$ und $\beta = 2,0$ (vgl. (Adamu & Phelps, 2010, S. 97)).

Bei der ATR-Methode wird φ' dynamisch für jeden Trade bestimmt.

Das Testdesign TD0 wird für die durchzuführenden Simulationen um das Risiko-Management mit Hilfe von Stop-Preisen erweitert. Es werden die vier oben dargestellten Methoden verwendet, um dem Stop-Preis q^{stp} zu berechnen. q^{stp} wird sofort nach dem Kauf eines Assets festgelegt. Für den Verkauf des Assets bestehen zwei Möglichkeiten:

- 1) Fällt der Preis zum Zeitpunkt t unterhalb von q^{stp} bevor ein Verkaufssignal generiert wurde, wird das Asset sofort zum Preis q^{stp} verkauft: $q_h^{sell} = q_t$ mit $q_t \leq q^{stp}$.
- 2) Wird ein Verkaufssignal zum Zeitpunkt t generiert, wird zum aktuellen Preis verkauft: $q_h^{sell} = q_t$. Der vorher berechnete q^{stp} wird gelöscht und erst beim nächsten Kaufsignal wieder neu festgelegt.

6.3.3.4 TD3: TD0 mit Börsenaufträgen

Jeder Handel an der Börse basiert auf einem Börsenauftrag. Daher wird in einem nächsten Schritt das Konzept der Order eingeführt. Im Testdesign TD3 wird deshalb das ursprüngliche TD0 um Börsenaufträge erweitert. Der Aufbau der Börsenaufträge wurde bereits in Kapitel 2.4 detailliert beschrieben. Um den Effekt der Order messen zu können, wird die Anzahl an Assets γ_k für die

⁹⁴ Bei den vorliegenden Simulationen wird eine Periodenlänge von 30 Minuten, analog zu der Distanz zwischen den betrachteten Schlusspreisen, angenommen.

Order k , welche investiert werden sollen, vorerst nicht berücksichtigt und der Nennwert der Order standardmäßig auf $\gamma_k = 1$ gesetzt.

Aus diesen Gründen wird *TD0* folgendermaßen abgeändert:

- 1) Das Signal, das der Trading-Algorithmus generiert, gilt lediglich als Angabe für den Zeitpunkt, wann eine Kauf- oder Verkauforder erstellt werden soll;
- 2) Der Preis, zu dem letztendlich gehandelt wird, hängt von den verwendeten Orderattributen ab (Ordertyp ϑ_k , Gültigkeitsdauer \bar{Y}_k und Orderzusätze Z_k);
- 3) Das Signal wird, wie vorher auch, auf dem letzten Marktpreis des Assets einer vordefinierten Periode (hier 30 Minuten) berechnet;
- 4) Aus dem Signal wird eine Order erstellt, welche direkt auf den Tick-Daten ausgeführt wird: Ask-Preise für Käufe und Bid-Preise für Verkäufe;
- 5) Da das Erstellen der Order und die Übertragung an die Börse Zeit in Anspruch nimmt, wird hierfür eine Wartezeit von einer Sekunde festgelegt. Erst nach dieser Zeit kann die Order an der Börse ausgeführt werden.

Als Ordertypen werden nur die Basisordertypen $\bar{\vartheta}_k \in \{MKT, LMT\}$ verwendet. Die anderen Ordertypen, wie MTL, sind nur von Interesse, wenn es zu Teilausführungen kommt. Dies wird bei $\gamma_k = 1$ nie der Fall sein. Die verschiedenen STP-Ordertypen werden zu einem späteren Zeitpunkt in *TD4* (vgl. Kapitel 6.3.3.5) im Rahmen des Risiko-Managements verwendet.

Bei den Gültigkeitsdauern werden ebenfalls nur drei Varianten berücksichtigt: $\bar{Y}_k \in \{GTC, GTD, DAY\}$. Bei $\bar{Y}_k = GTC$ ist jede Order bis zum manuellen Abbruch gültig, das heißt bis maximal zum Ende des Betrachtungszeitraumes (11.01.2013 22:00:00). Wird $\bar{Y}_k = GTD$ verwendet, muss die Länge der Gültigkeitsdauer angegeben werden. Diese Gültigkeitsdauer wird an die Länge der Perioden für die Signalgenerierung angepasst. Werden 30-Minuten-Daten für die Signalgenerierung verwendet, so darf die Order nur maximal bis zur nächsten Signalberechnung, in dem Fall maximal 30 Minuten, gültig sein. Die Gültigkeitsdauer der Orders, welche mit $\bar{Y}_k = DAY$ gekennzeichnet sind, endet mit dem letzten Preis des Tages, an dem diese an die Börse gelangt sind.

Die Orderzusätze Z_k hingegen werden bei diesem Testdesign nicht verwendet, da sie nur sinnvoll eingesetzt werden können, wenn es zu Teilausführungen kommt.

Daraus folgt, dass die Order aus den Kombinationsmöglichkeiten von Ordertypen und Gültigkeitsdauern besteht: $\bar{\vartheta}_k \times \bar{Y}_k$. Aus diesen sechs Varianten können jedoch (*MKT, GTD*) und (*MKT, DAY*) vernachlässigt werden. Da nur ein einziges Asset ($\gamma_k = 1$) gehandelt wird, wird die Market-Order sofort vollständig ausgeführt. Deshalb macht die Angabe von $\bar{Y}_k = GTC$, $\bar{Y}_k = GTD$ oder $\bar{Y}_k = DAY$ keinen Unterschied in den Ergebnissen der Simulationen. Nur in dem Fall, wenn der Markt sehr illiquide wäre und somit die Market-Order nicht sofort ausgeführt würde, würde die Market-Order bei *GTD* oder *DAY* storniert werden. Da die vorliegenden Assets nicht derart illiquide sind, kann dieser Fall ausgeschlossen werden.

6.3.3.5 TD4: TD0 mit Börsenaufträgen und Risiko-Management

Um die Ergebnisse von *TD3* zu verbessern, wird in den nächsten Simulationen das Risiko-Management in Form von Stop-Preisen eingeführt. Die Grundidee ist die gleiche wie bei *TD2*: Durch einen Stop-Preis soll ein zu großer Verlust vermieden werden, indem das gehaltene Asset nach dem Erreichen des Stop-Preises verkauft wird. Während bei *TD2* der Verkauf beim Erreichen des Stop-

Preises nach dem Prinzip „Signalpreis = Ausführungspreis“ durchgeführt wurde, wird in TD4 das Risiko-Management automatisch durch eine Stop-Order realisiert, welche sofort nach dem Kauf eines Assets erstellt wird.

Deshalb wird TD3 um folgende Punkte erweitert:

- 1) Nachdem eine Kauforder k mit dem Nennwert γ_k vollständig ausgeführt wurde, wird sofort eine Stop-Order k' für den Verkauf von $\gamma_{k'}$ Assets mit $\gamma_{k'} = \gamma_k$ erstellt.
- 2) Genauso wie bei TD3 wird $\gamma_k = 1$ angenommen.
- 3) Die Berechnung des Stop-Preises q^{stp} wird nach den vier Methoden aus TD2 durchgeführt:
 - a) 1 %-Risiko,
 - b) 2 %-Risiko,
 - c) ATR(20;2,0) und
 - d) ATR(14;3,0).
- 4) Die Stop-Order wird mit $Y_{k'} = GTC$ gekennzeichnet. Sie ist somit solange gültig, bis sie entweder ausgeführt oder storniert wird.
- 5) Wird über den Trading-Algorithmus ein Verkaufssignal generiert und die anschließende Verkauforder vollständig ausgeführt, wird die vorher erstellte Stop-Order storniert.

In Kapitel 2.4.1 wurden vier Varianten der Stop-Order vorgestellt. In den folgenden Simulationen werden nur die Stop-Market-Order (STP) und die Trailing-Stop-Order (TRAIL) berücksichtigt:

- 1) Stop-Market-Order (STP): Nachdem der Stop-Preis q^{stp} erreicht wurde, wird eine Market-Order an die Börse gesendet;
- 2) Trailing-Stop-Order (TRAIL): q_t^{stp} wird zu jedem Zeitpunkt t neu berechnet und passt sich somit an den Markt an⁹⁵. Nachdem der Marktpreis q_t^{stp} erreicht hat, wird eine Markt-Order an die Börse verschickt.

Die beiden Limit-Varianten der Stop-Order würden neben q^{stp} bzw. q_t^{stp} zusätzlich einen Limit-Preis q_t^{lmt} benötigen, welcher beim Verkauf kleiner als der Stop-Preis sein sollte. Dabei besteht das Risiko der Nichtausführung, was im Rahmen des Risiko-Managements nicht gewünscht ist. Wenn der Preis zu schnell fällt, befindet sich der Preis, nachdem der Stop-Preis erreicht wurde, bereits unterhalb des Limit-Preises und die Order wird erst viel später, teilweise oder überhaupt nicht ausgeführt. Deshalb wird auf die Limit-Varianten verzichtet, welche darüber hinaus die Anzahl an Simulationen verdoppeln würde.

Mit diesem Testdesign sind somit 32 einzelne Simulationen verbunden, welche sich aus

- 1) den vier Ordertypen (Gültigkeitsdauern): MKT (GTC), LMT (GTC), LMT (GTD) und LMT (DAY),
- 2) den vier Risiko-Management-Methoden: 1 %-Risiko, 2 %-Risiko, ATR(20;2,0) und ATR(14;3,0) sowie
- 3) den zwei Stop-Ordertypen: STP und TRAIL

zusammensetzen.

⁹⁵ Der angegebene Differenzfaktor *trail* zwischen q_t und q_t^{stp} aus Kapitel 2.4.1 wird im Rahmen der Simulationen nur implizit verwendet. q_t^{stp} wird direkt mit den Methoden des 1 %- bzw. 2 %-Risikos und der beiden ATR-Methoden berechnet.

6.3.3.6 TD5: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management

Die Anzahl an Assets, welche gehandelt werden soll, wurde in keinem der bisherigen Testdesigns berücksichtigt bzw. es wurde $\gamma_k = 1$ angenommen. Im Rahmen des Testdesigns TD5 werden die Ordertypen (TD3) um die Methoden des Money-Managements erweitert. Da das Money-Management sehr eng mit dem Risiko-Management verbunden ist, werden diese beiden Punkte zusammen betrachtet. In Kapitel 3 wurden einige der am meisten verwendeten Money-Management-Methoden eingeführt. Ein großer Unterschied zu den bisherigen Annahmen ist die Verwendung eines zur Verfügung stehenden Kapitals K . Diese Änderung ist notwendig, da zum einen die Money-Management-Methoden mit dem Kapital die Anzahl an Assets berechnet und zum anderen ist beim Traden in der Praxis ein gewisses Kapital erforderlich.

Die *Fixed-Risk-Methode* (FRM) verwendet bei der Berechnung der zu investierenden Assets (vgl. Formel (3-16)) einen Stop-Preis q^{stp} , der das Risiko pro Trade angibt und anhand des Stop-Preisrisikos φ' statisch oder durch den ATR dynamisch berechnet wird. Zusätzlich zu q^{stp} wird das Handelsrisiko, also der Anteil des zu riskierenden Kapitals φ benötigt. Gemäß (McDowell, 2008) sollte ein Trader nicht mehr als 2 % seines Kapitals riskieren. Diese Aussage wird in der Form umgesetzt, dass in den Simulationen für φ zwei Fälle betrachtet werden: $\varphi = 0,01$ und $\varphi = 0,02$. Dies deckt sich mit den Annahmen aus TD2 und TD4. In diesen beiden Fällen wurde ausschließlich q^{stp} verwendet, um das zu riskierende Kapital darzustellen. In TD2 und TD4 wurde immer das gesamte Kapital investiert, d.h. $K_{h-1} = 1$:

$$\gamma_k = \frac{1}{q_s^{buy}} \quad (6-7)$$

In diesem Spezialfall ist die Formel (6-3) ebenfalls einsetzbar, in dem $K_{h-1} = 1$ und $\varphi' = \varphi$ festgelegt werden. Dies wird im Folgenden gezeigt:

$$\begin{aligned} \frac{K_{h-1} \cdot \varphi}{q_s^{buy} - q^{stp}} &= \frac{K_{h-1} \cdot \varphi}{q_s^{buy} - (q_s^{buy} \cdot (1 - \varphi'))} \quad \text{Def. von } q^{stp} \\ &= \frac{K_{h-1} \cdot \varphi}{q_s^{buy} - (q_s^{buy} - q_s^{buy} \cdot \varphi')} \\ &= \frac{K_{h-1} \cdot \varphi}{q_s^{buy} \cdot \varphi'} \\ &= \frac{1}{q_s^{buy}} \quad \text{mit } K_{h-1} = 1 \text{ und } \varphi' = \varphi \end{aligned}$$

Gilt hingegen $\varphi > \varphi'$, wird mehr als das zur Verfügung stehende Kapital investiert. In diesem Fall darf mehr Kapital pro Trade riskiert werden als durch den Stop-Preis festgelegt wurde. Diese Vorgehensweise ist nur anwendbar, wenn der Trader über ein Margin-Konto⁹⁶ bei seinem Broker

⁹⁶ Mit einem Margin-Konto kann sich der Trader bei seinem Broker Geld zu sehr günstigen Konditionen leihen, um die Hebelwirkung der Money-Management-Methoden besser ausnutzen zu können. Bei einer Margin von $mg = \frac{2}{3}$ (150 % des Kapitals) kann der Trader das investierbare Kapital auf $\frac{K}{mg}$ vergrößern. Bei einem Kapital von $K = 50.000$ und $mg = \frac{2}{3}$ kann der Trader maximal $50.000 \cdot \frac{3}{2} = 75.000$ investieren.

verfügt (vgl. Kapitel 2.4). Dabei hängt die Obergrenze von φ von der Margin mg (mit $mg \in]0; 1]$)⁹⁷ ab, um nicht auch das Margin-Konto zu überziehen. Somit ergibt sich

$$\varphi \leq \frac{\varphi'}{mg} \quad (6-8)$$

Soll umgekehrt weniger Kapital riskiert werden als durch den Stop-Preis angegeben, muss $\varphi < \varphi'$ gelten, wobei das Minimum von φ bei 0 liegt. D.h. es wird nichts investiert, da kein Kapital riskiert werden darf. Daraus folgt, dass der Gültigkeitsbereich von φ auf $0 \leq \varphi \leq \frac{\varphi'}{mg}$ beschränkt ist.

Für die Berechnung des Stop-Preises werden die gleichen vier Methoden aus *TD2* und *TD4* verwendet. Es werden aber nicht alle Methoden mit den verschiedenen Ordertypen kombiniert, da dies zu viele verschiedene Simulationen nach sich ziehen würde. Aus diesem Grund werden die Ergebnisse aus *TD4* dahingehend ausgewertet, dass für jeden Index die Risiko-Methode verwendet wird, welche sowohl bei den vier Ordertypen mit ihren Gültigkeitsregeln als auch getrennt für die Stop-Ordervarianten STP und TRAIL die besten Ergebnisse geliefert hat.

Die Simulationen für die FRM setzen sich wie folgt zusammen:

- 1) Handelsrisikofaktor: $\varphi = 0,01$ und $\varphi = 0,02$;
- 2) Stop-Ordervarianten: STP und TRAIL;
- 3) Risikomethoden: beste Risikomethode pro Index aus *TD4* (1 %-Risiko, 2 %-Risiko, ATR(20;2,0) und ATR(14;3,0));
- 4) Ordertypen + Gültigkeitsregeln aus *TD3*: MKT (GTC), LMT (GTC), LMT (GTD) und LMT (DAY).

Daraus folgen $2 \cdot 2 \cdot 1 \cdot 4 = 16$ Simulationen für die FRM.

Eine weitere Money-Management-Methode stellt die Optimal- f -Methode von (Vince, 1992) dar. Diese Methode verwendet keinen Stop-Preis oder Handelsrisikofaktor, um das Risiko auszudrücken. Die einzigen Eingabewerte, die Optimal- f -Methode benötigt, sind die bisher erwirtschafteten Renditen. Trotzdem kann diese Methode nicht ohne weitere Einschränkungen eingesetzt werden. Da die Optimal- f -Methode auf der Kelly-Formel basiert, muss der Erwartungswert der für die Berechnung verwendeten Renditen positiv sein. Ist dies nicht der Fall, kann diese Methode nicht angewendet werden. Da beim Traden jedoch nicht garantiert werden kann, dass der Erwartungswert stets positiv ist, muss für den Fall eines negativen Erwartungswertes eine Alternative für die Berechnung des Nennwertes der Order gefunden werden. Wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, kann in diesem Fall entweder die Optimal- f -Methode eingesetzt und ein Short-Selling durchgeführt werden oder es wird als Alternative eine andere Money-Management-Methode eingesetzt. Da Short-Selling bei der empirischen Untersuchung ausgeschlossen wird, muss eine andere Money-Management-Methode eingesetzt werden. Deshalb wird als Ersatz die bereits vorgestellte FRM angewendet, da diese Methode ohne Voraussetzungen in jeder Situation eingesetzt werden kann.

Ein weiteres Problem stellt die Anzahl an Renditen dar, die in die Berechnung von f^* einfließen. In Kapitel 3.5 wurde dieses Thema bereits besprochen und eine Lösung mit Hilfe des Algorithmus 3-4 gefunden, welcher eine untere Schranke n^{min} und eine obere Schranke n^{max} für die Anzahl an Renditen (für jeden einzelnen Index) bestimmt. Bevor die Simulationen beginnen können, muss zuerst der Algorithmus 3-4 ausgeführt werden. Die vier statistischen Momente, welche für die

⁹⁷ Bei der Annahme $mg = 1$ existiert keine Margin.

Berechnung der Zufallsrenditen verwendet werden, leiten sich von der Verteilung der halbstündlichen Schlusspreise über die In-Sample-Periode ab. In jeder Iteration werden $H = 2.000$ Renditen (Trades) erstellt. H wird so groß gewählt, um sicherzustellen, dass für jede Iteration eine verlässliche obere Schranke n_w^{max} mit $1 \leq w \leq H$ gefunden werden kann. Weiterhin werden $u = 1.000$ Iterationen durchgeführt, um die durchschnittlichen unteren und oberen Schranken zu erhalten.

Kommt die FRM als Alternative zur Optimal- f -Methode zur Anwendung, muss eine Konfiguration für φ und q^{stp} spezifiziert werden. Dabei werden ebenso wie bei der FRM die besten Stop-Preismethoden verwendet. Somit folgen auch bei der Optimal- f -Methode $2 \cdot 2 \cdot 1 \cdot 4 = 16$ verschiedene Simulationen.

Die dritte Money-Management-Methode, die in den Simulationen verwendet wird, ist die Secure- f -Methode. Sie funktioniert genauso, wie die Optimal- f -Methode und besitzt somit auch die gleichen Schwachstellen. Als Alternative zur Secure- f -Methode wird, wenn diese nicht eingesetzt werden kann, d.h. der Erwartungswert negativ und/oder die untere Schranke für die Anzahl an Renditen noch nicht erreicht wurde, wie bei der Optimal- f -Methode die FRM eingesetzt.

Die einzige zusätzliche Variable ist der maximal akzeptierte Verlust bzw. Drawdown MAD_h für den Trade h , der vom Trader bestimmt wird. Um sich von der Optimal- f -Methode zu unterscheiden, muss $MAD_h > -L_h$ mit $MAD_h > 0$ und $L_h < 0$ gelten. Der Wert für MAD_h muss sich entweder aus historischen Renditen oder aus der aktuellen Marktsituation ableiten. Dadurch, dass sich diese Arbeit ausschließlich mit der technischen Analyse beschäftigt und keine fundamentalen Daten berücksichtigt werden, folgt der MAD_h aus vergangenen Renditen. Da diese vergangenen Renditen nicht aus der Out-of-Sample-Periode stammen dürfen, werden sie aus der In-Sample-Periode gewonnen. Aus diesem Grund wird der Zeitraum Z3, der die Zeitspanne von einem Jahr vor der Out-of-Sample-Periode widerspiegelt, für die Berechnung von MAD_h verwendet. Da der MAD_h einen sehr individuellen Wert darstellt, muss er für jede der 27 Aktien und sechs Trading-Algorithmen einzeln ermittelt werden.

Auch bei der Secure- f -Methode werden 16 Simulationen nach dem gleichen Schema, wie bei der Optimal- f -Methode durchgeführt.

Bis jetzt wurden alle Kennzahlen in allen vorherigen Testdesigns ausschließlich in Bezug auf die Trading-Algorithmen berechnet. In diesem Falle wurde jeweils die *Kursrendite* berechnet. Bei den Money-Management-Methoden ist jedoch zusätzlich das Kapital K_h am Ende des Trades h erforderlich. Wird das Anfangs- und das Endkapital in Bezug gesetzt, kann eine Gesamtrendite bezüglich des Kapitals RK_h , die *Kapitalrendite*, ausgerechnet werden. Die Kapitalrendite entspricht nur in dem Fall der Kursrendite, wenn das gesamte Kapital eingesetzt wird. Es gilt:

$$RK_h = \ln\left(\frac{K_h}{K_{h-1}}\right) = \ln(1 + \zeta \cdot (r_h - 1)) \quad (6-9)$$

Dabei bezeichnet ζ_h das Vielfache des vorhandenen Kapitals, das investiert wird, d.h. $\zeta_h = \frac{\widehat{Y}_h}{K_{h-1}}$.

Deshalb muss die Kapitalrendite berechnet werden, da durch den Einsatz der Money-Management-Methoden nicht immer das gesamte Kapital ($\zeta_h < 1$) oder sogar mehr als das vorhandene Kapital ($\zeta_h > 1$) investiert werden kann.

6.3.3.7 TD6: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren

Das letzte Testdesign führt alle vier Komponenten zusammen. Deshalb wird TD5 letztendlich um die Gebühren erweitert. Es wird das Gebührenmodell Flatrate von Interactive Brokers verwendet, welches in Tabelle 6-1 angegeben wurden. Der Unterschied zu TD1 besteht darin, dass das Gebührenmodell in diesem Testdesign auf das investierte Kapital $\hat{\gamma}$ oder auf die Anzahl an investierten Assets γ berechnet wird. In TD1 wurde lediglich ein prozentualer Wert in Höhe von $gb^{rel} = 0,012\%$.

Dieses letzte Testdesign entspricht den Annahmen für die Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingungen aus Kapitel 6.2.

6.4 Kennzahlen im LifeTrader

Die Evaluationskennzahlen aus der Literatur in Kapitel 5 werden primär zum Bewerten der eingesetzten Trading-Algorithmen verwendet. Dieser Vorgang reicht jedoch für diese Arbeit nicht aus. Dies zeigt sich bereits in den verschiedenen Testdesigns. Die zu berechnenden Evaluationskennzahlen müssen die Güte der Trading-Algorithmen aufzeigen und vor allem sollen die zusätzlichen praktischen Aspekte (zum Beispiel Order, Risiko- und Money-Management) evaluiert sowie die Unterschiede zwischen den Testdesigns hervorgehoben werden. Aus diesem Grund werden die in dieser Arbeit verwendeten Evaluationskennzahlen im Folgenden aufgezeigt. Dabei werden die Kennzahlen für jedes Testdesign einzeln beschrieben.

6.4.1 Deskriptive Statistik

Bevor die Trading-Algorithmen mit dem ersten Testdesign TD0 simuliert werden, sind zuerst die zugrundeliegenden Daten im Rahmen der deskriptiven Statistik zu untersuchen. Dabei handelt es sich um die Daten der In-Sample-Periode und der der Out-of-Sample-Periode. Die berechneten Kennzahlen basieren auf den Renditen zwischen zwei benachbarten Preisen und orientieren sich an der Vorgehensweise von (Brock et al., 1992):

- 1) Anzahl an betrachteten Renditen N ,
- 2) Mittelwert der Renditen \bar{R} (nach Formel (4-20)),
- 3) Standardabweichung der Renditen s um das eingegangene Risiko zu bestimmen (nach Formel (4-21)),
- 4) Schiefe der Renditenverteilung ν (nach Formel (4-22)),
- 5) Kurtosis der Renditeverteilung κ (nach Formel (4-23)),
- 6) Autokorrelationen von Lag 1 bis 5 ρ_1, \dots, ρ_5 (nach Formel (4-27)).

Die Werte für die Schiefe, Kurtosis und Autokorrelation gelten ausschließlich für die betrachtete Stichprobe und geben die jeweilige Stärke an. Die Bestimmung der Signifikanz dieser drei Kennzahlen soll zusätzlich zeigen, ob die Ergebnisse nur zufällig sind oder ob die gesamte betrachtete Population schief, gewölbt oder korreliert ist:

- 7) Signifikanz der Schiefe:

Die Nullhypothese dieses statistischen Tests wird definiert mit

$$H_0: \text{Population ist nicht schief.}$$

Die Teststatistik Z_ν wird anhand der Schiefe ν und des Standardfehlers der Schiefe SE_ν berechnet (nach (Cramer, 1998, S. 76)):

$$Z_v = \frac{v}{SE_v} \quad (6-10)$$

mit

$$SE_v = \sqrt{\frac{6 \cdot N \cdot (N - 1)}{(N - 2) \cdot (N + 1) \cdot (N + 3)}} \quad (6-11)$$

Der kritische Wert von Z_v (z_{cr}) wird anhand des $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ -Quantils der Standardnormalverteilung berechnet. Bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von $\alpha = 0,05$ liegt der kritische Wert bei

$$z_{cr} = z_{0,975} = 1,96 \quad (6-12)$$

Die Testentscheidung ist definiert durch:

- Bei $Z_v > z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine positive Schiefe;
- Bei $Z_v < -z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine negative Schiefe;
- Bei $-z_{cr} \leq Z_v \leq z_{cr}$: H_0 wird nicht abgelehnt, d.h. die Daten sprechen nicht gegen eine symmetrische Verteilung der Renditen.

Dieser Test gibt nicht die Stärke der Schiefe an, sondern die Wahrscheinlichkeit, ob die gesamte Population eine Schiefe aufweist.

8) Signifikanz der Exzess-Kurtosis:

Die Nullhypothese dieses statistischen Tests wird definiert mit

H_0 : Population besitzt die Wölbung der Normalverteilung.

Die Teststatistik $Z_{\varepsilon K}$ wird anhand der Exzess-Kurtosis εK und des Standardfehlers der Kurtosis $SE_{\varepsilon K}$ berechnet (nach (Cramer, 1998, S. 81f)):

$$Z_{\varepsilon K} = \frac{\varepsilon K}{SE_{\varepsilon K}} \quad (6-13)$$

mit

$$SE_{\varepsilon K} = \sqrt{\frac{4 \cdot (SE_v)^2 \cdot (N^2 - 1)}{(N - 3) \cdot (N + 5)}} \quad (6-14)$$

Der kritische Wert von $Z_{\varepsilon K}$ (z_{cr}) definiert sich genauso wie bei der Schiefe anhand des $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ -Quantils der Standardnormalverteilung (vgl. Formel (6-12)).

Die Testentscheidung ist definiert durch:

- Bei $Z_{\varepsilon K} > z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine positive Exzess-Kurtosis. Es herrscht eine leptokurtische (steilgipflige) Verteilung;
- Bei $Z_{\varepsilon K} < -z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine positive Exzess-Kurtosis bzw. eine platykurtische (flachgipflige) Verteilung;

- Bei $-z_{cr} \leq Z_{\varepsilon k} \leq z_{cr}$: H_0 wird nicht abgelehnt, d.h. die Daten sprechen nicht für eine positive oder negative Exzess-Kurtosis.

Äquivalent zur Schiefe gibt dieser Test nicht die Stärke der Kurtosis an, sondern die Wahrscheinlichkeit, ob die gesamte Population eine andere Wölbung als bei der Normalverteilung aufweist.

9) Signifikanz der Autokorrelation:

Zur Bestimmung der Signifikanz der Autokorrelation wird die Nullhypothese

$$H_0: \text{Es existiert keine Autokorrelation zum Lag } d$$

definiert.

Als Teststatistik wird die Autokorrelation des Lag d verwendet:

$$Z_\rho = \rho_d \tag{6-15}$$

Der kritische Wert von Z_ρ (z_{cr}) bestimmt sich anhand des $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ -Quantils der Standardnormalverteilung und des Bartlett-Standardfehlers der Autokorrelation (vgl. (Brock et al., 1992, S. 1737)):

$$z_{cr} = z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot SE_\rho = z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{N}} \tag{6-16}$$

Die Testentscheidung bestimmt sich durch:

- Bei $Z_\rho > z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine positive Autokorrelation zum Lag d ;
- Bei $Z_\rho < -z_{cr}$: H_0 wird abgelehnt, d.h. die Population besitzt sehr wahrscheinlich eine negative Autokorrelation zum Lag d ;
- Bei $-z_{cr} \leq Z_\rho \leq z_{cr}$: H_0 wird nicht abgelehnt, d.h. die Daten sprechen nicht dagegen, dass die Renditen zum Lag d unkorreliert sind.

Es gilt ebenfalls, dass dieser Test nicht die Stärke der Autokorrelation angibt, sondern lediglich, ob die gesamte Population eine Autokorrelation zum Lag d aufweist.

Nachdem die Daten der In-Sample- und Out-of-Sample-Periode beschrieben wurden, werden die einzelnen Simulationen gemäß den festgelegten Testdesigns durchgeführt.

6.4.2 Evaluation

Die Evaluation ist in sieben Testdesigns aufgeteilt. Im Folgenden werden die Kennzahlen beschrieben, welche in den einzelnen Testdesigns verwendet werden.

6.4.3 TDO

Da (Brock et al., 1992) in ihrem Testdesign Leerverkäufe erlauben, sind deren Evaluationskennzahlen bezüglich der Rendite entsprechend in Kauf-, Verkaufs- und (Kauf-Verkauf)-Varianten aufgeteilt (vgl. Kapitel 5.1.1). Die Testdesigns in der vorliegenden Arbeit gehen davon aus, dass Leerverkäufe nicht gestattet sind. Deshalb muss nur eine Variante der Renditen, der Rendite eines Trades, berechnet werden. Daraus folgen (nach (Brock et al., 1992, S. 1739)):

- 1) Anzahl an Renditen H : entspricht der Anzahl an Trades,

- 2) Gesamtrendite bezüglich der Trading-Algorithmen (*Kursrendite*) R (nach Formel (4-18)),
- 3) Mittelwert der Renditen \bar{R} (nach Formel (4-20)),
- 4) Prozentuale Anzahl an positiven Renditen $R_h > 0$.

Zusätzlich zu den Kennzahlen aus der Literatur werden noch vier weitere Kennzahlen berechnet:

- 5) Um das Risiko zu messen, wird die Standardabweichung s der Renditen nach Formel (4-21) angegeben,
- 6) Differenzentest (t -Test) zwischen den Renditen der Trading-Algorithmen und der Buy-and-Hold-Strategie,
- 7) Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test (Wilcoxon-Test) zwischen den Renditen der Trading-Algorithmen und der Buy-and-Hold-Strategie,
- 8) Die prozentuale Anzahl an Simulationen, bei denen der Trading-Algorithmus eine bessere Gesamtrendite erwirtschaftet hat als die Gesamtrendite der Buy-and-Hold-Strategie ($R > R_{BH}$). Diese Kennzahl gibt an, wie oft die Buy-and-Hold-Strategie die bessere Wahl gewesen wäre,
- 9) Die Haltedauer (HD) gibt an, wie lange das Asset gehalten wird. Eine zu kurze Haltedauer impliziert Fehlsignale.

Die meisten Studien aus der Literatur (vgl. Kapitel 5.1) verwenden einen Zweistichproben t -Test zum Zeigen von signifikant höheren Renditen des Trading-Algorithmus gegenüber einer Buy-and-Hold-Strategie (vgl. Algorithmus 4-2). Dabei ist jedoch zu beachten, dass allgemein nicht davon ausgegangen werden kann, dass alle Voraussetzungen für einen solchen Test gegeben sind. Mögliche Alternativen bezüglich der fehlenden Varianzgleichheit wurden bereits in Kapitel 4.3.3 diskutiert. Die Unabhängigkeit der beiden Stichproben mit Renditen kann bei den Simulationen der Trading-Algorithmen jedoch nicht gewährleistet werden, da beide Renditezeitreihen auf der gleichen Zeitreihe an Preisen basieren. Aus diesem Grund ist ein statistischer Test für abhängige Stichproben geeigneter. Deshalb wird anstatt des t -Tests für unabhängige Stichproben ein t -Test für abhängige Stichproben (*Differenzentest*) durchgeführt. Dabei ist zu beachten, dass die Länge der beiden Stichproben gleich groß ist. Werden jeweils die Renditen der einzelnen Trades betrachtet, so ist im Allgemeinen nicht davon auszugehen, dass beide Stichproben gleich groß sind. Die Buy-and-Hold-Strategie als Benchmark wird per Definition immer nur einen einzigen Trade generieren. Aus diesem Grund werden für die statistischen Tests Periodenrenditen verwendet. In den Perioden, in denen der Trading-Algorithmus investiert ist, wird die Periodenrendite berechnet. In den Perioden, in denen der Trading-Algorithmus nicht investiert ist, wird eine Periodenrendite von 0,00 verwendet. Deshalb ist sichergestellt, dass auf jeder Seite für jede Periode eine Periodenrendite vorhanden ist, welche miteinander verbunden sind. Bei T Preisen ergeben sich somit $N = T - 1$ Periodenrenditen (mit $n \in \{1, \dots, N\}$). Algorithmus 6-1 zeigt den Ablauf eines Zweistichproben- t -Tests für abhängige Stichproben. Da mit diesem statistischen Test die Prognosekraft eines Trading-Algorithmus gezeigt werden soll, ist lediglich der rechtsseitige Test von Interesse. Dies bedeutet, dass geprüft wird, ob der Trading-Algorithmus im Mittel signifikant höhere Periodenrenditen liefert als die Buy-and-Hold-Strategie.

Algorithmus 6-1: Zweistichproben-t-Test für abhängige Stichproben (Differenzentest)

Inputdaten:

- 1) $R_{A,1}, \dots, R_{A,N}$: N Periodenrenditen des Trading-Algorithmus A
- 2) $R_{B,1}, \dots, R_{B,N}$: N Periodenrenditen des Benchmark-Algorithmus B (Buy-and-Hold)

Schritte des Algorithmus:

- 1) Formulierung der Nullhypothese H_0 :

$$H_0: \mu_A \leq \mu_B \quad H_1: \mu_A > \mu_B$$

- 2) Signifikanzniveau α mit $\alpha \in [0; 1]$ bestimmen.
- 3) Arithmetisches Mittel der Differenzen $\overline{R_{AB}}$ mit $R_{AB,n} = R_{A,n} - R_{B,n}$ (Formel (4-20)) berechnen.
- 4) Standardabweichung der Differenzen s_{AB} berechnen mit:

$$s_{AB} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \cdot \sum_{n=1}^N (R_{AB,n} - \overline{R_{AB}})^2} \quad (6-17)$$

- 5) Freiheitsgrade df berechnen:

$$df = N - 1 \quad (6-18)$$

- 6) Teststatistik TS berechnen:

$$TS = \frac{\overline{R_{AB}}}{s_{AB}} \cdot \sqrt{N} \quad (6-19)$$

- 7) Kritischen Wert t_{cr} berechnen:

$$t_{cr} = t_{1-\alpha}^{df}$$

- 8) Testentscheidung ermitteln: Die Nullhypothese H_0 wird abgelehnt, wenn

$$TS \geq t_{cr}$$

Outputdaten:

Entscheidung ob H_0 abgelehnt wird und somit H_1 signifikant ist oder ob H_0 nicht abgelehnt werden kann.

Im Folgenden wird der Differenzentest mit t -Test abgekürzt.

Der t -Test geht davon aus, dass die Stichproben normalverteilt sind. Da jedoch im Allgemeinen nicht davon ausgegangen werden kann, dass die Stichproben normalverteilt sind, wird neben dem Differenzentest noch ein weiterer statistischer Test durchgeführt, der auf die Voraussetzung der Normalverteilung verzichtet. Dabei handelt es sich um den nicht-parametrischen *Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test*. Dieser Test wird im Folgenden als *Wilcoxon-Test* bezeichnet. Auch bei diesem

Test werden die verbundenen Periodenrenditen des Trading-Algorithmus und der Buy-and-Hold-Strategie verwendet. Algorithmus 6-2 zeigt die Vorgehensweise dieses statistischen Tests, beschränkt auf die rechtsseitige Variante (vgl. (Büning & Trenkler, 1994, S. 171ff)):

Algorithmus 6-2: Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test

Inputdaten:

- 1) $R_{A,1}, \dots, R_{A,N}$: N Periodenrenditen des Trading-Algorithmus A
- 2) $R_{B,1}, \dots, R_{B,N}$: H_B Periodenrenditen des Benchmark-Algorithmus B (Buy-and-Hold)

Schritte des Algorithmus:

- 1) Formulierung der Nullhypothese H_0 ($\tilde{\mu}_i$ ist der Median der Zeitreihe i):

$$H_0: \tilde{\mu}_A \leq \tilde{\mu}_B \quad H_1: \tilde{\mu}_A > \tilde{\mu}_B$$

- 2) Signifikanzniveau α mit $\alpha \in [0; 1]$ bestimmen.

- 3) Distanzen zwischen verbundenen Renditen D_n mit $n \in \{1, \dots, N\}$ berechnen:

$$D_n = |R_{A,n} - R_{B,n}| \quad (6-20)$$

- 4) Gilt $D_n = 0$, so wird dieser Wert ignoriert und die Anzahl an Renditen um 1 verringert.
- 5) Vorzeichen der Differenzen sg_n zwischen den verbundenen Renditen berechnen⁹⁸:

$$sg_n = \text{sgn}(R_{A,n} - R_{B,n}) \quad (6-21)$$

- 6) Die Ränge der Distanzen D_n bilden (rg_n). Bei gleichen Rängen wird das arithmetische Mittel der betreffenden Ränge gebildet:

$$rg_n = \text{rang}(D_n) \quad (6-22)$$

- 7) Teststatistik anhand der positive Rangsummen W^+ berechnen:

$$W^+ = \sum_{n=1}^N rg_n \quad \forall n: sg_n > 0 \quad (6-23)$$

- 8a) Wenn $N > 50$: Approximative Teststatistik Z ermitteln:

$$Z = \frac{W^+ - \frac{N \cdot (N + 1)}{4}}{\sqrt{\frac{N \cdot (N + 1) \cdot (2 \cdot N + 1)}{24}}} \quad (6-24)$$

- 9a) Kritischen Wert z_{cr} aus Standardnormalverteilung berechnen:

$$z_{cr} = z_{1-\alpha}$$

- 10a) Testentscheidung ermitteln: Die Nullhypothese H_0 wird abgelehnt, wenn:

$$Z \geq z_{cr}$$

⁹⁸ $\text{sgn}(X)$ stellt die Signum-Funktion dar.

8b) Wenn $N \leq 50$: Kritischen Wert w_{cr} exakt mit vordefinierten Werten aus Tabelle anhand Signifikanzniveau (vgl. (Büning & Trenkler, 1994, S. 392)) ermitteln.

9b) Testentscheidung ermitteln: Die Nullhypothese H_0 wird abgelehnt, wenn:

$$W^+ \geq w_{cr} \quad (6-25)$$

Outputdaten:

Entscheidung ob H_0 abgelehnt wird und somit H_1 signifikant ist oder ob H_0 nicht abgelehnt werden kann.

Anhand dieser beiden statistischen Tests soll gezeigt werden, ob die Renditen der Trading-Algorithmien eine Prognosekraft besitzen.

6.4.4 TD1: TD0 mit Gebühren

Dieses Testdesign verwendet die gleichen Kennzahlen wie bei $TD0$. Zusätzlich werden die Differenzen der Kennzahlen zwischen den Ergebnissen aus $TD1$ und $TD0$ berechnet.

6.4.5 TD2: TD0 mit Risiko-Management

Im Rahmen des Risiko-Managements werden Stop-Preise eingeführt. Als Kennzahl wird deshalb die Anzahl an Trades, welche anhand des Stop-Preises beendet wurden, gemessen an der Gesamtanzahl an Trades ($stp\%$) ermittelt.

Zusätzlich werden wieder die Differenzen zwischen den Kennzahlen der Ergebnisse aus $TD2$ und $TD0$ berechnet.

6.4.6 TD3: TD0 mit Börsenaufträgen

Durch die Einführung der Order ist der Ausführungspreis nicht mehr automatisch der gleiche wie der Signalpreis. Aus diesem Grund kommen weitere Kosten auf den Investor hinzu, die Transaktionskosten (vgl. Kapitel 2.3). Deshalb werden zusätzlich zu den Kennzahlen aus $TD0$ die impliziten Transaktionskosten berechnet:

- 1) die Wartekosten tc ,
- 2) die Liquiditätsprämie lp ,
- 3) die adverse Preisbewegung ap .

Die Opportunitätskosten werden nicht berücksichtigt, da sie schwer geschätzt werden können.

- 4) Zusätzlich besteht wegen des Nichtausführbarkeitsrisikos die Möglichkeit, dass die Order nicht ausgeführt werden kann. Aus diesem Grund wird eine Kennzahl berechnet, welche den Anteil an stornierten Orders (cc) misst.

Weiterhin werden die Differenzen zwischen $TD3$ und $TD0$ sowie $TD3$ und $TD2$ berechnet.

6.4.7 TD4: TD0 mit Börsenaufträgen und Risiko-Management

Da $TD4$ die Annahmen von $TD2$ und $TD3$ vereint, werden alle Kennzahlen aus $TD2$ und $TD3$ berechnet.

6.4.8 TD5: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management

Durch die Einführung des Money-Managements ist das Festlegen des Investitionskapitals notwendig. Da das Investitionsvolumen nicht mehr, wie in den bisherigen Testdesigns, konstant festgelegt wird, ist es möglich, dass mehr oder weniger Kapital als vorhanden ist, investiert werden soll. Aus diesem Grund muss unabhängig von der Kursrendite R die Kapitalrendite RK des Trading-Algorithmus (vgl. Kapitel 6.3.3.6) berechnet werden. Weiterhin ist es möglich, dass es zu Teilausführungen der Order kommt. Deshalb wird die Anzahl an Teilausführungen, gemessen an der Summe aller Ausführungen TA gemessen.

Bei der Verwendung der Optimal- f - und Secure- f -Methode werden noch weitere Kennzahlen benötigt, um festzustellen, wie oft diese beiden Methoden zum Einsatz kommen und vor allem wie viel investiert wird:

- 1) Anteil der Trades, bei denen die Optimal- f / Secure- f -Methode zur Anwendung kommt, gemessen an der Anzahl aller Trades ($f^*\%$),
- 2) Mittelwert aller f^* ($\overline{f^*}$),
- 3) Anteil der Trades, welche mehr als das zur Verfügung stehende Kapital investieren und die Optimal- f / Secure- f -Methode verwenden, gemessen an der Anzahl aller Trades ($\hat{\gamma} > K$),
- 4) Mittelwert der benötigten Margin für die Trades, welche die Optimal- f / Secure- f -Methode verwendet haben (\overline{mg}).

Weiterhin werden die Differenzen zu den anderen Testdesigns berechnet.

6.4.9 TD6: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren

Es werden alle Kennzahlen aus den Testdesigns $TD0$ bis $TD5$ berechnet. Die Differenz zwischen den Kennzahlen aus $TD6$ und $TD0$ bezeichnen den Unterschied zwischen der Vorgehensweise aus der Literatur um (Brock et al., 1992) und der Praxis.

Im Rahmen des Backtestings werden die einzelnen Simulationen mithilfe des LifeTraders entsprechend der verwendeten Testdesigns durchgeführt. Dabei berechnet der LifeTrader für jedes Testdesign die in diesem Kapitel beschriebenen Kennzahlen. Trotzdem werden im folgenden Kapitel nur die Kennzahlen ausgegeben, welche für die Beschreibung der Evaluation wichtig sind. Dies lässt die Tabellen übersichtlicher aussehen. Alle Kennzahlen sind im Anhang C und D für die Testdesigns $TD0$ – $TD3$ angeben. Durch die sehr große Menge an Daten sind die Kennzahlen für die alle Testdesigns unter (Kersch, 2015) abrufbar.

6.5 Evaluation

Die Evaluation, welche anhand der 7 Testdesigns (vgl. Kapitel 6.3.3) spezifiziert wurden, wird in diesem Kapitel mit Hilfe mehrerer Simulationen durchgeführt und anschließend bewertet. Es werden 6 Trading-Algorithmen aus der Wissenschaft verwendet: VMA, FMA, VTRB, FTRB, Momentum (MM) und Bollinger Bänder (BB).

Die Renditen werden als logarithmische Renditen, also stetige Renditen, berechnet. Bevor die Trading-Algorithmen auf die In-Sample-Periode angewendet werden, werden die In-Sample-Preise zuerst mittels der deskriptiven Statistik untersucht. Tabelle 6-4 zeigt die Ergebnisse für die 30-minütigen Renditen der Aktie von DuPont, E.I. de Nemours. Diese beschreibt die Datensätze der drei Subperioden $Z1$ – $Z3$, auf denen im Folgenden die In-sample-Optimierung durchgeführt wird. Die Ergebnisse der restlichen 26 Aktien befinden sich in Anhang C.1. Diese berechneten Kennzahlen

basieren auf der Vorgehensweise von (Brock et al., 1992, S. 1737) und sind in Kapitel 4.3 beschrieben.

DuPont, E.I. de Nemours (DD)			
	Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3215	3244	3213
Mittelwert (\bar{R})	0,00095	0,00031	0,00055
Std.-abw. (s)	0,06798	0,05719	0,06099
Schiefe (v)	0,25837 **	-0,25851 **	-1,43072 **
Kurtosis (κ)	12,23275 **	10,05376 **	39,01804 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,05107 **	-0,00358	-0,02783
$\rho(2)$	0,01084	-0,04838 **	-0,02303
$\rho(3)$	-0,01299	-0,02933	-0,01222
$\rho(4)$	-0,01813	0,00422	-0,00237
$\rho(5)$	-0,01555	-0,01602	-0,00679

Tabelle 6-4: Datensatzbeschreibung auf Tagesbasis für halbstündliche Schlusspreise

Die Anzahl an Renditen variiert zwischen den drei Subperioden geringfügig, da die Anzahl an Handelstagen in den drei Jahren unterschiedlich hoch ist. Die Werte in Tabelle 6-4 basieren auf den Renditen der 30-Minuten-Schlusspreise der einzelnen Aktien. Sie werden jedoch auf Tagesbasis⁹⁹ ausgegeben, um zum einen die Leserlichkeit der Werte zu erhöhen und zum anderen um mit den Werten aus der Literatur vergleichbar zu sein, da deren Ergebnisse ebenfalls auf Tagesbasis angegeben sind. Die Zahlen, welche mit * oder ** markiert sind, sind signifikant bei einem Signifikanzniveau von 5 % bzw. 1 % für einen zweiseitigen Test. Bei fast allen Aktien und Subperioden liegt eine hoch-signifikante rechts- bzw. linksschiefe Renditeverteilung vor. Die Renditen zeigen eine hohe leptokurtische Verteilung, welche ebenfalls bei den meisten Aktien bei einer Fehlertoleranz von 1 % signifikant ist. Anhand der vier Momente wird bereits klar, dass die Renditen nicht normalverteilt sind. Ein Jarque-Bera-Test bestätigt diese Vermutung. Alle berechneten p -Werte befinden sich unterhalb des Signifikanzniveaus von 5 %. Die Autokorrelation weist generell eher kleine Werte mit einigen wenigen Ausnahmen auf, vor allem beim zeitlichen Abstand (Lag) von 1. Dies bestätigt die Ergebnisse aus der Literatur.

Im Durchschnitt über alle 27 Aktien zeigt sich für die vier Momente folgendes Bild:

	\bar{R}	s	v	κ	\bar{V}
S&P 500	0,000284	0,052971	-2,085402	125,937879	55171,31
S&P 400	0,000919	0,085777	-0,168629	46,651214	1613,60
S&P 600	0,000738	0,079482	-3,763929	274,449750	2586,07

Tabelle 6-5: Durchschnittliche Momente und Liquidität für halbstündliche Schlusspreise

Es wird anfangs davon ausgegangen, dass die Effizienz der drei Indizes mit der Größe der darin befindlichen Unternehmen abnimmt (vgl. (Bokhari et al., 2005)). Dies zeigt sich an der Liquidität der Indizes \bar{V} (vgl. (Chordia, Roll, & Subrahmanyam, 2008)). Je mehr Liquidität im Markt vorhanden ist, desto effizienter wird der Markt eingeschätzt. Aus diesem Grund folgt, dass der S&P 500 als

⁹⁹ Da jeder Handelstag aus 13 30-Minuten-Perioden besteht, wird der Mittelwert der stetigen Renditen mit dem Faktor 13 multipliziert.

effizientester Index und der S&P 600 als ineffizientester Index angesehen wird¹⁰⁰. Nach (Bessembinder & Chan, 1995) und (Ratner & Leal, 1999) ist zu erwarten, dass der ineffizienteste Index die höchste Rendite erzielen müsste. Die Ergebnisse der Tabelle 6-5 zeigen jedoch auf den ersten Blick ein anderes Bild. Dabei ist die (durchschnittliche) Rendite beim S&P 500 wie erwartet am kleinsten. Doch nicht der S&P 600 sondern der S&P 400 erzielt die beste Rendite. Aus diesem Grund wird die durchschnittliche Liquidität der 9 Aktien in jedem Markt berechnet (vgl. Tabelle 6-5). Dabei wird ersichtlich, dass der S&P 500 erwartungsgemäß die größte Liquidität aufweist. Interessanterweise besitzt der S&P 400 die wenigste Liquidität. Diese Werte stehen im Gegensatz zu den Aussagen von (Bokhari et al., 2005). Daraus folgt, dass die Auswahl der 9 Aktien aus dem S&P 400 und S&P 600 nicht der Liquidität und somit der Effizienz des gesamten Index entsprechen. Deshalb kann festgehalten werden, dass sich einzelne Aktien eines Index ganz anders verhalten als der Index selbst. Somit kann vermutet werden, dass die Ergebnisse aus der Literatur, welche fast ausschließlich mit Indizes arbeiten, nicht direkt auf die Aktien des entsprechenden Index übertragen werden können. Aus Tabelle 6-5 wird außerdem ersichtlich, dass je mehr Rendite erwirtschaftet wird, desto höher ist das eingegangene Risiko, gemessen an der Standardabweichung.

Im Folgenden wird untersucht, ob dieser Sachverhalt auch auf die Renditen der sechs zu untersuchenden Trading-Algorithmen zutrifft. Zum Bestimmen der besten Konfiguration für jeden Trading-Algorithmus wird im Folgenden eine In-Sample-Optimierung durchgeführt.

6.5.1 In-Sample-Optimierung nach TD0 und Untersuchung von TD1

Für jeden der betrachteten Trading-Algorithmen wird eine In-Sample-Optimierung mit Testdesign TD0 durchgeführt. Die Komplexität dieser Optimierung hängt von der Anzahl an zu variierenden Parametern des Trading-Algorithmus ab. Tabelle 6-6 zeigt die Parameter und deren Wertebereiche:

Trading-Algorithmus	Konfigurationsparameter	Wertebereiche
VMA	n_S : Länge des kurzen gleitenden Durchschnitts n_L : Länge des langen gleitenden Durchschnitts bd : Band um den langen gleitenden Durchschnitt	$n_S \in \{1, \dots, \eta - 1\}$ $n_L \in \{n_S + 1, \dots, \eta\}$ $bd \in \{0; 1; \sigma\}$ $\eta = 100$
FMA	n_S : Länge des kurzen gleitenden Durchschnitts n_L : Länge des langen gleitenden Durchschnitts hd : Haltedauer bd : Band um den langen gleitenden Durchschnitt	$n_S \in \{1, \dots, \eta - 1\}$ $n_L \in \{n_S + 1, \dots, \eta\}$ $hd \in \{10; 30\}$ $bd \in \{0; 1; \sigma\}$ $\eta = 100$
FTRB	lm : Länge des lokalen Minimums/Maximums hd : Haltedauer bd : Band um den langen gleitenden Durchschnitt	$lm \in \{1, \dots, 100\}$ $hd \in \{10; 30\}$ $bd \in \{0; 1; \sigma\}$
VTRB	lm : Länge des lokalen Minimums/Maximums bd : Band um den langen gleitenden Durchschnitt	$lm \in \{1, \dots, 100\}$ $bd \in \{0; 1; \sigma\}$
Momentum	n : Länge des Momentums	$n \in \{5, \dots, 130\}$
Bollinger Bänder	n : Länge des gleitenden Durchschnitts θ : Multiplikator für das Band um den gleitenden Durchschnitt	$n \in \{1, \dots, 50\}$ $\theta \in \{1; 2\}$

Tabelle 6-6: Konfigurationsparameter und Wertebereiche der Trading-Algorithmen

¹⁰⁰ Die aktuellen Volumina der drei Indizes sind online abrufbar:
S&P 500: <http://www.google.com/finance/historical?q=INDEXSP%3A.INX>
S&P 400: <http://www.google.com/finance/historical?cid=1523471>
S&P 600: <http://www.google.com/finance/historical?cid=6274520>

Für jeden Trading-Algorithmus wird die Optimierung einzeln durchgeführt und für jeden Index eine aggregierte beste Konfiguration gefunden. Als optimal wird diejenige Konfiguration angesehen, welche durchschnittlich auf allen 9 Aktien des Index über die drei Subperioden Z1 – Z3 das beste Ergebnis aufzeigt. Diese optimale Konfiguration wird um Gebühren erweitert. In der vorliegenden Ausarbeitung entspricht dies *TD1*. Die detaillierten Ergebnisse der einzelnen Perioden Z1, Z2 und Z3 werden für *TD0* im Anhang C.2 und für *TD1* im Anhang C.3 dokumentiert.

6.5.1.1 Variable-Length Moving Average (VMA)

In der Arbeit von (Brock et al., 1992) werden ausschließlich 10 Varianten des VMA berücksichtigt:

(1;50;0), (1;50;0,01), (1;150;0), (1;150;0,01), (5;150;0), (5;150;0,01), (1;200;0), (1;200;0,01), (2;200;0) und (2;200;0,01).

Diese werden von (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) um weitere 10 Varianten mit abweichenden Wertepaare für den kurzen und langen Durchschnitt erweitert:

(1;20;0), (1;20;0,01), (1;60;0), (1;60;0,01), (1;120;0), (1;120;0,01), (1;180;0), (1;180;0,01), (1;240;0) und (1;240;0,01).

Auch (E. J. Chang et al., 2004) verwenden andere Konfigurationen für den VMA:

(1;55;0), (1;100;0), (1;120;0), (1;160;0), (3;120;0), (5;55;0), (5;100;0), (5;120;0), (5;160;0), (5;200;0), (10;55;0), (10;100;0), (10;120;0), (10;160;0) und (10;200;0).

Da diese Varianten nicht unbedingt auf den in dieser Arbeit betrachteten Zeitreihen gute Ergebnisse liefern müssen, wird der VMA für alle Kombinationsmöglichkeiten der drei Parameter n_S , n_L und bd auf die Zeitreihe an Preisen der 27 Aktien angewendet. In der Literatur wird der kleinste Wert für den kurzen gleitenden Durchschnitt mit $n_S = 1$ und der größte Wert für den langen gleitenden Durchschnitt mit $n_L = 240$ gewählt. Ein Unterschied zwischen den erwähnten Studien und den Simulationen in der vorliegenden Arbeit stellt die Granularität der untersuchten Zeitreihen dar. Auf der einen Seite werden EOD-Daten verwendet, auf der anderen Seite Intraday-Daten, bei denen die Volatilität der Preise kleiner ist als bei Tagesendpreisen. Deshalb wird der Maximalwert des langen gleitenden Durchschnittes auf $\eta = 100$ begrenzt, da ansonsten die Gefahr bestünde, dass auf der Out-of-Sample-Periode zu wenig Trades zustande kommen. Im Folgenden werden demzufolge alle Kombinationsmöglichkeiten für $\eta = 100$ berechnet. Damit ergeben sich $\frac{100^2 - 100}{2} = 4.950$ verschiedene Kombinationen. Hinzu kommt des Weiteren das Band bd , das um den langen gleitenden Durchschnitt gelegt wird. Es wird zwischen den Varianten

- 1) ohne Band $bd = 0$,
- 2) ein 1 %-Band $bd = 1$ und
- 3) der Standardabweichung σ (Ratner & Leal, 1999)

unterschieden. σ wird durch die empirische Standardabweichung s der letzten n_L Preise geschätzt (vgl. Formel (4-21)). Somit folgt, dass im Ganzen $4.950 \cdot 3 = 14.850$ Kombinationen simuliert werden müssen.

Tabelle 6-7 zeigt die Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VMA. Dabei wird jeweils die Konfiguration mit dem besten Ergebnis angegeben.

Index	Konfiguration (n_S, n_L, bd)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(19,24,0)	95,37	0,065966	0,000247 ^{0,00/0,11}	0,031243	0,41	0,439322	19,06
S&P 400	(5,22, σ)	43,59	0,172842	0,000672 ^{0,04/0,26}	0,057180	0,33	0,420786	39,44
S&P 600	(2,17, σ)	76,11	0,138625	0,000537 ^{0,00/0,07}	0,049546	0,37	0,388596	22,35

Tabelle 6-7: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VMA

Die Angaben in Tabelle 6-7 ergeben sich aus den Mittelwerten der Ergebnisse der drei Perioden Z1, Z2 und Z3. Die Anzahl an Trades (H) wird in Spalte 3 angegeben. Spalte 4 spezifiziert die Gesamtrendite bzw. Kursrendite (R), wobei Spalte 5 den Erwartungswert, auf täglicher Basis, geschätzt durch den Mittelwert (\bar{R}) enthält.¹⁰¹ Die hochgestellten Werte geben den prozentualen Anteil der t -Tests bzw. Wilcoxon-Tests an, bei denen der Trading-Algorithmus im Mittel signifikant bessere Renditen erwirtschaftet in Bezug auf die Buy-and-Hold-Strategie bei einem Signifikanzniveau von 5 %. Die Standardabweichung in Spalte 6, geschätzt durch die empirische Standardabweichung s , ist ein Indikator für das Risiko, das beim Handeln mit dieser Konfiguration eingegangen worden ist. Spalte 7 enthält den Anteil der Ergebnisse des VMA, welche besser als der Benchmark Buy-and-Hold abgeschnitten hat. Spalte 8 gibt den Anteil der Trades an, welche eine positive Rendite erzielt haben. In der letzten Spalte wird die durchschnittliche Haltedauer (hd) der Assets angegeben.

Bei der Optimierung zeigt sich, dass bei den Aktien des S&P 500 die Konfiguration des VMA mit $n_S = 19$, $n_L = 24$ und ohne Band durchschnittlich das beste Ergebnis liefert. Bei der Rendite wird jedoch deutlich, dass der S&P 500 die kleinste Rendite erwirtschaftet. In den beiden anderen Märkten ist die Rendite höher. Es kann festgestellt werden, dass die Renditen des VMA negativ mit der im Index vorhandenen Liquidität korreliert sind (vgl. Tabelle 6-5). Bei der Standardabweichung ist zu beobachten, dass im S&P 500 weniger Risiko beim Handeln besteht, da dort durch die höhere Effizienz des Marktes weniger Volatilität in den Preisen vorherrscht. In den anderen beiden Märkten ist deutlich mehr Risiko vorhanden. Es kann festgestellt werden: je größer die Rendite ist, desto größer fällt die Standardabweichung und somit das eingegangene Risiko aus. Die Auswirkungen des Bandes in Höhe der Standardabweichung beim S&P 400 und S&P 600 zeigen sich an der kleinen Anzahl der generierten Trades. Dies ist dadurch zu erklären, dass der Trading-Algorithmus aufgrund des Bandes länger warten muss, bis ein Signal generiert wird. Wenn kein Band vorhanden ist, wie beim S&P 500, werden mehr Trades erstellt, obwohl in diesem Fall eine Konfiguration mit größeren Werten für n_S und n_L verwendet wird¹⁰². Die Haltedauer der Assets ist negativ mit der Anzahl an Trades korreliert. Bei allen drei Konfigurationen überwiegen die negativen Trades. Daraus folgt, dass die Höhe der Renditen mit positiven Trades größer ist als die der negativen Trades, da ansonsten kein positiver Erwartungswert zu verzeichnen wäre. Die ausgewählten Aktien können bei der Verwendung des VMA nur in den wenigsten Fällen (durchschnittlich 33 % - 41 %) die Buy-and-Hold-Strategie schlagen.

¹⁰¹ Der Erwartungswert wird von 30-Minuten-Renditen auf tägliche Renditen umgerechnet, da bei späteren Berechnungen von Differenzen zu kleine Werte angezeigt werden müssten, welche die Lesbarkeit erheblich erschweren würden. Außerdem lassen sich die täglichen Ergebnisse besser mit denen aus der Literatur vergleichen.

¹⁰² Große Werte für n_S und n_L führen ebenfalls zu weniger Trades, da die beiden gleitenden Durchschnitte geglätteter sind und sich somit weniger volatil darstellen.

Im Gegensatz zu den Ergebnissen aus der Literatur kann der VMA keine signifikant besseren Renditen erwirtschaften. In nur einem von 81 t -Tests¹⁰³ ist eine Signifikanz mit einem Signifikanzniveau von $\alpha = 0,05$ vorhanden. Somit kann keine Prognosekraft der drei untersuchten VMA-Varianten identifiziert werden. Der Wilcoxon-Test zeigt eine größere Signifikanz auf. Hier sind 12 von 81 Tests signifikant. Dabei ragt keine Aktie mit einer signifikant besseren Rendite in allen drei Subperioden heraus. Deshalb kann im Allgemeinen noch nicht von einer Prognosekraft des VMAs über die 27 Aktien gesprochen werden.

(Hudson et al., 1996, S. 1130) stellen fest, dass durch das Einbeziehen von Gebühren die erzielten Überrenditen wegschmelzen. Dabei gehen sie von Gebühren in Höhe von 1 % für jeden abgeschlossenen Trade (*round trip*-Gebühren) aus¹⁰⁴. (Bessembinder & Chan, 1995) führen ihre Berechnungen mit drei unterschiedlichen Werten für die Gebühren durch: 0,5 %, 1 % und 1,5 % pro abgeschlossenem Trade. Es zeigt sich, dass diese Vorgaben um ein Vielfaches höher angesetzt sind als der relative Wert für die Gebühren $gb^{rel} = 0,012$ %, welcher in Kapitel 6.3.3.2 festgelegt wurde. Dies ist dadurch zu erklären, dass in den 1990er- und frühen 2000er-Jahren viel höher Gebühren erhoben wurden, als dies heutzutage der Fall ist. Deshalb verringern heute die Gebühren die erwirtschaftete Rendite nicht mehr so stark wie früher. Dieses Verhalten ist in Tabelle 6-8 dargestellt, welche die Ergebnisse bezüglich der Rendite und der positiven Trades enthält. Die Renditedifferenzen liegen zwischen -1,05 % und -2,29 %. Die Renditen werden zwar geschmälert, aber nicht in dem Maße wie das in der Literatur diskutiert wird. Bei einer Annahme von Gebühren in Höhe von 1 % pro abgeschlossenem Trade würden sehr große Verluste zu Stande kommen, welche die Verwendung des VMA nutzlos machten: Beim S&P 500 wäre eine negative Gesamtrendite R von -0,887746, beim S&P 400 -0,263087 und beim S&P 600 -0,622492 zu verzeichnen.

Index	Konfiguration (n_s, n_L, bd)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(19,24,0)	0,043077	0,000162 ^{0,00/0,00}	-0,000085	0,433920	-0,005402
S&P 400	(5,22, σ)	0,162380	0,000631 ^{0,04/0,00}	-0,000041	0,419961	-0,000825
S&P 600	(2,17, σ)	0,120359	0,000466 ^{0,00/0,00}	-0,000071	0,383761	-0,004835

Tabelle 6-8: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VMA mit Gebühren

Durch die Betrachtung von Gebühren haben sich nur sehr wenige positive in negative Trades umgewandelt. Dies bedeutet, dass alle restlichen positiven Renditen über den Break-Even-Gebühren von 0,024 % liegen.

Keine VMA-Variante kann bei keiner Aktie (Wilcoxon-Test) signifikant bessere Renditen erzielen, wenn Transaktionskosten betrachtet werden. Dieses Ergebnis war zu erwarten, da durch die Transaktionskosten die Tagesrenditen des VMA noch weiter geschmälert werden. Die t -Tests hingegen zeigen genauso, wie ohne Transaktionskosten, lediglich in nur einem von 81 Fällen eine Signifikanz.

¹⁰³ Auf jeder der 27 Aktien wird für jede Subperiode Z1 – Z3 ein Test durchgeführt. Daraus ergeben sich $27 \cdot 3 = 81$ Tests.

¹⁰⁴ Dies bedeutet 0,5 % für jede Kauf- und jede Verkaufstransaktion.

6.5.1.2 Fixed-Length Moving Average (FMA)

Der Fixed-Length Moving Average ist eine Variante des VMA, bei der die Haltedauer hd fest vorgegeben wird und der Trading-Algorithmus somit nur aus einer Kaufregel und der Haltedauer besteht (vgl. Tabelle 6-6).

In der wissenschaftlichen Literatur werden beim FMA für die Längen des kurzen und langen gleitenden Durchschnitts n_S bzw. n_L sowie für die Größe des Bandes bd die gleichen Varianten wie beim VMA verwendet. Die Haltedauer hd erstreckt sich hingegen von 10 Tagen ((Brock et al., 1992), (Mills, 1997)) bis hin zu 30 Tagen (Bessembinder & Chan, 1995). Bei der Optimierung des FMA wird deshalb im Folgenden von einer Haltedauer $hd \in \{10,30\}$ ausgegangen. Die Definition des Bandes bd sowie die maximale Länge des langen gleitenden Durchschnitts η bleiben unverändert zum VMA. Daraus folgt, dass bei der Optimierung $4.950 \cdot 3 \cdot 2 = 29.700$ Kombinationen simuliert werden. In Tabelle 6-9 werden die Ergebnisse dieser Tests dargestellt.

Index	Konfiguration (n_S, n_L, hd, bd)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(22,25,30,0)	63,56	0,118467	0,000442 ^{0,00/0,22}	0,033578	0,52	0,559464	29,84
S&P 400	(2,3,30,0)	98,44	0,221127	0,000859 ^{0,00/0,15}	0,077959	0,52	0,533097	29,85
S&P 600	(3,9,30,0)	82,67	0,208892	0,000810 ^{0,00/0,19}	0,062894	0,59	0,559418	29,84

Tabelle 6-9: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FMA

Durch die Bedingung, dass nur die Trading-Algorithmen betrachtet werden, welche mindestens 40 Renditen generiert haben, besitzen die besten Algorithmen für den FMA kein Band. Durch die Einführung eines Bandes verringert sich die Anzahl der Trades, da erst bei einem größeren Ausschlag ein Signal entsteht. Dies wird jedoch zum Teil abgemildert, da der FMA eine feste Haltedauer besitzt. Somit wird immer nach genau 30 Tagen verkauft. Trotzdem ist die wirkliche Haltedauer (hd) etwas kürzer als erwartet. Dies kann dadurch erklärt werden, dass der letzte Trade einer Simulation nicht jedes Mal die gesamte Haltedauer gehalten werden kann, da nicht mehr genügend Handelszeitpunkte zur Verfügung stehen. Ähnlich wie beim VMA ist die erzielte Rendite bei illiquideren Märkten höher und im Gegenzug steigt die Standardabweichung. Die Renditen, und auch die entsprechende Standardabweichung, sind in allen Indizes höher als beim VMA. Die Anzahl der positiven Trades ist im Vergleich zu den besten VMA-Kombinationen deutlich höher. Es werden mehr positive als negative Renditen generiert.

Durch die höheren Renditen kann der FMA häufiger als der VMA die Buy-and-Hold-Strategie schlagen. Trotzdem zeigen der t -Test sowie der Wilcoxon-Test in fast keiner Simulation signifikant bessere Renditen für den FMA.

Index	Konfiguration (n_S, n_L, hd, bd)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(22,25,30,0)	0,103214	0,000385 ^{0,00/0,00}	-0,000057	0,557151	-0,002313
S&P 400	(2,3,30,0)	0,197500	0,000767 ^{0,00/0,00}	-0,000092	0,531594	-0,001503
S&P 600	(3,9,30,0)	0,189052	0,000733 ^{0,00/0,00}	-0,000077	0,557178	-0,002240

Tabelle 6-10: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FMA mit Gebühren

Die Ergebnisse des FMA mit Gebühren in Höhe von 0,012 % pro Transaktion sind denen des VMA sehr ähnlich. Die statistischen Tests zeigen auch hier in keinem Test eine Prognosefähigkeit des FMA.

6.5.1.3 Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)

Der Fixed-Length Trading Range Breakout ist der dritte Trading-Algorithmus, welcher von (Brock et al., 1992) eingeführt wurde.

In der Literatur werden zum FTRB sehr viele Konfigurationen betrachtet. Das lokale Minimum bzw. Maximum reicht von 2 bis hin zu 200 Tagen. Auch hier wurde, ähnlich wie beim FMA, festgelegt, dass die Haltedauer hd auf 10 bzw. 30 Tage beschränkt ist. Auf das Band wird entweder verzichtet oder es wird ein 1 %-Band angenommen.

Aus den gleichen Gründen wie beim VMA und FMA wird im Rahmen der Optimierung ein lokales Minimum bzw. Maximum $lm \in \{1, \dots, 100\}$ verwendet. Um die Konsistenz mit den beiden vorherigen Trading-Algorithmen zu wahren, wird bei dem Band zusätzlich die Standardabweichung σ betrachtet, welche durch die empirische Standardabweichung s der letzten lm Tage geschätzt wird, d.h. $bd \in \{0; 0,01; \sigma\}$. Bei der Haltedauer wird ebenfalls analog zum FMA mit $hd \in \{10,30\}$ verfahren. Somit werden bei der Optimierung $100 \cdot 3 \cdot 2 = 600$ Kombinationen berücksichtigt.

Index	Konfiguration (lm, hd, bd)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(17,30, σ)	44,41	0,049511	0,000184 ^{0,00/0,04}	0,027385	0,44	0,549693	29,85
S&P 400	(1,30,0)	101,56	0,198543	0,000771 ^{0,04/0,30}	0,078927	0,44	0,526570	29,87
S&P 600	(4,30, σ)	87,52	0,151886	0,000588 ^{0,04/0,19}	0,067409	0,44	0,551002	29,89

Tabelle 6-11: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FTRB

Bezüglich der Rendite und der Standardabweichung ist auch beim FTRB die gleiche Tendenz wie bei den anderen zuvor betrachteten Trading-Algorithmen zu beobachten: Steigerung der Rendite bei gleichzeitiger Erhöhung des Risikos, wobei auch hier der S&P 400 die größte Standardabweichung besitzt.

Index	Konfiguration (lm, hd, bd)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(17,30, σ)	0,038853	0,000144 ^{0,00/0,00}	-0,000040	0,549693	0,000000
S&P 400	(1,30,0)	0,174170	0,000676 ^{0,04/0,00}	-0,000095	0,525843	-0,000727
S&P 600	(4,30, σ)	0,130881	0,000506 ^{0,04/0,00}	-0,000081	0,548470	-0,002533

Tabelle 6-12: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FTRB mit Gebühren

Beim Einführen von Gebühren wird ersichtlich, dass die Anzahl an positiven Trades fast unverändert bleibt. Dies bedeutet, dass fast alle Renditen größer als 0,024 % waren. Die Ergebnisse der statistischen Tests zeigen wieder keinen Anhaltspunkt für eine Prognosefähigkeit des Trading-Algorithmus.

6.5.1.4 Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)

Der Variable-Length Trading Range Breakout wurde von (Parisi & Vasquez, 2000) in sechs Varianten eingeführt. Er basiert auf dem FTRB, ohne dass eine fest vorgegebene Haltedauer spezifiziert wird, sondern dies durch eine explizite Verkaufsregel definiert ist. Deshalb kann an dieser Stelle auf den Parameter für die Haltedauer hd verzichtet werden.

Die Reichweite von lm und die drei Möglichkeiten für das Band werden von den anderen Trading-Algorithmen übernommen. Deshalb kommen für die Optimierung $100 \cdot 3 = 300$ Kombinationen in Frage.

Index	Konfiguration (lm, bd)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(24,0)	46,19	0,028216	0,000105 ^{0,00/0,15}	0,031281	0,30	0,393621	39,52
S&P 400	(11, σ)	54,74	0,109650	0,000426 ^{0,00/0,19}	0,058414	0,22	0,402190	31,54
S&P 600	(5, σ)	130,11	0,095697	0,000370 ^{0,00/0,11}	0,050738	0,37	0,401515	12,98

Tabelle 6-13: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VTRB

In Tabelle 6-13 werden die Ergebnisse für den VTRB dargestellt. Auch hier ist das gleiche Verhalten der Rendite wie bei den anderen Trading-Algorithmen zu beobachten. Durch den kleinen Wert von lm beim S&P 600 ist die Anzahl an Trades viel höher und die Haltedauer entsprechend kürzer als bei den anderen beiden Indizes. Die Anzahl an negativen Trades überwiegt genauso wie dies bereits beim VMA beobachtet werden konnte. Die Buy-and-Hold-Strategie wird nur in den wenigsten Fällen geschlagen. Außer beim S&P 600 in den Subperioden Z1 und Z2 werden Spitzenwerte von lediglich 44 % erreicht. Beim S&P 400 in Subperiode Z3 ist sogar kein einziges Asset besser als der B&H. Die Signifikanz beim t -Test sowie Wilcoxon-Test ergeben ähnlich negative Ergebnisse wie bei den anderen Trading-Algorithmen.

Index	Konfiguration (lm, bd)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(24,0)	0,017132	0,000064 ^{0,00/0,00}	-0,000041	0,390472	-0,003149
S&P 400	(11, σ)	0,096513	0,000375 ^{0,00/0,00}	-0,000051	0,400857	-0,001333
S&P 600	(5, σ)	0,064470	0,000249 ^{0,00/0,00}	-0,000121	0,397219	-0,004296

Tabelle 6-14: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VTRB mit Gebühren

Nur durch die sehr geringe Anzahl an Trades kann nach Abzug der Gebühren beim S&P 500 noch eine positive Rendite festgestellt werden.

6.5.1.5 Momentum

(Siganos, 2007) verwendet in seiner Studie den Indikator Momentum als Trading-Algorithmus. Er verwendet ausschließlich das Momentum der Länge $n = 20$ als einzigen Parameter. In der Praxis wird das Momentum mit einer Länge zwischen 5 und 130 vorgeschlagen (vgl. (Paesler, 2007, S. 68)). Deshalb wird auch bei der Optimierung eine Länge von $n \in \{5, \dots, 130\}$ betrachtet. Größere Werte für n sind nicht sinnvoll, da ansonsten zu viele Fehlsignale generiert würden, welche die Performanz des Trading-Algorithmus beeinträchtigen. Somit existieren bei diesem Trading-Algorithmus lediglich 126 zu berücksichtigende Kombinationen.

Index	Konfiguration (n)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(126)	60,63	0,039541	0,000146 ^{0,00/0,26}	0,030861	0,33	0,321893	31,75
S&P 400	(26)	132,11	0,097909	0,000380 ^{0,04/0,22}	0,057497	0,30	0,331264	13,53
S&P 600	(20)	155,56	0,066390	0,000258 ^{0,00/0,07}	0,051448	0,30	0,351185	11,54

Tabelle 6-15: Ergebnisse des In-Sample-Tests für das Momentum

Das Momentum ist der erste in dieser Arbeit betrachtete Trading-Algorithmus, welcher nicht aus der Reihe der Literatur um (Brock et al., 1992) stammt. Auch beim Momentum wird die gleiche Reihenfolge bei der Rendite und beim Risiko wie bei den anderen Trading-Algorithmen eingehalten. Nur jeder dritte Trade generiert eine positive Rendite.

Index	Konfiguration (n)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(126)	0,024990	0,000092 ^{0,00/0,00}	-0,000054	0,312820	-0,009073
S&P 400	(26)	0,066203	0,000257 ^{0,04/0,00}	-0,000124	0,329345	-0,001919
S&P 600	(20)	0,029056	0,000191 ^{0,00/0,00}	-0,000145	0,342431	-0,008754

Tabelle 6-16: Ergebnisse des In-Sample-Tests für das Momentum mit Gebühren

Nach Abzug der Gebühren schrumpft die Rendite des S&P 600 wegen der hohen Anzahl an Trades zusammen. Auffällig ist beim S&P 500 die hohe Anzahl der Trades, welche nach Einbezug der Gebühren negativ geworden sind, obwohl die Anzahl an Trades gegenüber den anderen beiden Indizes sehr niedrig ist. Dies impliziert, dass beim S&P 500 (ohne Gebühren) mehr kleine positive Renditen ($< 0,024\%$) erzielt wurden.

6.5.1.6 Bollinger Bänder

Der letzte betrachtete Trading-Algorithmus sind die Bollinger Bänder. (Lento & Gradojevic, 2007) verwenden einen gleitenden Durchschnitt der Länge $n = 20$ bzw. $n = 30$ und einen Multiplikator für das Band von $\theta = 1$ bzw. $\theta = 2$. Diese Werte werden in der Praxis ebenso empfohlen und angewendet. Für die Optimierung wird, gemäß den Angaben der vorherigen Trading-Algorithmen, eine Länge des gleitenden Durchschnitts von $n \in \{1, \dots, 100\}$ mit einem Multiplikator für das Band von $\theta \in \{1, 2\}$ angenommen. Somit ergeben sich $100 \cdot 2 = 200$ Kombinationen.

Index	Konfiguration (n, θ)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
S&P 500	(12,1)	130,04	0,136983	0,000513 ^{0,07/0,15}	0,038660	0,67	0,692945	12,78
S&P 400	(35,1)	46,81	0,196725	0,000765 ^{0,04/0,07}	0,057788	0,33	0,712685	32,69
S&P 600	(9,2)	60,59	0,191351	0,000742 ^{0,00/0,15}	0,050701	0,56	0,666493	26,55

Tabelle 6-17: Ergebnisse des In-Sample-Tests für die Bollinger Bänder

Tabelle 6-17 spiegelt die Ergebnisse der Optimierung für die Bollinger Bänder wider. Hier zeigen sich ähnliche Ergebnisse wie bei den anderen Trading-Algorithmen. Obwohl der S&P 600 einen sehr kleinen Wert für die Länge des gleitenden Durchschnitts besitzt, ist die Anzahl der Trades sehr niedrig, verglichen mit denen des S&P 500. Dies ist dem Band mit der zweifachen Standardabweichung geschuldet, welche beim S&P 600 verwendet wird. Es werden dadurch erst viel später Signale generiert als dies bei einem Band mit einer Größe von einer einfachen Standardabweichung der Fall gewesen wäre. Die Anzahl an positiven Trades ist bei den Bollinger Bändern am höchsten von allen Trading-Algorithmen. Interessanterweise schlagen die Konfigurationen beim S&P 500 und S&P 600 in mehr Fällen die Buy-and-Hold-Strategie als bei den anderen Trading-Algorithmen. Zu erwähnen wäre, dass die Renditen aller Aktien des S&P 500 die Renditen der Buy-and-Hold-Strategie in der Subperiode Z1 schlagen. Nichtsdestotrotz ist keine eindeutige Signifikanz, so dass die Bollinger Bänder im Mittel höhere Renditen erwirtschaften als die Buy-and-Hold-Strategie weder beim t -Test noch beim Wilcoxon-Test zu verzeichnen.

Unter Miteinbeziehung von Gebühren reduzieren sich natürlich die Renditen und die Anzahl an positiven Trades, ähnlich wie bei den anderen vorherigen Trading-Algorithmen. Nur bei der Konfiguration für den S&P 400 bleibt die Anzahl an positiven Trades konstant. Dies zeigt, dass alle positiven Renditen größer als $0,024\%$ sind.

Index	Konfiguration (n, θ)	R	\bar{R}	Differenz \bar{R}	$R_h > 0$	Differenz $R_h > 0$
S&P 500	(12,1)	0,105774	0,000396 ^{0,04/0,00}	-0,000116	0,689804	-0,003141
S&P 400	(35,1)	0,185490	0,000721 ^{0,04/0,00}	-0,000044	0,712685	0,000000
S&P 600	(9,2)	0,176808	0,000686 ^{0,00/0,00}	-0,000056	0,662171	-0,004322

Tabelle 6-18: Ergebnisse des In-Sample-Tests für die Bollinger Bänder mit Gebühren

Bei der In-Sample-Optimierung konnten folgende Merkmale festgestellt werden:

- 1) Je mehr Rendite erwirtschaftet wird, desto höher ist das eingegangene Risiko;
- 2) Das Risiko ist bei den Renditen des S&P 500 an geringsten, am größten fällt das Risiko beim S&P 400 aus;
- 3) Weder die 30-minütigen Renditen der Buy-and-Hold-Strategie noch die Renditen der einzelnen Trading-Algorithmen weisen eine Normalverteilung auf. Die Nullhypothese des Jarque-Bera-Tests konnte bei keiner Trading-Algorithmen-Konfiguration falsifiziert werden;
- 4) Nur in den allerwenigsten Fällen (mit und ohne Gebühren) konnte der t -Test eine signifikant bessere Rendite der Trading-Algorithmen bezüglich der Buy-and-Hold-Strategie feststellen;
- 5) Der Wilcoxon-Test zeigt bei den Renditen ohne Gebühren nur wenig Signifikanz. Unter Miteinbezug von Gebühren hingegen können bei keinem statistischen Test signifikant bessere Renditen bei den Trading-Algorithmen ermittelt werden;
- 6) Die Ergebnisse der t -Tests sowie der Wilcoxon-Tests geben keine Anhaltspunkte, dass die Trading-Algorithmen auf den einzelnen Indizes eine Prognosekraft besitzen. Weiterhin sind die Ergebnisse vorsichtig zu beurteilen, da nicht alle Voraussetzungen an diese statistischen Tests (vor allem beim t -Test) gegeben sind;
- 7) Die variablen Varianten des Moving-Average und des Trading Range Breakout erzielen stets schlechtere Ergebnisse als die Varianten mit der fest vorgegebenen Halteperiode;
- 8) Das Momentum erzielt im Mittel die schlechtesten Renditen;
- 9) Gebühren verringern die Rendite, aber nicht in dem Maße, wie sie dies früher getan haben, da die Preise für jede Order billiger geworden sind. Somit sind die Aussagen aus der vergangenen Literatur (Ende 1990/Anfang 2000) über die Höhe von Gebühren und deren Auswirkungen auf die Rendite zu relativieren.

Trading-Algorithmus	Index	Konfiguration	Trading-Algorithmus	Index	Konfiguration
VMA	S&P 500	(19,24,0)	VTRB	S&P 500	(24,0)
	S&P 400	(5,22, σ)		S&P 400	(11, σ)
	S&P 600	(2,17, σ)		S&P 600	(5, σ)
FMA	S&P 500	(22,25,30,0)	Momentum	S&P 500	(126)
	S&P 400	(2,3,30,0)		S&P 400	(26)
	S&P 600	(3,9,30,0)		S&P 600	(20)
FTRB	S&P 500	(17,30, σ)	Bollinger	S&P 500	(12,1)
	S&P 400	(1,30,0)		S&P 400	(35,1)
	S&P 600	(4,30, σ)		S&P 600	(9,2)

Tabelle 6-19: Ausgesuchte Konfigurationen für Trading-Algorithmen

Durch die In-Sample-Optimierung wurde für die sechs betrachteten Trading-Algorithmen für jeden Index eine Konfiguration gefunden. Diese 18 Konfigurationen (vgl. Tabelle 6-19) werden für den weiteren Verlauf der empirischen Untersuchung verwendet, um auf der Out-of-Sample-Periode angewendet zu werden, welche die Zeit vom 17. September 2012 bis zum 11. Januar 2013 umfasst.

Auf dieser Zeitreihe wird anschließend auf den Unterschied zwischen der Vorgehensweise in der Literatur um (Brock et al., 1992) und in der Praxis eingegangen.

6.5.2 Out-of-Sample-Anwendung mit TD0

Der erste Schritt im Testdesign ist die Simulation der im In-Sample ermittelten Trading-Algorithmen mit den Konfigurationen aus Tabelle 6-19 auf die 30-minütigen Schlusspreise der Out-of-Sample-Periode. Es werden weder Gebühren, noch Ordertypen, Risiko- oder Money-Management berücksichtigt. Der Signalpreis des Trading-Algorithmus ist automatisch der Ausführungspreis. Es wird angenommen, dass immer das gesamte Kapital investiert wird.

Tabelle 6-20 beschreibt den Datensatz der 30-minütigen Schlusspreise der Out-of-Sample-Periode am Beispiel der Aktie von DuPont, E.I. de Nemours (DD). Die Ergebnisse der weiteren 26 Aktien befinden sich in Anhang D.1. Anhand des Mittelwertes ist zu erkennen, dass die Aktie von DD in der betrachteten Periode einen Verlust zu verzeichnen hat. Die Werte für die Schiefe und die Kurtosis zeigen an, dass die Renditen nicht normalverteilt sind. Dies bestätigt der Jarque-Bera-Test. Es liegt nur eine kleine Autokorrelation vor.

DuPont, E.I. de Nemours (DD)	
17.09.2012 - 10.01.2013	
Anzahl (N)	963
Mittelwert (\bar{R})	-0,001538
Std.-abw. (s)	0,052071
Schiefe (v)	-7,611839 **
Kurtosis (κ)	171,789092 **
Jarque-Bera	0,000000
$\rho(1)$	-0,033808
$\rho(2)$	-0,041905
$\rho(3)$	0,013411
$\rho(4)$	-0,000184
$\rho(5)$	0,017843

Tabelle 6-20: Datensatzbeschreibung für halbstündliche Schlusspreise in Out-of-Sample-Periode

Alle 27 Aktien ergeben ein ähnliches Bild. Zwischen den durchschnittlichen 4 Momenten für jeden Index zeigt Tabelle 6-21 auf den ersten Blick ein differenzierteres Bild zu den Ergebnissen in der In-Sample-Periode (vgl. Tabelle 6-5).

	\bar{R}	s	v	κ	\bar{V}
S&P 500	-0,000481	0,040582	-1,488986	38,093544	3.560,10
S&P 400 (ohne QCOR)	-0,000268 (0,000772)	0,094287 (0,071935)	0,661634 (1,740460)	61,279777 (52,609957)	99,55 (89,65)
S&P 600	0,000283	0,052200	0,163706	23,769237	105,36

Tabelle 6-21: Durchschnittliche Momente und Liquidität für halbstündliche Schlusspreise auf Tagesbasis in der Out-of-Sample-Periode

Die Werte für die Standardabweichung weisen Ähnlichkeiten mit denen aus der In-Sample-Periode auf. Der S&P 500 besitzt das kleinste Risiko, der S&P 400 das größte Risiko. Der Grundsatz, dass mehr Risiko zu mehr Rendite führt, gilt hier jedoch nicht mehr. Die Aktien des S&P 600 haben als einzige im Durchschnitt einen Gewinn erzielt und dies bei viel weniger Risiko als beim S&P 400. Bei der Betrachtung der Einzelwerte des S&P 400 stellt sich heraus, dass die Aktie von Questcor

Pharmaceuticals (QCOR) mit einem sehr großen negativen Erwartungswert von -0,008590 und einer sehr hohen Standardabweichung von 0,273104 von den anderen Aktien abweicht¹⁰⁵. Würde dieser Ausreißer ignoriert werden, lägen der Erwartungswert viel höher (0,000772) und die Standardabweichung verringert sich (0,071935) für den S&P 400 (vgl. Werte in Klammern).

Tabelle 6-21 enthält ebenfalls die durchschnittliche Liquidität (\bar{V}) für jeden Index pro Orderbuchlevel. Mit der QCOR-Aktie ist die Liquidität beim S&P 400 ein wenig kleiner als beim S&P 600. Dies würde in Anbetracht der ermittelten Rendite im Gegensatz zu den Ergebnissen aus der In-Sample-Periode stehen, dass mehr Liquidität zu kleineren Renditen führt. Durch die anormale Performanz der QCOR-Aktie ist jedoch die Rendite des S&P 400 vieler schlechter. Deshalb wurde ebenfalls die Liquidität ohne die QCOR-Aktie berechnet. Es wird ersichtlich, dass \bar{V} um ca. 10 % fällt. Dies impliziert eine hohe Liquidität der QCOR-Aktie. Daraus entstünde erneut die gleiche Reihenfolge wie bei der In-Sample-Periode. Der S&P 400 würde somit das beste Ergebnis mit dem größten Risiko erzielen. Trotzdem wird die QCOR-Aktie in den kommenden Berechnungen beibehalten.

Im Allgemeinen sind die Renditen in der Out-of-Sample-Periode kleiner als in der In-Sample-Periode. Dies liegt unter anderem daran, dass die Out-of-Sample-Periode weniger Handelszeitpunkte aufweist. Nur 22 % aller Erwartungswerte sind beim S&P 500 positiv. Daraus resultiert der negative Wert für \bar{R} für den S&P 500, wobei beim S&P 400 bereits 44 % aller Erwartungswerte positiv sind. Beim S&P 600 zeigen 78 % aller Aktien eine positive Rendite.

Die Ergebnisse der Trading-Algorithmen, welche auf den Preisen der Out-of-Sample-Periode angewendet wurden, sind in Tabelle 6-22 aufgelistet. Die durchschnittliche Rendite aller betrachteten Aktien des S&P 500 erzielten durchgängig negative Resultate für alle Trading-Algorithmen. Dadurch ist der durchschnittliche Erwartungswert ebenfalls negativ.

Zwei Drittel der Trading-Algorithmen erwirtschaften beim S&P 400 negative Renditen. Nur der VTRB und die Bollinger Bänder erreichen ein positives Resultat. Dies sind auch die beiden einzigen Trading-Algorithmen, bei denen die Rendite der QCOR-Aktie positiv ausfällt. Verglichen mit den vorherigen Resultaten des S&P 500 ist die durchschnittliche Rendite sogar noch schlechter obwohl das Risiko viel größer ist. Wird wie bereits zuvor die QCOR-Aktie bei den Berechnungen ignoriert, verbessert sich die durchschnittliche Rendite für alle Trading-Algorithmen des S&P 400 enorm¹⁰⁶. Aus einem großen Verlust wird ein großer Gewinn bei etwas geringerem Risiko.

S&P 500	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
VMA	25,00	-0,029504	-0,000398 ^{0,11/0,11}	0,026225	0,33	0,414313	17,33
FMA	17,33	-0,007718	-0,000104 ^{0,11/0,22}	0,029289	0,67	0,528926	29,61
FTRB	12,78	-0,012255	-0,000165 ^{0,00/0,22}	0,023613	0,78	0,509127	29,44
VTRB	12,11	-0,015788	-0,000213 ^{0,00/0,33}	0,025925	0,67	0,400085	38,12
Momentum	14,67	-0,024937	-0,000337 ^{0,00/0,44}	0,025411	0,67	0,370185	30,73
Bollinger	33,33	-0,016253	-0,000219 ^{0,11/0,33}	0,027153	0,33	0,612954	14,72
\emptyset	19,20	-0,017742	-0,000240^{0,06/0,28}	0,026269	0,57	0,472598	26,66

¹⁰⁵ Die Aktie von Questcor Pharmaceuticals fiel am 19. September 2012 um fast 50 %, nachdem eine negative Nachricht über die Wirksamkeit eines Produktes in die Öffentlichkeit drang.
(vgl. <http://seekingalpha.com/article/878371-whats-going-on-with-questcor>)

¹⁰⁶ Die Ergebnisse ohne die QCOR-Aktie werden in Klammern in Tabelle 6-22 aufgezeigt.

S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>
VMA	11,78	-0,031667	-0,000430 ^{0,00/0,11}	0,061674	0,33	0,341242	42,63
FMA	28,44	-0,039830	-0,000538 ^{0,11/0,33}	0,090786	0,56	0,524494	29,49
FTRB	29,78	-0,045604	-0,000619 ^{0,00/0,33}	0,091684	0,33	0,488506	29,32
VTRB	15,22	0,012272	0,000165 ^{0,00/0,11}	0,056067	0,44	0,389903	32,15
Momentum	40,33	-0,072347	-0,000979 ^{0,00/0,22}	0,060955	0,33	0,321011	12,41
Bollinger	13,00	0,069753	0,000944 ^{0,11/0,11}	0,059098	0,56	0,645167	33,49
∅	23,09 (23,04)	-0,017904 (0,024883)	-0,000243 ^{0,04/0,20} (0,000334 ^{0,04/0,21})	0,070044 (0,055977)	0,43 (0,40)	0,451720 (0,450883)	29,92 (29,96)
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>
VMA	23,22	0,034973	0,000474 ^{0,00/0,00}	0,036289	0,56	0,422828	21,33
FMA	23,67	0,037119	0,000500 ^{0,00/0,22}	0,045822	0,44	0,563873	29,69
FTRB	24,67	0,020599	0,000275 ^{0,00/0,22}	0,046186	0,44	0,540035	29,82
VTRB	37,89	0,037975	0,000515 ^{0,00/0,11}	0,036088	0,44	0,391998	12,57
Momentum	44,00	0,001650	0,000016 ^{0,00/0,00}	0,036553	0,33	0,367157	11,10
Bollinger	17,22	0,011645	0,000155 ^{0,00/0,22}	0,038115	0,44	0,659225	28,79
∅	28,44	0,023993	0,000322 ^{0,00/0,13}	0,039842	0,44	0,490853	22,22

Tabelle 6-22: Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen für *TDO*

Alle durchschnittlichen Renditen der Trading-Algorithmen des S&P 600 sind positiv bei einem mittleren Risiko im Vergleich zu den anderen beiden Indizes.

Die Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen in Tabelle 6-22 weisen über die drei Indizes hinweg den gleichen Grundsatz wie bei der In-Sample-Periode auf: Mehr Rendite kann nur mit mehr Risiko erwirtschaftet werden. Dies gilt natürlich nur in dem Fall, in dem die QCOR-Aktie nicht berücksichtigt wird. Nicht jede Aktie kann die Buy-and-Hold-Strategie schlagen, wobei jedoch der Anteil größer ist als bei den Simulationen in der In-Sample-Periode. Die relative Anzahl an positiven Trades liegt bei den einzelnen Trading-Algorithmen ungefähr auf dem gleichen Niveau wie bei der In-Sample-Periode. Die Bollinger Bänder erzielen die meisten positiven Renditen. Beim S&P 600 fällt jedoch auf, dass die erzielte Rendite gemessen an der großen Anzahl an positiven Renditen sehr schlecht ausfällt. Dies liegt daran, dass die verwendete Konfiguration sehr schlechte Ergebnisse bei der Aktie von Vertex Pharmaceuticals (VRTX) liefert. Der *t*-Test liefert wieder keine Anhaltspunkte, dass eine Prognosefähigkeit der Trading-Algorithmen vorliegt. Die Ergebnisse des Wilcoxon-Tests weisen etwas öfter signifikant bessere Renditen bei den Trading-Algorithmen auf als bei den *t*-Tests. Trotzdem sticht weder ein Trading-Algorithmus noch eine Aktie heraus, welche signifikant bessere Renditen erzielen als die Buy-and-Hold-Strategie.

Tabelle 6-23 gibt einen detaillierten Überblick über die Unterschiede zwischen den Ergebnissen aus der In-Sample-Periode und den Resultaten aus der Out-of-Sample-Periode unter Berücksichtigung des Testdesigns *TDO*. Im Allgemeinen ist bei der Rendite eine Verringerung zu vermerken, welche bei jedem Trading-Algorithmus unterschiedlich stark ausfällt. Der Unterschied beim S&P 400 kann erneut auf die schlechte Performanz von QCOR in der Out-of-Sample-Periode zurückgeführt werden. Dies ist auch der Grund wieso das Risiko in der Out-of-Sample-Periode größer ist und bei den anderen Indizes durchschnittlich kleiner. Wird die QCOR-Aktie aus der Out-of-Sample-Periode entfernt, sinkt auch hier das Risiko und die Rendite nimmt nicht mehr so stark ab (vgl. Werte in runden Klammern in Tabelle 6-23). Die Differenz der positiven Trades verändert sich zwischen den beiden Simulationen

wenig, wobei lediglich beim S&P 600 durchschnittlich ein Anstieg zu verzeichnen ist, was der sehr kleinen Renditedifferenz des VMA geschuldet ist.

	Differenzen					
S&P 500	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	$hd\%$
VMA	-0,095469	-0,000645	-0,005018	-0,07	-0,025009	-0,081824
FMA	-0,126185	-0,000546	-0,004288	0,15	-0,030538	-0,010485
FTRB	-0,061766	-0,000349	-0,003772	0,33	-0,040566	-0,015158
VTRB	-0,044004	-0,000319	-0,005356	0,37	0,006464	-0,049947
Momentum	-0,064477	-0,000483	-0,005450	0,33	0,048292	-0,005188
Bollinger	-0,153236	-0,000732	-0,011507	-0,33	-0,079992	0,147941
\emptyset	-0,090856	-0,000512	-0,005898	0,13	-0,020225	-0,002444
S&P 400	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	$hd\%$
VMA	-0,204509	-0,001102	0,004494	0,00	-0,079545	0,083029
FMA	-0,260957	-0,001397	0,012828	0,04	-0,008603	-0,012185
FTRB	-0,244147	-0,001390	0,012757	-0,11	-0,038064	-0,016744
VTRB	-0,097378	-0,000261	-0,002348	0,22	-0,012287	0,022659
Momentum	-0,170256	-0,001359	0,003458	0,04	-0,010252	-0,059565
Bollinger	-0,126972	0,000179	0,001311	0,22	-0,067518	0,023252
\emptyset	-0,184037 (-0,141249)	-0,000888 (-0,000311)	0,005417 (-0,008650)	0,07 (0,04)	-0,036045 (-0,036882)	0,006741 (0,008220)
S&P 600	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	$hd\%$
VMA	-0,103652	-0,000063	-0,013256	0,19	0,034232	-0,061744
FMA	-0,171773	-0,000310	-0,017073	-0,15	0,004455	-0,004512
FTRB	-0,131287	-0,000313	-0,021223	0,00	-0,010968	-0,001764
VTRB	-0,057722	0,000145	-0,014650	0,07	-0,009517	-0,051850
Momentum	-0,064739	-0,000242	-0,014894	0,04	0,015972	-0,023053
Bollinger	-0,179706	-0,000587	-0,012586	-0,11	-0,007268	0,064534
\emptyset	-0,118147	-0,000228	-0,015614	0,01	0,004485	-0,013065

Tabelle 6-23: Differenz zwischen Ergebnissen aus der In-Sample- und der Out-of-Sample-Periode

In einem nächsten Schritt werden die gleichen Simulationen mit Einbeziehung von Gebühren durchgeführt.

6.5.3 TD1: TD0 mit Gebühren

Äquivalent zu den Simulationen der In-Sample-Periode werden Gebühren in Höhe von $gb^{rel} = 0,012\%$ eingeführt. Daraus folgt zwangsweise eine Verschlechterung aller Renditen. Dabei verlieren diejenigen Trading-Algorithmen am meisten, welche die meisten Trades verursachen. Tabelle 6-24 und Tabelle 6-25 beinhalten die Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen für TD1 sowie die Differenz zwischen TD0 und TD1. Die Gebühren verändern die Resultate nur sehr geringfügig, wie das bereits in der In-Sample-Periode festgestellt wurde. Dies wird beim Betrachten der Differenzen ersichtlich. Die Anzahl an Trades sowie die Haltedauer verändert sich gegenüber TD0 nicht, da die Gebühren keinen Einfluss auf die Signalgenerierung haben. Beim VMA und vor allem beim Momentum steigt die Anzahl an negativen Trades. Dies bedeutet, dass es bei den beiden Trading-Algorithmen viele positive Trades gibt, die kleiner sind als die Round-Trip-Costs in Höhe von $2 \cdot 0,012 = 0,024\%$. Die Signifikanz zeigt das gleiche Bild wie bei der In-Sample-Periode. Signifikant bessere Renditen sind auch bei der Einbeziehung von Gebühren nicht vorhanden.

S&P 500	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
VMA	25,00	-0,035504	-0,000479 ^{0,11/0,00}	0,026243	0,33	0,409262	17,33
FMA	17,33	-0,011878	-0,000160 ^{0,11/0,00}	0,029290	0,67	0,528926	29,61
FTRB	12,78	-0,015322	-0,000207 ^{0,00/0,00}	0,023614	0,67	0,509127	29,44
VTRB	12,11	-0,018694	-0,000252 ^{0,00/0,00}	0,025940	0,67	0,400085	38,12
Momentum	14,67	-0,028457	-0,000384 ^{0,00/0,00}	0,025440	0,67	0,347963	30,73
Bollinger	33,33	-0,024253	-0,000327 ^{0,11/0,00}	0,027104	0,33	0,612954	14,72
∅	19,20	-0,022351	-0,000302^{0,06/0,00}	0,026272	0,56	0,468053	26,66
S&P 400	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
VMA	11,78	-0,034493	-0,000468 ^{0,00/0,00}	0,061679	0,33	0,331141	42,63
FMA	28,44	-0,046657	-0,000630 ^{0,11/0,00}	0,090786	0,56	0,520525	29,49
FTRB	29,78	-0,052751	-0,000716 ^{0,00/0,00}	0,091684	0,22	0,484802	29,32
VTRB	15,22	0,008619	0,000115 ^{0,00/0,00}	0,056073	0,44	0,389903	32,15
Momentum	40,33	-0,082027	-0,001110 ^{0,00/0,00}	0,061029	0,33	0,315902	12,41
Bollinger	13,00	0,066633	0,000901 ^{0,11/0,00}	0,059087	0,56	0,645167	33,49
∅	23,09 (23,04)	-0,023446 (0,019353)	-0,000318^{0,04/0,00} (0,000260^{0,04/0,00})	0,070056 (0,055989)	0,41 (0,38)	0,447907 (0,446592)	29,92 (29,96)
S&P 600	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	hd
VMA	23,22	0,029399	0,000398 ^{0,00/0,00}	0,036303	0,56	0,418712	21,33
FMA	23,67	0,031439	0,000423 ^{0,00/0,00}	0,045821	0,44	0,563873	29,69
FTRB	24,67	0,014679	0,000195 ^{0,00/0,00}	0,046186	0,33	0,535590	29,82
VTRB	37,89	0,028881	0,000391 ^{0,00/0,00}	0,036129	0,44	0,389221	12,57
Momentum	44,00	-0,008910	-0,000127 ^{0,00/0,00}	0,036605	0,22	0,346383	11,10
Bollinger	17,22	0,007511	0,000099 ^{0,00/0,00}	0,038108	0,44	0,659225	28,79
∅	28,44	0,017167	0,000230^{0,00/0,00}	0,039859	0,41	0,485501	22,22

Tabelle 6-24: Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen für TD1

In Anhang E.1 sind die Kursrenditen von TD0 und TD1 für die In- und Out-of-Sample-Preisen dargestellt. Dabei ist allgemein klar ersichtlich, dass eine sehr große negative Differenz zwischen den In-Sample- und Out-of-Sample-Ergebnissen besteht. Dieser Trend ist bei allen Trading-Algorithmen und Indizes zu beobachten. Dabei zeigt sich, dass die Trading-Algorithmen auf verschiedenen Zeitreihen keine ähnlichen Ergebnisse erwirtschaften. Weiterhin wird beim S&P 400 sichtbar, dass alle Trading-Algorithmen außer den Bollinger Bändern sehr schlecht auf sehr stark abfallenden Preisen, wie bei QCOR, reagieren.

	Differenzen				
S&P 500	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
VMA	-0,006000	-0,000081	0,000018	0,00	-0,005051
FMA	-0,004160	-0,000056	0,000000	0,00	0,000000
FTRB	-0,003067	-0,000041	0,000000	-0,11	0,000000
VTRB	-0,002907	-0,000039	0,000014	0,00	0,000000
Momentum	-0,003520	-0,000048	0,000030	0,00	-0,022222
Bollinger	-0,008000	-0,000108	-0,000049	0,00	0,000000
∅	-0,004609	-0,000062	0,000002	-0,02	-0,004545
S&P 400	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
VMA	-0,002827	-0,000038	0,000005	0,00	-0,010101
FMA	-0,006827	-0,000093	0,000000	0,00	-0,003968

FTRB	-0,007147	-0,000097	0,000000	-0,11	-0,003704
VTRB	-0,003653	-0,000049	0,000006	0,00	0,000000
Momentum	-0,009680	-0,000131	0,000074	0,00	-0,005109
Bollinger	-0,003120	-0,000042	-0,000011	0,00	0,000000
\emptyset	-0,005542 (-0,005530)	-0,000075 (-0,000075)	0,000012 (-0,000012)	-0,02 (-0,02)	-0,003814 (-0,004290)
S&P 600	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
VMA	-0,005573	-0,000076	0,000014	0,00	-0,004115
FMA	-0,005680	-0,000077	0,000000	0,00	0,000000
FTRB	-0,005920	-0,000080	0,000000	-0,11	-0,004444
VTRB	-0,009093	-0,000123	0,000041	0,00	-0,002778
Momentum	-0,010560	-0,000143	0,000051	-0,11	-0,020774
Bollinger	-0,004133	-0,000056	-0,000007	0,00	0,000000
\emptyset	-0,006827	-0,000093	0,000017	-0,04	-0,005352

Tabelle 6-25: Differenz zwischen den Ergebnissen aus TD1 und TD0

Bis jetzt wurden die Trading-Algorithmen nur auf Intraday-Daten angewendet mit der Vorgehensweise von (Brock et al., 1992) ohne Gebühren bzw. (Bessembinder & Chan, 1995) mit Gebühren. In den folgenden Simulationen werden schrittweise weitere praxisrelevante Komponenten hinzugefügt. Zuerst wird das Risiko-Management eingesetzt, mit dem versucht wird, die eintretenden Verluste zu begrenzen.

6.5.4 TD2: TD0 mit Risiko-Management

Für alle vier eingeführten Risikomethoden werden die Simulationen durchgeführt, welche in Tabelle 6-26 zusammengefasst sind¹⁰⁷. Durch die Einführung von Stop-Preisen, bei dessen Erreichen ein Asset früher verkauft wird als vom betreffenden Algorithmus vorgesehen, ist die Wahrscheinlichkeit höher, dass sich die Anzahl an durchgeführten Trades vergrößert. Die Ergebnisse der Simulationen bestätigen diese Annahme in allen Fällen, außer beim VTRB im S&P 600 mit der ATR(14;3,0)-Risikoberechnung. Hier wird 1 % weniger an Trades durchgeführt. Weniger Trades als ohne Risiko-Management sind lediglich bei den beiden ATR-Methoden möglich und auch nur, wenn der größte Glättungsfaktor, welcher beim Trading-Algorithmus verwendet wird, kleiner ist als 14 beim ATR(14;3,0) bzw. 20 beim ATR(20;2,0). Hier müssen am Anfang der Simulation 14 bzw. 20 Preise vorhanden sein, um den ATR berechnen zu können. Deshalb darf in dieser Zeit kein Signal vom Trading-Algorithmus ausgegeben werden. Wurden in dieser Vorlaufzeit bei den vorherigen Testdesigns bereits Signale generiert, verringert sich entsprechend die Gesamtanzahl an Trades. Durch die vergrößerte Anzahl an Trades verringert sich die Haltedauer der Assets, obwohl dies nicht zwingend ist und ebenfalls nicht in gleichem Maße geschieht.

Das Ziel der Stop-Preise ist das Senken des eingegangenen Risikos. Bei allen Trading-Algorithmen und Risikoberechnungsmethoden wird eine Verringerung der Standardabweichung festgestellt. Dabei gilt, dass je größer die Standardabweichung bei TD0 war, desto größer ist die Differenz zu TD2. Auf der einen Seite haben die Stop-Preise den positiven Effekt der Begrenzung der Verluste. Auf der anderen Seite hingegen können auch Gewinne verloren gehen, wenn der Trade zu früh ausgestoppt wird, wobei der Trade ohne den Stop-Preis mit einer besseren Rendite beendet worden wäre. Deshalb sind einige Renditen negativ. Im Durchschnitt bedeutet dies beim S&P 600 sogar bei drei von vier

¹⁰⁷ Bei allen folgenden Tabellen werden die Ergebnisse der Trading-Algorithmen aus Übersichtlichkeitsgründen nicht mehr explizit angegeben sondern nur noch aggregiert für die drei Indizes. Die detaillierten Ergebnisse befinden sich im Anhang.

Risikoberechnungsmethoden einen negativen Verlauf. Auf den ersten Blick erscheinen die beiden Ergebnisse der Renditen bei den statischen Methoden (1 %- und 2 %-Risiko) unlogisch. Das Risiko-Management mit 1 % erzielt durchschnittlich eine positive, mit 2 % hingegen durchschnittlich eine negative Differenz zum *TD0*. Dies zeigt, dass die negativen Renditen beim S&P 600 durchschnittlich zwischen 1 % und 2 % liegen müssen. Die Simulation gibt beim S&P 600 eine durchschnittliche negative Rendite beim S&P 600 von -1,308 % an. Die 1 %-Methode kann diese negativen Trades abfangen. Die 2 %-Methode wartet hingegen zu lange. Das Gleiche gilt für den S&P 500 und S&P 400. Hier schneidet die 1 %-Methode ebenfalls besser als die 2 %-Methode ab. Da die durchschnittliche negative Rendite beim S&P 400 bei -2,234 % liegt, sind dort die Ergebnisse jedoch bei den beiden Methoden sehr gut. Die kleinste durchschnittliche negative Rendite (-1,11 %) wird beim S&P 500 beobachtet, was zu der kleinsten Differenz der Rendite zwischen 1 %- und 2 %-Methode führt. Dies zeigt sich auch in der Anzahl der durch den Stop-Preis generierten Verkaufssignale. Wobei bei der 1 %-Methode zwischen 30 % und 48 % aller Trades durch den Stop-Preis beendet wurden, sind es bei der 2 %-Methode nur noch 5 % bis 29 %. Aus diesen Zahlen lässt sich eine große Spannweite bei der Anzahl der ausgestoppten Trades zwischen den einzelnen Indizes schlussfolgern.

	Differenz mit 1 %-Risiko					Differenz mit 2 %-Risiko				
	<i>H</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>H</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	0,06	0,000058	-0,001812	0,04	-0,018948	0,02	0,000044	-0,000657	0,04	-0,000073
S&P 400	0,32	0,000418	-0,011038	0,02	-0,093723	0,16	0,000280	-0,008642	0,00	-0,030811
S&P 600	0,17	0,000093	-0,003365	0,00	-0,058949	0,06	-0,000036	-0,001673	0,00	-0,016695
	Differenz mit ATR(14;3,0)					Differenz mit ATR(20;2,0)				
	<i>H</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>H</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	0,06	0,000051	-0,001433	0,06	-0,013784	0,10	0,000106	-0,002405	0,04	-0,045042
S&P 400	0,14	0,000297	-0,005481	0,00	-0,016724	0,24	0,000250	-0,006677	0,02	-0,057053
S&P 600	0,11	-0,000092	-0,002059	-0,06	-0,035072	0,18	-0,000046	-0,003303	-0,02	-0,072702

Tabelle 6-26: Differenz zwischen den Testdesigns *TD0* und *TD2*

Die dynamischen Methoden hingegen zeigen in dieser Frage eine stabilere Verhaltensweise. Bei der ATR(14;3,0)-Methode reicht die Spanne von 23 % (S&P 600) bis zu 29 % (S&P 500). Die ATR(20;2,0)-Methode generiert 34 % (S&P 600) bis zu 42 % (S&P 400) der Verkaufssignale mittels eines Stop-Preises. Obwohl sich die dynamischen Methoden an die Preise anpassen, lässt sich beobachten, dass sie allgemein keine besseren Renditen erzielen als die statischen, v.a. als die 1 %-Methode. Beim S&P 600 verschlechtern sie das Ergebnis sogar.

Der Fokus des Risiko-Managements mittels Stop-Preisen liegt in der Verringerung der Verluste. Dies bedeutet nicht zwangsweise eine bessere Rendite¹⁰⁸. Sogar das Gegenteil ist bei den Simulationen zu beobachten. Die Anzahl an negativen Renditen steigt gegenüber den positiven Renditen. Diese Erhöhung der Anzahl an negativen Trades entsteht in zwei Situationen:

- 1) Die zusätzlichen Trades schließen mit einer negativen Rendite ab;
- 2) Trades, welche ohne das Ausstoppen letztendlich positiv geendet hätten, werden durch den Stop-Preis, der sich natürlich unterhalb des Kaufpreises befindet, ausgestoppt und somit wird ein eigentlich positiver Trade zu einem negativen.

¹⁰⁸ Durch die größere Anzahl an Trades, welche zu verzeichnen sind, kann es in Einzelfällen dazu kommen, dass einige Trades bessere und eventuell damit auch zusätzliche positive Renditen erwirtschaften.

Tabelle 6-27 fasst die Ergebnisse des *TD2* zusammen¹⁰⁹. Bei der Rendite ist festzustellen, dass die durchschnittliche Rendite der 6 Trading-Algorithmen beim S&P 400 im *TD0* stark negativ war (-0,000243; vgl. Tabelle 6-22) und sich diese im *TD2* in allen vier Risikomethoden in eine durchschnittliche positive Rendite gewandelt hat. Dies zeigen auch die Grafiken der Kursrendite in Anhang E.2. Diese positiven Veränderungen kommen vor allem durch die besseren Renditen beim VMA, FMA, FTRB und zum Teil beim Momentum. Bei der 1 %-Methode ist dieser Änderung am auffälligsten. Wird die S&P 400-Variante ohne die Aktie von QCOR betrachtet, ist die Verbesserung der Rendite viel kleiner oder sogar in der Hälfte der Fälle negativ. Die durchgeführten Signifikanztests verzeichnen genauso wenig Signifikanz beim *TD2* wie vorher beim *TD0*. Die Fälle, in denen die statistischen Tests signifikant höhere Renditen bei den Trading-Algorithmen feststellen ist im Gegensatz zu den bisherigen beiden Testdesigns *TD0* und *TD1* sowohl beim t-Test als auch beim Wilcoxon-Test leicht erhöht. Trotzdem kann bei keinem Trading-Algorithmus von einer Prognosekraft gesprochen werden.

	1 %-Risiko							
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>stp%</i>
S&P 500	20,76	-0,013441	-0,000181 ^{0,07/0,24}	0,024457	0,61	0,453651	22,76	0,31
S&P 400	30,39 (29,88)	0,013075 (0,027062)	0,000175 ^{0,04/0,11} (0,000364 ^{0,04/0,10})	0,059006 (0,050582)	0,44 (0,38)	0,357998 (0,362406)	19,14 (19,65)	0,48 (0,47)
S&P 600	32,11	0,030807	0,000415 ^{0,02/0,07}	0,036477	0,44	0,431904	16,41	0,30
	2 %-Risiko							
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>stp%</i>
S&P 500	19,72	-0,014503	-0,000196 ^{0,04/0,26}	0,025612	0,61	0,472525	25,37	0,05
S&P 400	26,41 (25,90)	0,002807 (0,019969)	0,000037 ^{0,00/0,15} (0,000269 ^{0,00/0,15})	0,061402 (0,052967)	0,43 (0,35)	0,420910 (0,426145)	23,53 (24,16)	0,29 (0,26)
S&P 600	29,78	0,021344	0,000286 ^{0,04/0,15}	0,038170	0,44	0,474157	19,61	0,15
	ATR(14;3,0)							
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>stp%</i>
S&P 500	20,70	-0,013938	-0,000188 ^{0,06/0,26}	0,024837	0,63	0,458814	22,98	0,29
S&P 400	26,07 (26,08)	0,004020 (0,023144)	0,000054 ^{0,02/0,15} (0,000312 ^{0,02/0,15})	0,064563 (0,053445)	0,43 (0,35)	0,434997 (0,431474)	24,19 (24,09)	0,28 (0,29)
S&P 600	30,76	0,017214	0,000230 ^{0,02/0,07}	0,037783	0,39	0,455780	17,89	0,23
	ATR(20;2,0)							
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>stp%</i>
S&P 500	21,61	-0,009908	-0,000134 ^{0,04/0,30}	0,023864	0,61	0,427557	20,42	0,41
S&P 400	28,31 (28,52)	0,000576 (0,026821)	0,000007 ^{0,07/0,17} (0,000362 ^{0,08/0,17})	0,063367 (0,51497)	0,44 (0,38)	0,394667 (0,387111)	20,67 (20,36)	0,42 (0,42)
S&P 600	32,41	0,020620	0,000276 ^{0,02/0,06}	0,036540	0,43	0,418150	15,79	0,34

Tabelle 6-27: Ergebnisse der Simulationen für *TD2*

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass keine Aussage möglich ist, ob die statischen oder die dynamischen Risiko-Management-Methoden bessere Ergebnisse liefern. Bei den dynamischen Methoden hängt das Ergebnis sehr von deren Konfiguration ab. Je kleiner der Glättungsfaktor *m* gewählt wird, desto volatiler ist das Ergebnis des ATR. Der Multiplikator β gibt das Risikoverhalten

¹⁰⁹ Eine detaillierte Aufstellung der Ergebnisse ist in Anhang D.2 dargestellt.

des Traders an. Je größer der Wert für β , desto risikofreudiger ist der Trader, da der Stop-Preis weiter entfernt vom Referenzpreis, in diesem Fall dem Kaufpreis, ist.

Auf der Ebene der 6 Trading-Algorithmen ist keine eindeutige Tendenz zu beobachten. So ist beim VMA auf den Aktien des S&P 400 bei der 1 %-Methode eine positive Differenz von 0,000943 zu verzeichnen. Im Gegensatz dazu schneiden die Bollinger Bänder viel schlechter ab (-0,000685). Es kann festgestellt werden, dass die 1 %-Methode zusammen mit der ATR(20;2,0)-Methode ähnliche Ergebnisse liefern. Sie sind eher risikoscheu. Die 2 %- sowie die ATR(14;3,0)-Methode stellen wiederum die eher risikofreudigen Varianten dar. In den vorliegenden Simulationen sind die beiden risikoscheuen Varianten die besseren, d.h. sie ergeben eine größere Verbesserung der Rendite bei gleichzeitiger Verringerung des eingegangenen Risikos (vgl. Tabelle 6-28).

Durchschnittliche Differenz		
	\bar{R}	s
1 %-Risiko	0,000190	-0,005405
ATR(20;2,0)	0,000103	-0,004128
2 %-Risiko	0,000096	-0,003657
ATR(14;3,0)	0,000085	-0,002991

Tabelle 6-28: Durchschnittliche Differenz zwischen TD2 und TD0

Die beiden Testdesigns TD0 und TD2 gehen davon aus, dass zu dem Preis gehandelt wird, zu dem das Kauf- bzw. Verkaufssignal generiert wurde. Diese Annahmen sind in der Praxis jedoch nicht haltbar. Bei den nun folgenden Simulationen wird das Konzept der Börsenaufträge dem Testdesign TD0 hinzugefügt.

6.5.5 TD3: TD0 mit Börsenaufträgen

In Tabelle 6-29 werden die Unterschiede zwischen dem Testdesign TD0 und dem aktuell betrachteten Testdesign TD3 aufgezeigt. Bei der Market-Order war vorauszusehen, dass diese Simulationen schlechter abschneiden würden als unter den Bedingungen von TD0. Dies ist dem Umstand geschuldet, dass der Ausführungspreis nicht der aktuelle Marktpreis ist. Beim Kauf wird der beste Ask-Preis und beim Verkauf der beste Bid-Preis verwendet, welcher in den meisten Fällen einen schlechteren Preis als der Marktpreis darstellt. Diese Differenz fällt bei den liquideren Märkten, wie dem S&P 500, weniger ins Gewicht als beim S&P 400 oder S&P 600. Da die Market-Order sofort nach der Wartezeit von einer Sekunde am Markt ausgeführt wird, bleibt die Anzahl der Trades unverändert. Zusätzlich ändern sich die Zeitpunkte der einzelnen Signale nicht. Durch die schlechteren Renditen vermindert sich deshalb ebenfalls die Anzahl der positiven Trades.

Die Ergebnisse der drei Simulationen mittels Limit-Orders erscheinen auf den ersten Blick überraschend. Die Renditen sind fast durchweg schlechter als beim TD0, obwohl als Limitpreis der Marktpreis bei der Signalgenerierung angegeben wurde. Dieser wurde beim TD0 als Ausführungspreis verwendet. Somit dürften die Ergebnisse des TD3 nicht schlechter sein als beim TD0. Dieser Gedankengang ist im Prinzip korrekt. Doch hier spielt das Risiko der Nichtausführbarkeit eine wichtige Rolle. Wird die Limit-Order mit einer unbeschränkten Gültigkeitsdauer, d.h. mit GTC versehen, kann die Nichtausführbarkeit in zwei unterschiedlich starken Ausprägungen, gemessen an der Anzahl an Trades, auftreten:

- 1) Die Anzahl an Trades sinkt drastisch. Dies ist beispielsweise bei der Aktie MSFT im S&P 500 der Fall. Die Anzahl an Trades fiel von 22 auf lediglich 2. Durch ein Abfallen der Preise befand sich der Bid-Preis nach der zweiten Sell-Order permanent unterhalb des Limitpreises der

Order und somit konnte diese Verkaufsoffer nicht ausgeführt werden. Um den Trade trotzdem abschließen zu können, musste als Verkaufspreis der letzte vorhandene Bid-Preis verwendet werden. Die MSFT-Aktie schließt die Simulation deshalb mit einem sehr großen Verlust von 17,29 % ab, im Gegensatz zu einem Verlust von 4,23 % beim *TDO*.

- 2) Die Anzahl an Trades sinkt ein wenig oder bleibt konstant. In diesem Fall kann der Preis stark abweichen, wenn die Order am Ende der folgenden Periode (z.B. nach 30 Minuten) noch immer nicht ausgeführt wurde. Eine Folge davon sind neu generierte Kauf- und Verkaufssignale, welche bei der MKT-Order oder den vorherigen Testdesigns nicht vorhanden waren.

	Differenz mit MKT (GTC)					
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	0,00	-0,000600	-0,000008	-0,000321	0,02	-0,005072
S&P 400	0,00 (0,00)	-0,043184 (0,044301)	-0,000587 (-0,000603)	0,000395 (0,000537)	-0,11 (-0,13)	-0,021932 (-0,022293)
S&P 600	0,00	-0,020368	-0,000277	0,001296	-0,02	-0,018605
	Differenz mit LMT (GTC)					
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	-0,15	-0,006739	-0,000091	0,000246	-0,04	-0,011537
S&P 400	-0,25 (-0,24)	0,001605 (-0,001572)	0,000022 (-0,000021)	-0,003629 (-0,002487)	0,00 (0,00)	-0,007958 (-0,010656)
S&P 600	-0,17	-0,008325	-0,000112	0,000393	0,04	-0,008744
	Differenz mit LMT (GTD = 30 Min.)					
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	-0,11	-0,001883	-0,000025	-0,000741	0,04	-0,005656
S&P 400	-0,17 (-0,18)	-0,007968 (-0,002469)	-0,000107 (-0,000033)	-0,001271 (-0,000981)	0,02 (0,02)	-0,002121 (0,003245)
S&P 600	-0,12	-0,007856	-0,000106	0,000182	-0,02	-0,005253
	Differenz mit LMT (DAY)					
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	-0,14	-0,002517	-0,000034	-0,000648	0,00	-0,006652
S&P 400	-0,17 (-0,17)	-0,010956 (-0,006332)	-0,000147 (-0,000085)	-0,001071 (-0,000865)	-0,06 (-0,06)	-0,010224 (-0,005865)
S&P 600	-0,14	-0,005160	-0,000070	-0,000221	-0,02	-0,009250

Tabelle 6-29: Differenz zwischen den Testdesigns *TDO* und *TD3*

Diese beiden Ausprägungen der Nichtausführbarkeit von Limit-Orders können sich negativ, aber auch positiv auf die Rendite auswirken. Obwohl beim S&P 400 viel seltener gehandelt wird, ist trotzdem eine Verbesserung gegenüber *TDO* zu verzeichnen. Jedoch schneiden die Trading-Algorithmen beim S&P 600 wiederum viel schlechter ab, was durch die sehr schlechten Ergebnisse der Bollinger Bänder und des FMA zu erklären ist.

Bei der Limit-Order mit einer Gültigkeitsdauer von 30 Minuten (GTD) werden im Durchschnitt etwas mehr Trades als bei der GTC-Variante durchgeführt, was darauf zurückzuführen ist, dass jede Order spätestens nach 30 Minuten storniert wird und der Trading-Algorithmus ein neues Signal generieren kann. Die Effekte der Nichtausführung schlagen in diesem Falle nicht so stark ins Gewicht. Dies zeigt sich in den Ergebnissen vom S&P 500 und S&P 600, welche etwas besser ausfallen als die bei den Limit-Orders mit GTC. Nur beim S&P 400 schlägt sich diese Veränderung negativ auf das

Renditeergebnis nieder. Dies ist durch die sehr große Anzahl an Stornierungen zu erklären (vgl. Tabelle 6-30). Auf jeden vierten Trade kommt eine Stornierung. Nach jeder Stornierung muss gewartet werden bis der Trading-Algorithmus ein neues Signal erstellt hat, bevor eine neue Order abgeschickt werden kann. Dadurch geht viel Zeit verloren, in denen der Trading-Algorithmus zu besseren Zeitpunkten hätte handeln können.

Bei der Variante mit den Limit-Orders, welche nur bis zum letzten Preis des Tages gültig sind (DAY), sind ebenfalls für die beiden Indizes S&P 400 und S&P 600 viel bessere Ergebnisse zu verzeichnen als bei der Market-Variante. Keine der Limit-Order-Varianten zeigt bei allen Indizes stabile Ergebnisse. Das Gleiche gilt auf der Trading-Algorithmen-Ebene.

Tabelle 6-30 beinhaltet die Ergebnisse der Simulationen für das Testdesign $TD3^{110}$. Zusätzlich zu den bisherigen Kennzahlen werden die impliziten Transaktionskosten (Wartekosten (tc), Liquiditätsprämie (lp) und adverse Preisbewegung (ap)) pro Trade sowie der Anteil an stornierten Orders (cc), gemessen an der Gesamtanzahl der generierten Trades, angegeben. Die Renditen bei der Verwendung des Market-Ordertyps zeigen sehr schlechte Ergebnisse. Nur noch dem S&P 600 gelingt eine kleine positive Rendite von 0,000046. Wenn beim S&P 400 die QCOR-Aktie ignoriert wird, wirkt sich dies zwar positiv auf das Ergebnis aus, trotzdem reicht es nicht, die negative Rendite zu verhindern. Bei den drei Varianten mit den Limit-Ordertypen sind die Ergebnisse für den S&P 400 und den S&P 600 erheblich besser, obwohl sie natürlich schlechter als beim $TD0$ sind. Das Prinzip „Mehr Rendite → Mehr Risiko“ gilt bei den Limit-Ordertypen im Gegensatz zum Market-Ordertyp wieder. Die t -Tests ergeben keine Hinweise auf eine Signifikanz der Renditen. Das Gleiche gilt für die Wilcoxon-Tests, obwohl hier in mehr Fällen eine Prognosekraft gezeigt werden kann. Dabei ist zu beachten, dass in allen vier Varianten die Trading-Algorithmen bei den Aktien des S&P 500 signifikant bessere Renditen erwirtschaften als eine Buy-and-Hold-Strategie im Vergleich zu den Aktien der beiden anderen Indizes. Bei den Limit-Orders weisen die Aktien des S&P 600 die kleinste Prognosekraft auf. Nur bei Verwendung der Market-Order zeigt der S&P 400 die wenigste Prognosekraft auf.

Die Haltedauer beim Market-Ordertyp ist gegenüber $TD0$ unverändert, da die einzelnen Orders sofort ausgeführt werden. Dadurch folgt, dass keine Orders storniert werden müssen. Die Haltedauer erhöht sich beim Limit-Ordertyp mit GTC deutlich, da sich vor allem die Zeitspanne, um Verkaufsaufträge auszuführen, verlängert hat. Dieses Verhalten ist durch fallende Preise zu erklären. Dadurch reduziert sich auch die Anzahl an Trades. Zu Stornierungen kommt es nur, wenn eine Order bis zum letzten Preis der betrachteten Zeitreihe nicht ausgeführt werden konnte. Dies ist durchschnittlich lediglich bei 0 % bis 2 % der Trades der Fall. Wird die Gültigkeitsdauer mit GTD oder DAY limitiert, ist eine sehr große Stornierungsanzahl zu verzeichnen, 13 % bis 21 % bei GTD und 18 % bis 19 % bei DAY. Die Hypothese, dass sich die Haltedauer verringert, je mehr Trades storniert werden, kann nicht bestätigt werden. Obwohl 21 % der Trades beim S&P 400 storniert wurden, verringert sich die Haltedauer nur sehr wenig, gemessen an den Ergebnissen des Limit-Ordertyps mit GTC. Dies liegt daran, dass viel schneller wieder ein neues Signal generiert und deshalb binnen kurzer Zeit eine neue Order ausgeführt werden kann.

¹¹⁰ Die Ergebnisse für jeden Trading-Algorithmus befinden sich im Anhang D.3.

	MKT (GTC)								
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
S&P 500	19,20	-0,018342	-0,000248 ^{0,06/0,24}	0,025949	26,66	-0,0118	0,0092	0,0000	0,00
S&P 400	23,09 (23,04)	-0,061088 (-0,019418)	-0,000830 ^{0,00/0,07} (-0,000268 ^{0,00/0,04})	0,070438 (0,056514)	29,92 (29,96)	0,0479 (0,0513)	0,0829 (0,0883)	0,0000 (0,0000)	0,00 (0,00)
S&P 600	28,44	0,003626	0,000046 ^{0,00/0,11}	0,041138	22,22	0,0321	0,0802	0,0000	0,00
	LMT (GTC)								
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
S&P 500	15,61	-0,024481	-0,000330 ^{0,00/0,26}	0,026516	46,87	-0,0102	0,0068	-0,0323	0,01
S&P 400	16,41 (16,79)	-0,016299 (0,023312)	-0,000221 ^{0,00/0,19} (0,000313 ^{0,00/0,21})	0,066415 (0,053491)	43,46 (44,62)	0,0311 (0,0330)	0,0774 (0,0812)	-0,1215 (-0,1266)	0,02 (0,02)
S&P 600	22,87	0,015669	0,000210 ^{0,00/0,13}	0,040235	42,84	0,0266	0,0811	-0,1452	0,01
	LMT (GTD = 30 Min.)								
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
S&P 500	16,81	-0,019625	-0,000265 ^{0,00/0,26}	0,025529	32,68	-0,0155	0,0069	-0,0172	0,13
S&P 400	18,56 (18,52)	-0,025872 (0,022414)	-0,000350 ^{0,02/0,20} (0,000302 ^{0,02/0,21})	0,068773 (0,054996)	40,11 (41,25)	0,0087 (0,0120)	0,0616 (0,0645)	-0,0762 (-0,0800)	0,21 (0,21)
S&P 600	24,91	0,016138	0,000216 ^{0,02/0,13}	0,040024	25,34	0,0093	0,0703	-0,0986	0,15
	LMT (DAY)								
	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
S&P 500	16,22	-0,020260	-0,000273 ^{0,00/0,24}	0,025621	34,03	-0,0005	0,0137	-0,0154	0,18
S&P 400	18,39 (18,38)	-0,028859 (0,018551)	-0,000390 ^{0,00/0,22} (0,000250 ^{0,00/0,23})	0,068973 (0,055112)	35,84 (36,44)	0,0102 (0,0120)	0,0590 (0,0617)	-0,0695 (-0,0732)	0,18 (0,18)
S&P 600	24,07	0,018834	0,000253 ^{0,00/0,15}	0,039621	26,20	0,0084	0,0572	-0,0730	0,19

Tabelle 6-30: Ergebnisse der Simulationen für TD3

Interessanterweise sind in allen vier Varianten negative Wartekosten (*tc*) beim S&P 500 zu verzeichnen. Negative Wartekosten sind im Handel möglich, wenn sich der Preis zwischen der Entscheidungsfindung (Signal) und der Orderaufgabe zugunsten des Traders entwickelt hat. Doch der Umfang von durchschnittlich \$0,0118 pro Trade und Asset beim Market-Ordertyp ist irritierend. Nur durch eine genauere Untersuchung der einzelnen Transaktionen kann dieser Wert erklärt werden. Wird das Signal am letztmöglichen Zeitpunkt eines Tages generiert, kann die Order erst am nächsten Handelstag ausgeführt werden. Durch die Eröffnungsauktion wird der Eröffnungspreis festgestellt. Je nachdem welche Informationen in die Eröffnungsauktion geflossen sind, kann der Eröffnungspreis teilweise stark vom Schlusspreis des vorherigen Handelstages abweichen. Am Beispiel der DuPont de Nemours-Aktie (DD) aus dem S&P 500 am Trading-Algorithmus Momentum soll diese Besonderheit beschrieben werden:

Der Trading-Algorithmus generiert am 26.11.2012 um 22:00:00 Uhr¹¹¹ (t_1) ein Kaufsignal. Der Börsenauftrag erscheint aber erst am nächsten Tag zum Eröffnungspreis im Orderbuch (hier 27.11.2012 15:30:01 (t_2)). Die besten Handelspreise zum Zeitpunkt t_1 sind: $q_{t_1}^{ask} = 43,34$ und $q_{t_1}^{bid} = 43,33$. Zum Zeitpunkt t_2 können folgende Preise festgestellt werden: $q_{t_2}^{ask} = 43,20$ und $q_{t_2}^{bid} = 43,34$. Da bei einem Kauf die Ask-Preise zur Berechnung der Wartekosten herangezogen werden (vgl. Formel (2-3)), folgt: $tc = \gamma \cdot (q_{t_2}^{ask} - q_{t_1}^{ask}) = 1 \cdot (43,20 - 43,34) = -0,14$. Somit wird

¹¹¹ Mitteleuropäische Zeit (MEZ)

die Aktie pro Stückzahl um \$0,14 billiger. Im Allgemeinen fallen in den Simulationen in der Regel pro Trade Wartekosten in Höhe von nur -\$0,01 bis \$0,01 an.

Bei den beiden anderen Indizes werden auch viele Trades zum Eröffnungspreis gehandelt. Doch hier ist der Eröffnungspreis meistens schlechter als der Schlusspreis des vorherigen Handelstages. Während beim S&P 500 durchschnittlich -\$0,28 an negativen Wartekosten angefallen sind, sind es beim S&P 400 bzw. S&P 600 -\$0,10 bzw. -\$0,22.

Die Liquiditätsprämie (lp) misst die halbe Differenz zwischen bestem Ask- und bestem Bid-Preis zum Zeitpunkt der Orderaufgabe (vgl. Formel (2-4)). Der liquideste Index hat mit Abstand den kleinsten Wert für lp . Die beiden anderen Indizes zeigen einen großen Bid-Ask-Spread. Der Unterschied zwischen dem S&P 400 und S&P 600 ist nur sehr marginal und es geht nicht eindeutig hervor, welcher bessere Ergebnisse liefert. Zu erwarten wäre eine Steigerung der Liquiditätsprämie bei wachsender Illiquidität des Marktes (vgl. Kapitel 2.3). Aus diesen Gründen wird überprüft, ob die Liquiditätsprämie mit der Liquidität der einzelnen Aktien für jeden Index und Trading-Algorithmus negativ korreliert ist. Beim S&P 400 und S&P 600 kann eine mittlere bis starke negative Korrelation festgestellt werden. Der S&P 500 zeigt kein eindeutiges Ergebnis.

Eine adverse Preisbewegung (ap) ist beim Market-Ordertyp nicht zu verzeichnen, da die Order sofort zu demselben Preis wie bei der Orderaufgabe ausgeführt wird. Es finden keine Teilausführungen statt, da stets nur ein einziges Asset gehandelt wird. Bei den drei Limit-Ordertypen ist die adverse Preisbewegung durchschnittlich bei allen drei Indizes negativ. Diese negativen Werte kommen zustande, da eine Limit-Order nur ausgeführt werden kann, wenn der Preis genauso gut oder besser als der Limitpreis ist. Deshalb muss der Ausführungspreis auch besser oder genauso gut sein, wie der Preis bei der Orderaufgabe. Bei der adversen Preisbewegung ist der Trend zu beobachten, dass je illiquider der Markt ist, desto besser der Wert für ap . Dies bestätigen die positiven Korrelationskoeffizienten beim Vergleich der adversen Preisbewegung mit der Liquidität der Aktien pro Index und Trading-Algorithmus. Nur beim S&P 500 sind die Ergebnisse, wie bereits vorher bei der Liquiditätsprämie, nicht eindeutig. Dieser negative Wert der adversen Preisbewegung wird jedoch durch das Risiko der Nichtausführung erkaufte.

In der Summe sind die durchschnittlichen impliziten Transaktionskosten bei den drei Limit-Ordertypen allesamt negativ. Trotzdem sind die jeweiligen durchschnittlichen Renditen schlechter als beim $TD0$. Dies liegt an zwei Gründen:

- 1) Als Ausführungspreis wird beim $TD0$ immer der aktuelle Marktpreis verwendet. Die Ordertypen hingegen führen die Order auf dem Ask- bzw. Bid-Preis aus, worauf ebenfalls die Berechnung der Transaktionskosten basiert. Deshalb gibt es bei jeder Transaktion eine Differenz zwischen dem festgestellten Marktpreis und dem Ask- bzw. Bid-Preis zum Zeitpunkt der Signalgenerierung. Diese Differenz kann größer als der Bid-Ask-Spread sein, welcher mit der Liquiditätsprämie berücksichtigt wird.
- 2) Die Zeitpunkte der generierten Signale beim $TD3$ unterscheiden sich aufgrund der Gültigkeitsdauer von denen des $TD0$. Deshalb entstehen andere Renditen. Wird davon ausgegangen, dass der Trading-Algorithmus beispielsweise ein Kaufsignal erstellt, um von einem künftigen Aufwärtstrend so viel wie möglich zu profitieren, wird die Rendite geschmälert, wenn die Kauforder zu spät oder überhaupt nicht ausgeführt wird.

Abschließend lässt sich feststellen, dass bei der Verwendung von Ordertypen durchschnittlich schlechtere Renditen zu erwarten sind als im Falle von *TD0*. Die Höhe der Kursrenditen, welche in den Grafiken in Anhang E.3 dargestellt sind, zeigen, wie die Trading-Algorithmen auf die einzelnen Ordertypen reagieren. Durch die Verwendung des Market-Ordertyps wird das Signal des Trading-Algorithmus fast sofort ausgeführt, so dass die Signalgenerierung des Trading-Algorithmus nicht beeinträchtigt wird. Nur der Handelspreis weicht vom Signalpreis ab. Bei den Limit-Ordertypen wird jedoch die Signalgenerierung des Trading-Algorithmus durch noch nicht ausgeführte Orders daran gehindert, neue Signale zu erstellen. Somit verändert der eingesetzte Ordertyp die Funktionsweise des Trading-Algorithmus.

6.5.6 *TD4: TD0 mit Börsenaufträgen und Risiko-Management*

In Testdesign *TD2* bereits eingeführt, werden in *TD4* die Simulationen mit Börsenaufträgen um das Risiko-Management erweitert. In Tabelle 6-31 werden die Differenzen zwischen den Ergebnissen von *TD0* und *TD4* dargestellt. Zwischen der Verwendung einer STP-Order und einer TRAIL-Order ist in Bezug auf die Tradeanzahl ein großer Unterschied zu verzeichnen. Im Allgemeinen wird bei den TRAIL-Orders mehr gehandelt als bei den STP-Orders. Dieser Umstand ist der Definition der TRAIL-Order zu verdanken. Da die TRAIL-Order nur beim Verkauf eines Assets verwendet wird, passt sich der Stop-Preis bei steigenden Preisen an, bei fallenden Preisen bleibt er konstant (vgl. Kapitel 2.4.1.6). Dadurch nähert sich der Stop-Preis immer weiter dem aktuellen Marktpreis an. Bei sinkenden Preisen aber auch bei wechselnden Preisbewegungen wird der Stop-Preis schneller erreicht als bei einer STP-Order. Die TRAIL-Order wird zur Market-Order, welche sofort ausgeführt wird. Durch dieses Verhalten der Order ist die Wahrscheinlichkeit größer, dass die Assets früher verkauft werden, d.h. aufgrund der TRAIL-Order und nicht durch das Verkaufssignal des Trading-Algorithmus. Diese Vermutung wird mit den Ergebnissen der einzelnen Trading-Algorithmen bestätigt¹¹². Fast jeder Trade (91 % - 100 % auf Ebene der Trading-Algorithmen) wird durch einen Stop-Preis beendet. Somit kommt das Verkaufssignal des Trading-Algorithmus fast gar nicht mehr zum Tragen. Vor allem beim S&P 400 ist eine bis beinahe vierfache Anzahl an Trades gegenüber der STP-Order-Variante zu beobachten. Dies liegt vor allem an den beiden Trading-Algorithmen FMA und FTRB. Die große Anzahl an Trades kommt dadurch zustande, dass nach jedem Kauf der Stop-Preis sehr schnell erreicht wird. Nachdem die Assets verkauft wurden, generieren der FMA und FTRB meistens bereits zum nächstmöglichen Zeitpunkt ein neues Kaufsignal. Dieses schnelle Handeln ist durch die verwendeten Konfigurationen des FMA und FTRB zu erklären¹¹³.

Bei den Renditen lässt sich allgemein feststellen, dass nur die Aktien des S&P 500 durchschnittlich Zugewinne in Bezug auf die Ergebnisse von *TD0* erzielen. Die Ergebnisse für den S&P 400 und S&P 600 fallen jeweils schlechter aus. Ein weiterer interessanter Trend ist die Tatsache, dass die TRAIL-Orders, unabhängig von der Risiko-Variante, beim S&P 500 jeweils besser abschneiden als die STP-Orders. Bei den beiden anderen Indizes ist es genau umgekehrt. Dies lässt die Vermutung zu, dass die TRAIL-Orders den Trend bei positiven Renditen nach oben, bei negativen Renditen nach unten verstärken.

¹¹² Durch die große Anzahl an verschiedenen Test und den daraus folgenden Informationen wird aus Gründen der Übersichtlichkeit, keine Tabelle in Bezug auf die Ergebnisse des Testdesign *TD4* dargestellt. Die entsprechenden Informationen sind in (Kersch, 2015) abrufbar.

¹¹³ Beim FMA wird die Konfiguration (2,3,30,0) verwendet. Durch die beiden sehr kleinen gleitenden Durchschnitte, welche zusätzlich noch sehr nahe beieinander liegen, werden sehr schnell neue Signale (in diesem Fall Kaufsignale) generiert. Die Konfiguration beim FTRB (1,30,0) mit der sehr kleinen Länge für das lokale Minimum/Maximum deutet auch auf eine sehr schnelle Signalgenerierung hin.

		Differenz mit MKT (GTC) 1 %-Risiko				Differenz mit MKT (GTC) ATR(20;2,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	0,08	0,009931	0,000134	-0,003190	0,14	0,013941	0,000188	-0,004226
	TRAIL	0,90	0,015004	0,000203	-0,019581	0,92	0,014633	0,000198	-0,020337
S&P 400	STP	0,56	-0,079027	-0,001078	-0,012218	0,39	-0,080098	-0,001091	-0,005959
	TRAIL	2,80	-0,218076	-0,002969	-0,042209	2,71	-0,212551	-0,002894	-0,039685
S&P 600	STP	0,27	-0,051830	-0,000705	-0,000989	0,28	-0,044153	-0,000600	-0,001512
	TRAIL	1,29	-0,092951	-0,001260	-0,024866	1,28	-0,092129	-0,001249	-0,024961
		Differenz mit LMT (GTC) 1 %-Risiko				Differenz mit LMT (GTC) ATR(20;2,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	0,01	0,005516	0,000074	-0,004164	0,07	0,010614	0,000143	-0,005227
	TRAIL	0,71	0,011582	0,000156	-0,020174	0,72	0,011413	0,000154	-0,020914
S&P 400	STP	0,17	-0,013722	-0,000189	-0,023537	0,09	-0,024184	-0,000330	-0,014530
	TRAIL	1,05	-0,055170	-0,000749	-0,055855	1,02	-0,056289	-0,000765	-0,053741
S&P 600	STP	0,11	-0,028416	-0,000390	-0,003545	0,13	-0,023012	-0,000317	-0,003488
	TRAIL	0,90	-0,068060	-0,000926	-0,026705	0,88	-0,070324	-0,000957	-0,026925
		Differenz mit LMT (GTD) 1 %-Risiko				Differenz mit LMT (GTD) ATR(20;2,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,01	0,007307	0,000099	-0,003971	0,05	0,011331	0,000153	-0,005036
	TRAIL	0,77	0,011405	0,000154	-0,020371	0,78	0,011467	0,000155	-0,021161
S&P 400	STP	0,32	-0,028941	-0,000394	-0,016934	0,20	-0,031419	-0,000428	-0,009244
	TRAIL	1,77	-0,084517	-0,001148	-0,054662	1,71	-0,085098	-0,001156	-0,051803
S&P 600	STP	0,16	-0,029292	-0,000398	-0,002527	0,17	-0,023492	-0,000319	-0,002924
	TRAIL	1,07	-0,070376	-0,000952	-0,027607	1,06	-0,068138	-0,000922	-0,028458
		Differenz mit LMT (DAY) 1 %-Risiko				Differenz mit LMT (DAY) ATR(20;2,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,04	0,005875	0,000079	-0,003952	0,02	0,010423	0,000141	-0,004999
	TRAIL	0,68	0,012515	0,000169	-0,020641	0,70	0,012410	0,000168	-0,021379
S&P 400	STP	0,31	-0,026234	-0,000357	-0,017828	0,20	-0,034908	-0,000476	-0,009814
	TRAIL	1,69	-0,079762	-0,001084	-0,054786	1,64	-0,081355	-0,001106	-0,052481
S&P 600	STP	0,13	-0,030561	-0,000415	-0,002890	0,13	-0,026314	-0,000358	-0,003184
	TRAIL	0,99	-0,064793	-0,000877	-0,028053	0,97	-0,064468	-0,000872	-0,028754
		Differenz mit MKT (GTC) 2 %-Risiko				Differenz mit MKT (GTC) ATR(14;3,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	0,02	0,003223	0,000044	-0,001353	0,08	0,007372	0,000100	-0,002695
	TRAIL	0,84	0,013414	0,000181	-0,017333	0,91	0,013680	0,000185	-0,019517
S&P 400	STP	0,24	-0,055094	-0,000752	-0,006856	0,21	-0,056999	-0,000778	-0,004092
	TRAIL	2,65	-0,226568	-0,003085	-0,037745	2,64	-0,221502	-0,003016	-0,036902
S&P 600	STP	0,11	-0,039619	-0,000539	0,000645	0,19	-0,054709	-0,000744	0,000826
	TRAIL	1,25	-0,094217	-0,001279	-0,021861	1,27	-0,089749	-0,001217	-0,024333
		Differenz mit LMT (GTC) 2 %-Risiko				Differenz mit LMT (GTC) ATR(14;3,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,05	-0,003204	-0,000043	-0,002052	0,01	0,002561	0,000035	-0,003543
	TRAIL	0,65	0,010945	0,000148	-0,018003	0,71	0,010600	0,000143	-0,020120

S&P 400	STP	-0,01	-0,019829	-0,000271	-0,014782	0,01	-0,018643	-0,000256	-0,010046
	TRAIL	0,99	-0,065799	-0,000894	-0,051882	0,98	-0,061139	-0,000830	-0,050755
S&P 600	STP	-0,01	-0,018548	-0,000256	-0,001680	0,06	-0,028764	-0,000395	-0,001570
	TRAIL	0,87	-0,072488	-0,000987	-0,023157	0,88	-0,071849	-0,000978	-0,025149
		Differenz mit LMT (GTD) 2 %-Risiko				Differenz mit LMT (GTD) ATR(14;3,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,07	-0,000313	-0,000004	-0,002003	-0,01	0,004308	0,000058	-0,003400
	TRAIL	0,71	0,011062	0,000149	-0,017999	0,77	0,010401	0,000140	-0,020310
S&P 400	STP	0,06	-0,013826	-0,000189	-0,010579	0,07	-0,017762	-0,000242	-0,006654
	TRAIL	1,66	-0,099854	-0,001357	-0,049515	1,65	-0,093340	-0,001268	-0,048446
S&P 600	STP	0,01	-0,018360	-0,000250	-0,000742	0,09	-0,028755	-0,000391	-0,000883
	TRAIL	1,04	-0,076512	-0,001037	-0,023738	1,06	-0,072569	-0,000983	-0,025972
		Differenz mit LMT (DAY) 2 %-Risiko				Differenz mit LMT (DAY) ATR(14;3,0)			
		<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,11	-0,000118	-0,000002	-0,002006	-0,04	0,003896	0,000053	-0,003449
	TRAIL	0,63	0,011133	0,000150	-0,018279	0,69	0,011789	0,000159	-0,020541
S&P 400	STP	0,07	-0,018222	-0,000249	-0,011300	0,09	-0,029448	-0,000400	-0,007121
	TRAIL	1,58	-0,093998	-0,001278	-0,049902	1,57	-0,088472	-0,001202	-0,048995
S&P 600	STP	-0,02	-0,018703	-0,000254	-0,001214	0,06	-0,025726	-0,000349	-0,001190
	TRAIL	0,96	-0,072565	-0,000983	-0,023831	0,97	-0,067729	-0,000917	-0,026389

Tabelle 6-31: Differenz zwischen den Testdesigns *TD0* und *TD4*

Ein bemerkenswertes Ergebnis liefern die Werte für \bar{R} bei den TRAIL-Orders verglichen mit der 1 %-Risiko- und ATR(20;2,0)-Methode sowie der 2 %-Risiko- und ATR(14;3,0)-Methode. Die beiden Differenzen weichen nur sehr wenig voneinander ab. Beispielsweise betragen die Ergebnisse für den S&P 500 mit LMT (DAY): $\bar{R} = 0,000169$ bzw. $\bar{R} = 0,000168$ bei der 1 %-Risiko bzw. ATR(20;2,0)-Methode. Bei der 2 %-Risiko- und ATR(14;3,0)-Methode ist ein ähnliches Ergebnis zu verzeichnen: $\bar{R} = 0,000150$ und $\bar{R} = 0,000159$. Dies sind nur minimale Unterschiede, gemessen an der Höhe der Differenz zwischen *TD0* und *TD4*. Ähnliche Ergebnisse sind auch auf der Ebene der Trading-Algorithmen zu beobachten. Die Erklärung für dieses Verhalten liegt in den Trades, welche zu fast 100 % durch den Stop-Preis beendet werden. Dadurch verringert sich die Haltedauer der Assets erheblich. Sie beträgt beim S&P 500 mit der LMT (DAY) bei einer 1 %-Risikomethode und mit der Verwendung von STP-Orders durchschnittlich 22,96 Perioden. Dies bedeutet bei der Länge einer Periode von 30 Minuten eine Haltedauer von 1,76 Tagen (bei 13 Perioden pro Tag). Wird anstatt der STP-Order eine TRAIL-Order verwendet, schrumpft die Haltedauer auf 1,13 Perioden (ca. 34 Minuten). In dieser Zeit verändern sich die Preise nur sehr wenig und da das gleiche Verhalten bei der ATR(20;2,0)-Methode besteht, können keine erheblichen Unterschiede bei den Renditen entstehen.

		1 %-Risiko							
		MKT (GTC)		LMT (GTC)		LMT (GTD)		LMT (DAY)	
		\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	0,000142	-0,002869	0,000165	-0,004411	0,000124	-0,003230	0,000113	-0,003303
	TRAIL	0,000211	-0,019260	0,000247	-0,020421	0,000179	-0,019631	0,000203	-0,019993
S&P 400	STP	-0,000491	-0,012612	-0,000210	-0,019909	-0,000287	-0,015663	-0,000210	-0,016757
	TRAIL	-0,002381	-0,042603	-0,000771	-0,052227	-0,001041	-0,053391	-0,000937	-0,053715

S&P 600	STP	-0,000428	-0,002285	-0,000278	-0,003938	-0,000292	-0,002709	-0,000345	-0,002669
	TRAIL	-0,000983	-0,026162	-0,000813	-0,027097	-0,000846	-0,027789	-0,000807	-0,027832
2 %-Risiko									
		MKT (GTC)		LMT (GTC)		LMT (GTD)		LMT (DAY)	
		\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,000073	0,001568	-0,000118	0,002112	-0,000103	0,001968	-0,000081	0,001946
	TRAIL	0,000047	-0,014142	0,000073	-0,013839	0,000051	-0,014028	0,000071	-0,014328
S&P 400	STP	0,000326	0,005362	-0,000083	0,008755	0,000205	0,006355	0,000108	0,006528
	TRAIL	-0,002007	-0,025528	-0,000706	-0,028345	-0,000963	-0,032581	-0,000921	-0,032075
S&P 600	STP	0,000166	0,001634	0,000134	0,001865	0,000148	0,001785	0,000161	0,001677
	TRAIL	-0,000574	-0,020872	-0,000597	-0,019611	-0,000639	-0,021212	-0,000569	-0,020940
ATR(20;2,0)									
		MKT (GTC)		LMT (GTC)		LMT (GTD)		LMT (DAY)	
		\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	0,000196	-0,003905	0,000234	-0,005473	0,000178	-0,004295	0,000175	-0,004351
	TRAIL	0,000206	-0,020016	0,000245	-0,021160	0,000180	-0,020420	0,000202	-0,020731
S&P 400	STP	-0,000504	-0,006353	-0,000352	-0,010901	-0,000321	-0,007974	-0,000328	-0,008744
	TRAIL	-0,002307	-0,040080	-0,000786	-0,050112	-0,001049	-0,050532	-0,000959	-0,051411
S&P 600	STP	-0,000323	-0,002808	-0,000204	-0,003881	-0,000213	-0,003106	-0,000288	-0,002963
	TRAIL	-0,000972	-0,026257	-0,000844	-0,027318	-0,000816	-0,028640	-0,000803	-0,028533
ATR(14;3,0)									
		MKT (GTC)		LMT (GTC)		LMT (GTD)		LMT (DAY)	
		\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>	\bar{R}	<i>s</i>
S&P 500	STP	-0,000035	0,000495	-0,000040	0,000621	-0,000040	0,000571	-0,000027	0,000502
	TRAIL	0,000051	-0,016327	0,000069	-0,015956	0,000042	-0,016339	0,000080	-0,016590
S&P 400	STP	0,000300	0,008125	-0,000068	0,013491	0,000152	0,010280	-0,000043	0,010707
	TRAIL	-0,001938	-0,024685	-0,000642	-0,027217	-0,000874	-0,031512	-0,000845	-0,031167
S&P 600	STP	-0,000039	0,001815	-0,000005	0,001975	0,000007	0,001644	0,000065	0,001700
	TRAIL	-0,000512	-0,023344	-0,000587	-0,021603	-0,000585	-0,023445	-0,000502	-0,023498

Tabelle 6-32: Differenz zwischen den Testdesigns *TD3* und *TD4*

Tabelle 6-32 stellt die Differenzen zwischen *TD3* und *TD4*, d.h. zwischen der Verwendung der vier Ordertypen mit und ohne Risiko-Management. Auch in dieser Darstellung sind die gleichen Tendenzen wie zwischen *TD0* und *TD4* zu verzeichnen. Das Risiko-Management mit der 1 %-Risiko- und der ATR(20;2,0)-Methode kann nur beim S&P 500 durchschnittlich einen positiven Effekt hervorrufen. Bei den beiden anderen Indizes verschlechtert sich die durchschnittliche Rendite. Die sehr schlechten Ergebnisse des S&P 400 und S&P 600 liegen daran, dass die Trades, welche beim *TD3* positiv geendet haben, durch den Stop-Preis zu früh beendet wurden. Deshalb sind mehr Trades mit negativer Rendite beim *TD4* als beim *TD0* oder *TD3* zu verzeichnen.

Bei der 2 %-Risiko- und der ATR(14;3,0)-Methode ist ein anderes Verhalten zu beobachten. Auf dem S&P 500 sind die Ergebnisse schlechter als bei den anderen beiden Methoden, so dass bei allen STP-Varianten schlechtere Rendite erzielt werden als ohne Risiko-Management. Bei den TRAIL-Methoden gilt dies genauso. Trotzdem fällt hier der Unterschied in der Rendite positiv aus, was jedoch nur dadurch zu erklären ist, dass die Renditen bei der 1 %-Risiko- und ATR(20;2,0)-Methode viel besser abschneiden als bei der STP-Variante. Vor allem die 2 %-Risiko-Methode zeigt beim S&P 400 und S&P

600 mit der STP-Variante sehr gute Ergebnisse. Bei der ATR(14;3,0)-Methode sind die Resultate zwar besser als bei der 1 %-Risiko- und ATR(20;2,0)-Methode, trotzdem sind in 50 % der Fälle negative Auswirkungen durch das Risiko-Management zu verzeichnen. Die TRAIL-Varianten sind gegenüber der STP-Variante jedoch bei diesen beiden Indizes die schlechtere Wahl.

Wie bereits bei TD2 (vgl. Tabelle 6-26) zu beobachten war, verringert sich das eingegangene Risiko mit der Verwendung von Stop-Preisen. Bei den TRAIL-Orders ist die Verminderung des Risikos in allen Fällen größer als bei den STP-Orders.

Die Verbesserungen der Rendite, welche durch den Einsatz der Risikomethoden bei den Simulationen ohne Börsenaufträge (TD2 – TD0) entstehen, differieren von den Renditesteigerungen bei Verwendung der Risikomethoden mit Börsenaufträgen (TD4 – TD3). Bei TD2 können größere Verbesserungen als bei TD4 festgestellt werden. Bei Letztgenanntem sind zum Teil sogar große Verluste zu beklagen. Eine Erklärung für diesen Umstand ist, dass eine STP- oder TRAIL-Order beim Erreichen des Stop-Preises in eine Market-Order umgewandelt wird. Diese Order unterliegt dann dem Preisrisiko und wird zum aktuellen besten Bid-Preis ausgeführt, der zumeist schlechter als der aktuelle Marktpreis ist.

Eine Prognosekraft der Trading-Algorithmen ist ebenfalls bei Verwendung von Risiko-Management-Methoden nur in den wenigsten Fällen vorhanden. Trotzdem kann genauso wie bei TD3 festgestellt werden, dass die Nullhypothesen des t-Tests und des Wilcoxon-Tests beim S&P 500 in allen getesteten Varianten öfters abgelehnt werden. Dieses Verhalten ist dadurch zu erklären, dass die Renditen des S&P 500 gegenüber TD3 in den meisten Fällen besser sind. Bei Verwendung von STP-Orders zeigen die statistischen Tests beim S&P 600 in 75 % der Fälle die kleinste Signifikanz. In den restlichen Fällen, welche ausschließlich bei der 2 %-Risiko-Methode zu finden sind, verzeichnet der S&P 400 die kleinste Prognosekraft. Bei der Anwendung von TRAIL-Orders ist die Prognosekraft fast nicht mehr vorhanden. Nur noch beim S&P 500 können die Nullhypothesen der beiden statistischen Verfahren in 2 % - 9 % der Fälle abgelehnt werden. Dabei ist zu beachten, dass die Bollinger Bänder bei keiner der 9 Aktien eine Prognosekraft aufzeigen. Bei der ATR(14;3,0)-Methode ist sogar bei allen Indizes keine Prognosekraft vorhanden. Im Allgemeinen hat die Anzahl der Tests bei der Verwendung von STP-Orders, bei denen im Mittel signifikant bessere Renditen als bei der Buy-and-Hold-Strategie erzielt werden konnten, im Vergleich zu TD3 etwas abgenommen. Bei den TRAIL-Orders ist die Abnahme noch viel stärker.

Alle vier Ordertypen betrachtend, kann keine Risikomethode das beste Ergebnis liefern. Aber für jeden Index und jede Stop-Order-Variante kann eine eindeutig beste Risikomethode spezifiziert werden. Diese sind in Tabelle 6-33 dargestellt.

	STP	TRAIL
S&P 500	ATR(20;2,0)	1 %-Risiko
S&P 400	2 %-Risiko	ATR(14;3,0)
S&P 600	2 %-Risiko	ATR(14;3,0)

Tabelle 6-33: Beste Risikomethoden bezüglich Index und Stop-Order-Variante

Diese Methoden werden im nächsten Testdesign weiter verwendet, wenn TD3 um die Money-Management-Methoden erweitert wird.

6.5.7 TD5: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management

Die bisherigen Testdesigns gingen bei jedem Signal g bzw. jeder Order k von einem Kauf bzw. Verkauf von jeweils einer Aktie ($\gamma_k = 1$) aus. Mit dieser Strategie kann der zu Grunde liegende Algorithmus zwar relativ gesehen gute Renditen erwirtschaften, doch absolut, d.h. mit einem konkreten Kapitaleinsatz, nur sehr wenig Gewinn realisieren. Die Aufgabe des Money-Managements ist es, die Höhe des Nennwertes der Order festzulegen. Im Folgenden werden die Ergebnisse der Simulationen für drei Money-Management-Methoden besprochen:

- 1) Fixed-Risk-Methode
- 2) Optimal- f -Methode
- 3) Secure- f -Methode

Diese Methoden werden zum einem mit den Ergebnissen aus TD0 und zum anderen mit den Ergebnissen aus TD4 verglichen, indem die Unterschiede aufgezeigt werden.

6.5.7.1 Fixed-Risk-Methode

Das Handelsrisiko, die Stop-Ordervarianten sowie die Ordertypen und Gültigkeitsregeln sind bereits im Testdesign (vgl. Kapitel 6.3.3.6) definiert worden. Aus den Ergebnissen von TD4 folgen die verwendeten Risikomethoden, wobei nur die besten Risikomethoden pro Index und Stop-Ordervariante verwendet werden (vgl. Tabelle 6-34).

Ordertyp	Index	Risikomethoden		Ordertyp	Index	Risikomethoden	
		$\varphi = 0,01$	$\varphi = 0,02$			$\varphi = 0,01$	$\varphi = 0,02$
STP	S&P 500	ATR(20;2,0)		TRAIL	S&P 500	1 %-Risiko	
		$> K$	$> K$			$= K$	$> K$
	S&P 400	2 %-Risiko			S&P 400	ATR(14;3,0)	
		$< K$	$= K$			$< K$	$< K$
	S&P 600	2 %-Risiko			S&P 600	ATR(14;3,0)	
		$< K$	$= K$			$< K$	$> K$

Tabelle 6-34: Verwendete Stop-Preisvarianten in TD5 mit Größe des Kapitaleinsatzes

Das Stop-Preisrisiko φ' ist bei den beiden statischen Methoden (1 %- und 2 %-Risiko) sehr einfach zu bestimmen, nämlich $\varphi' = 0,01$ bzw. $\varphi' = 0,02$. Die zwei dynamischen Methoden ATR(20;2,0) und ATR(14,3,0) besitzen kein festes φ' , da es bei jedem Kauf aus den historischen Preisen neu berechnet wird. Der Wert von φ' ist jedoch für die Höhe der festzusetzenden Margin notwendig. Deshalb werden zusätzlich die durchschnittlichen minimalen und maximalen Werte von φ' für den ATR(20;2,0) bei der S&P 500/STP-Kombination und den ATR(14;3,0) bei den S&P 400/TRAIL- und S&P 600/TRAIL-Kombinationen bestimmt. Für diese Kombinationen listet Tabelle 6-35 die berechneten Werte¹¹⁴.

Ordertyp / Risikomethode	Index	$\overline{\varphi'} [\varphi'_{min}; \varphi'_{max}]$
STP / ATR(20;2,0)	S&P 500	0,0071 [0,0034;0,0132]
	S&P 400	0,0215 [0,0073;0,1664]
TRAIL / ATR(14;3,0)	S&P 600	0,0141 [0,0067;0,0605]

Tabelle 6-35: Werte für das Stop-Preisrisiko φ'

¹¹⁴ Diese Werte werden mit dem MKT (GTC)-Ordertyp bestimmt. Für die anderen Ordertypen sind die Ergebnisse nahezu identisch.

Die Höhe des Kapitals, das durchschnittlich investiert wird, kann anhand des durchschnittlichen Stop-Preisrisikos $\bar{\varphi}'$ und des Handelsrisikos φ bestimmt werden¹¹⁵.

Der ATR(20;2,0) liefert beim S&P 500 $\bar{\varphi}' = 0,0071$. Dies bedeutet, dass bei beiden Handelsrisiko-Varianten durchschnittlich immer mehr als das vorhandene Kapital investiert werden muss. Der ATR(14;3,0) wird ausschließlich beim TRAIL-Ordertyp und den Indizes S&P 400 und S&P 600 verwendet. Anhand der Werte für $\bar{\varphi}'$ lässt sich feststellen, dass zum einen beim S&P 400 durchschnittlich weniger Kapital als vorhanden investiert wird. Dies gilt für die beiden Handelsrisiko-Varianten. Zum anderen kann festgehalten werden, dass beim S&P 600 für $\varphi = 0,01$ weniger, bei $\varphi = 0,02$ mehr als das vorhandene Kapital investiert wird, da $\bar{\varphi}'$ zwischen 0,01 und 0,02 liegt.

Daraus folgen drei Fälle, die für den Kapitaleinsatz unterschieden werden (vgl. Tabelle 6-34):

- 1) $\varphi > \bar{\varphi}'$: Es wird mehr investiert als Kapital vorhanden ist ($> K$). Deshalb ist in diesen Fällen ein Margin-Konto notwendig. Es kann davon ausgegangen werden, dass sich die Gewinne, aber auch die Verluste verstärken;
- 2) $\varphi = \bar{\varphi}'$: Es wird das gesamte Kapital investiert ($= K$). Dieser Fall kann nur bei der Verwendung der beiden statischen Risikomethoden (1 %- sowie 2 %-Risiko) vorkommen, da hier $\bar{\varphi}' = \varphi' = 0,01$ bzw. $\varphi' = 0,02$ gilt;
- 3) $\varphi < \bar{\varphi}'$: Es wird lediglich ein Teil des Kapitals investiert ($< K$). Gewinne und Verluste fallen nicht so stark ins Gewicht.

Die minimalen und maximalen Werte (q'_{min} und q'_{max}) zeigen, dass sich der ATR(14;3,0) viel volatiler darstellt als der ATR(20;2,0). Durch die Betrachtung von q'_{min} wird die benötigte Margin bestimmt. Der kleinste gemessene Wert für φ' wird mit 0,0034 festgehalten. Dies bedeutet, dass bei $\varphi = 0,01$ die größte Margin bei $mg = \frac{\varphi'_{min}}{\varphi} = \frac{0,0034}{0,01} = 0,34$ liegt. Bei $\varphi = 0,02$ folgt $mg = \frac{0,0034}{0,02} = 0,17$. Deshalb reicht eine Margin von 600 %, d.h. $mg = \frac{1}{6}$ aus, um die volle Hebelwirkung auszunutzen, die die Fixed-Risk-Methode zur Verfügung stellt. Bei einem Kapital von $K = 10.000$ darf maximal bis zu einer Investitionssumme von $\hat{\gamma} = K \cdot mg = 10.000 \cdot 6 = 60.000$ gehandelt werden.

Tabelle 6-36 zeigt Ausschnitte der Ergebnisse der Fixed-Risk-Methode und Tabelle 6-37 gibt die Differenzen zwischen TD4 (ohne Money-Management) und der Fixed-Risk-Methode an, jeweils aufgeteilt in die beiden Handelsrisikofaktoren $\varphi = 0,01$ und $\varphi = 0,02$. Neben dem durchschnittlichen Erwartungswert und der Standardabweichung der Renditen der Trading-Algorithmen ist die Anzahl an Teilausführungen gemessen an der Anzahl der Trades (TA) eine wichtige Kennzahl. Außerdem ist die Kapitalrendite (RK) essentiell um den Unterschied zur Kursrendite (R) aufzuzeigen. Bei der Verwendung der Market-Order sind durchweg negative Renditen (R und \bar{R}) zu verzeichnen, welche allesamt noch schlechter sind als bei den Simulationen ohne Money-Management. Dieses Ergebnis war zu erwarten, da es zu Teilausführungen der Order durch den Kauf und Verkauf von mehr als nur einem Asset kommen kann. Bei der Market-Order wirken sich Teilausführungen stärker auf die Rendite aus als bei den Limit-Orders, da zu jedem verfügbaren Preis gehandelt wird, bis die Order vollständig ausgeführt wurde. In vielen Fällen wird jede nachfolgende Teilausführung zu einem schlechteren Preis getätigt. Beim S&P 500 wirken sich viele Teilausführungen nicht so stark aus wie bei den weniger liquiden Aktien des S&P 400 und des

¹¹⁵ Für die Risikomethoden 1 %-Risiko und 2 %-Risiko gilt $\bar{\varphi}' = \varphi'_{max} = \varphi'_{min} = 0,01$ bzw. 0,02.

S&P 600. Je mehr Liquidität im Markt ist, desto billiger kann gekauft oder verkauft werden, d.h. dass pro Orderbuch-Level ein größeres Volumen zur Verfügung steht und somit kein oder nur ein kleinerer Teil der Order zu einem teureren Preis (nächstes Orderbuch-Level) gehandelt werden muss.

Im Allgemeinen sind die Differenzen der Renditen bei Verwendung der Limit-Orders zu *TD4*, ob positiv oder negativ, sehr gering. Dies zeigt, dass die Teilausführungen keinen großen Einfluss auf die durchschnittlichen Kauf- und Verkaufspreise haben im Gegensatz zur Marktorder. Der Grund hierfür ist, dass durch den angegebenen Limitpreis die obere bzw. untere Grenze des Kauf- bzw. Verkaufspreises fest vorgegeben ist. Deshalb können die einzelnen Teilausführungen nicht zu einem schlechteren Preis durchgeführt werden. Durch die Einhaltung des Limitpreises verlängert sich die Zeit bis die gesamte Order ausgeführt ist. Dies zeigt sich an den bis zu 6 % weniger Trades bei LMT (GTC). Bei LMT (DAY) und LMT (GTD) werden durchschnittlich 10 % der Orders nicht bzw. nur teilweise ausgeführt, da die Gültigkeitsdauer abgelaufen ist. Diese zeitliche Komponente führt jedoch nur zu einer geringen Veränderung der Rendite.

Die Verwendung der Fixed-Risk-Methode wirkt sich vor allem bei der LMT (GTC)-Variante positiv auf die Rendite aus. Bei einem Handelsrisikofaktor von $\varphi = 0,01$ sind zusätzlich noch alle S&P 600/STP-Kombinationen besser als ohne Money-Management.

Beim Vergleich der Ergebnisse von beiden Handelsrisikofaktoren φ ist bei der 2 %-Variante eine Verstärkung des Trend gegenüber der 1 %-Variante zu erwarten, da durch das zusätzlich riskierte Kapital eine Hebelwirkung eintritt, welche zu stärkeren Gewinnen aber auch zu größeren Verlusten führt. Die Ergebnisse in Tabelle 6-37 bestätigen diese Vermutung für den negativen Fall. Wird eine positive Differenz festgestellt, so wie das beim LMT (GTC) oder bei der S&P 600/STP-Kombination bei allen Limit-Ordertypen zutrifft, sind die Ergebnisse uneinheitlich. Nur bei den Resultaten des S&P 400 unter Verwendung der LMT (GTC)-Order kann eine Hebelwirkung beobachtet werden.

Die Gesamtkapitalrendite *RK* zeigt zum Teil deutliche Unterschiede gegenüber der Kursrendite *R*. Die Ergebnisse geben Aufschluss darüber, dass bei unterschiedlichem Kapitaleinsatz keine negative Rendite in eine positive Rendite umgewandelt wird, aber je nach Kapitaleinsatz der positive bzw. negative Effekt verstärkt oder vermindert wird. Anhand der Differenz $RK - R$ zeigt sich, ob durch den unterschiedlichen Einsatz an Kapital bessere oder schlechtere Ergebnisse erzielt werden.

Zum Teil weichen die Resultate von den erwarteten Werten ab. Dies fällt vor allem bei den Ergebnissen der Simulationen auf, in denen $\varphi = \bar{\varphi}'$ gilt. In diesen Fällen sollten die Resultate für *R* und *RK* sehr nah beieinander liegen, so dass die Differenz nahezu 0 ist. Weder bei der Market-Order noch bei den Limit-Orders kann dies beobachtet werden. Dafür gibt es zwei Erklärungen, welche von den eingesetzten Ordertypen und deren Risiken abhängen:

- 1) Bei den einzelnen Kauf-Transaktionen mit einer Market-Order wird nicht zwingend nur das gesamte Kapital investiert, sondern die Investitionssumme kann das vorhandene Kapital übersteigen, was dazu führt, dass ein Margin-Konto notwendig wird. Dadurch werden Gewinne und vor allem Verluste verstärkt. Dieser Effekt entsteht durch das Preisrisiko, das bei jedem Handel mit einer Market-Order besteht. Die Anzahl an Assets wird mit dem Preis q_t zum Zeitpunkt des Kaufsignals t berechnet (vgl. Formel (3-8)). Doch der durchschnittliche Kaufpreis, der sich nach der Ausführung der gesamten Order bestimmen lässt, liegt in den meisten Fällen über dem von q_t , da meistens jede weitere Teilausführungen bei größeren Aufträgen zu schlechteren Preisen ausgeführt wird. Aus diesem Grunde wird mehr Kapital

benötigt als vorhanden ist, was die Verluste verstärkt, die bei den drei betreffenden Simulationen¹¹⁶ zustande kommen.

- 2) Bei den Limit-Orders gilt die zuvor bei den Market-Orders beschriebene Erklärung nicht, da der Preis zum Zeitpunkt des Kaufsignals t mit dem Limitpreis der Order übereinstimmt, d.h. $q_t = q^{lmt}$. Deshalb kann der durchschnittliche Kaufpreis nicht höher sein als q_t . Die Ursache für die abweichenden Ergebnisse liegt am Nichtausführbarkeitsrisiko der Limit-Orders. Wenn eine Kauf-Limit-Order nicht vollständig ausgeführt wird, bevor die Gültigkeitsdauer abgelaufen ist, ist nur ein Teil der Assets gekauft worden, welche von der Fixed-Risk-Methode hätten gehandelt werden sollen. Folglich wurde nicht die Höhe an Kapital investiert, welche ursprünglich berechnet wurde. Somit haben Gewinne und Verluste nicht mehr so starken Einfluss auf RK . Am konkreten Beispiel der Aktie von *JP Morgan Chase* (JPM) ist dieser Effekt sehr gut erläuterbar:

Der Trading-Algorithmus VTRB generiert am 19.11.2012 um 15:30:00 (t) ein Kaufsignal zum Preis von $q_t = 39,58$. Mit $K_t = 9.854,96$ und $\varphi = \varphi' = 0,01$ wird die Anzahl an zu kaufenden Assets auf 248 festgesetzt. Da eine Limit-Order mit unendlicher Gültigkeit (GTC) eingesetzt wird, wird $q^{lmt} = q_t$ gesetzt. Diese ist gültig bis sie entweder vollständig ausgeführt oder der letzte Preis im Rahmen der Simulation erreicht wird. Am gleichen Datum können direkt 100 Assets zu 39,54 gekauft werden. Da der Preis der Aktie bis zum Ende (10.01.2013 21:59:59) beständig steigt und nicht mehr unter q^{lmt} fällt, dürfen keine weiteren Assets gekauft werden. Somit bleibt es bei den 100 Assets. Da am letztmöglichen Zeitpunkt t' alle gehaltenen Assets verkauft werden müssen und zu diesem Zeitpunkt der Preis $q_{t'} = 46,13$ beträgt, ergibt sich daraus ein Endkapital nach diesem Trade von $K_{t'} = 10.513,96$. Die Kursrendite für diesen Trade beläuft sich auf $R = \ln\left(\frac{100 \cdot 46,13}{100 \cdot 39,54}\right) = 0,1542$, da angenommen wurde, dass das gesamte Kapital investiert worden ist.

Wird jedoch die Kapitalrendite berechnet, fällt diese viel niedriger aus, da weniger Kapital investiert wurde: $RK = \ln\left(\frac{K_{t'}}{K_t}\right) = \ln\left(\frac{10.513,96}{9.854,96}\right) = 0,0647$. Bei den anderen beiden Gültigkeitsvarianten (GTD und DAY) tritt dieser Effekt ebenfalls auf. In diesen Fällen wirken sich die Unterschiede nicht so stark auf das Gesamtergebnis aus, da die Gültigkeitsdauern viel kürzer gewählt sind und sich der Preis nicht derart stark verändert. Deshalb sind hier die Verluste, gemessen am Gesamtverlust, weniger stark ausgeprägt.

Die Simulationen bei denen weniger Kapital investiert wurde, weisen zum Teil Verbesserungen von RK gegenüber R auf. Bei $\varphi = 0,01$ und einem negativen R können die Verluste durch weniger Investition verringert werden. Im Gegenzug ist jedoch der Gewinn bei einem positiven R kleiner (S&P 600 STP bei LMT(GTC/GTD/DAY)), da jeder Einzelgewinn nicht so stark ins Gewicht fällt. Bei $\varphi = 0,02$ ist ein anderes Bild zu beobachten. Bei der S&P 400/TRAIL-Kombination sollte laut Tabelle 6-34 und Tabelle 6-35 im Durchschnitt ebenfalls weniger Kapital investiert werden und obwohl der Trading-Algorithmus eine negative Kursrendite erwirtschaftet, ist das Ergebnis für RK bei 2 von 4 Fällen noch schlechter. Das durchschnittliche Stop-Preisrisiko liegt mit $\bar{\varphi}' = 0,0215$ sehr nahe am Handelsrisiko von $\varphi = 0,02$. Hinzu kommt, dass $\bar{\varphi}'$ sich sehr volatil gestaltet mit $\varphi'_{min} = 0,0073$ und $\varphi'_{max} = 0,1664$. Deshalb wird in vielen Fällen mehr als das vorhandene Kapital investiert. Darüber hinaus wurden Verluste festgestellt, die die Kapitalrendite weiter negativ beeinflusst haben.

¹¹⁶ Vgl. Tabelle 6-34.

		$\varphi = 0,01$						$\varphi = 0,02$					
		MKT (GTC)						MKT (GTC)					
		<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>
S&P 500	STP	-0,011343	-0,000153	0,021761	0,39	-0,013331	-0,001988	-0,013661	-0,000184	0,021763	0,52	-0,035371	-0,021711
	TRAIL	-0,008738	-0,000118	0,006280	0,87	-0,009202	-0,000464	-0,011357	-0,000153	0,006235	1,38	-0,023529	-0,012173
S&P 400	STP	-0,097491	-0,001327	0,063019	0,75	-0,045952	0,051539	-0,130822	-0,001778	0,066242	1,91	-0,124222	0,006600
	TRAIL	-0,296137	-0,004025	0,038266	1,32	-0,165124	0,131013	-0,339176	-0,004609	0,043601	2,60	-0,377491	-0,038315
S&P 600	STP	-0,019285	-0,000266	0,040712	0,28	-0,009938	0,009346	-0,045899	-0,000626	0,042213	1,01	-0,048053	-0,002154
	TRAIL	-0,097069	-0,001318	0,018853	1,19	-0,078438	0,018631	-0,143634	-0,001948	0,029215	2,31	-0,240482	-0,096849
		LMT (GTC)						LMT (GTC)					
		<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>
S&P 500	STP	-0,008632	-0,000120	0,021308	0,73	-0,012205	-0,003572	-0,009174	-0,000127	0,021352	1,08	-0,028279	-0,019106
	TRAIL	-0,005024	-0,000069	0,006703	0,90	-0,006699	-0,001674	-0,005233	-0,000072	0,006721	1,56	-0,016279	-0,011046
S&P 400	STP	-0,034401	-0,000477	0,055947	1,41	-0,012949	0,021452	-0,033514	-0,000470	0,056569	3,64	-0,035315	-0,001801
	TRAIL	-0,077906	-0,001069	0,019226	1,80	-0,032741	0,045165	-0,074951	-0,001034	0,022536	3,76	-0,073492	0,001459
S&P 600	STP	0,006879	0,000086	0,038119	0,49	0,005642	-0,001238	0,003863	0,000046	0,038547	2,05	0,007574	0,003711
	TRAIL	-0,044139	-0,000606	0,014558	1,51	-0,010690	0,033448	-0,045948	-0,000634	0,014697	3,27	-0,047464	-0,001600
		LMT (GTD)						LMT (GTD)					
		<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>
S&P 500	STP	-0,009198	-0,000124	0,021282	0,69	-0,010821	-0,001623	-0,009935	-0,000134	0,021319	1,03	-0,027864	-0,017929
	TRAIL	-0,008222	-0,000111	0,005833	0,89	-0,009208	-0,000986	-0,008543	-0,000115	0,005851	1,53	-0,020160	-0,011617
S&P 400	STP	-0,035102	-0,000480	0,059224	1,37	-0,012353	0,022748	-0,039324	-0,000539	0,059441	3,58	-0,036965	0,002359
	TRAIL	-0,116550	-0,001585	0,021453	1,82	-0,061363	0,055187	-0,115530	-0,001573	0,023777	3,72	-0,125613	-0,010082
S&P 600	STP	0,008669	0,000115	0,038750	0,47	0,006271	-0,002398	0,006060	0,000080	0,039114	1,94	0,009441	0,003381
	TRAIL	-0,052622	-0,000718	0,013881	1,46	-0,018286	0,034336	-0,054702	-0,000746	0,014166	3,16	-0,060307	-0,005605
		LMT (DAY)						LMT (DAY)					
		<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	<i>TA</i>	<i>RK</i>	<i>RK - R</i>
S&P 500	STP	-0,009792	-0,000132	0,021133	0,64	-0,011197	-0,001405	-0,010116	-0,000136	0,021164	0,96	-0,026305	-0,016190
	TRAIL	-0,006677	-0,000090	0,005536	0,84	-0,007048	-0,000370	-0,006976	-0,000094	0,005561	1,46	-0,015273	-0,008298
S&P 400	STP	-0,038255	-0,000524	0,059368	1,39	-0,014544	0,023711	-0,042585	-0,000583	0,059635	3,61	-0,042564	0,000021
	TRAIL	-0,106368	-0,001448	0,021060	1,80	-0,054797	0,051571	-0,102233	-0,001395	0,024310	3,76	-0,107602	-0,005369
S&P 600	STP	0,006803	0,000090	0,038439	0,48	0,005522	-0,001281	0,003780	0,000049	0,038843	1,95	0,007306	0,003525
	TRAIL	-0,046512	-0,000636	0,013496	1,45	-0,011548	0,034964	-0,048747	-0,000666	0,014243	3,15	-0,047330	0,001417

Tabelle 6-36: Ergebnisse der Fixed-Risk-Methode

		Differenz mit MKT (GTC) ($\varphi = 0,01$)				Differenz mit MKT (GTC) ($\varphi = 0,02$)			
		H	R	\bar{R}	s	H	R	\bar{R}	s
S&P 500	STP	0,01	-0,007541	-0,000102	-0,000283	0,01	-0,009859	-0,000133	-0,000280
	TRAIL	0,00	-0,006000	-0,000081	-0,000408	0,00	-0,008619	-0,000116	-0,000453
S&P 400	STP	0,01	-0,024494	-0,000333	-0,000170	0,02	-0,057825	-0,000784	0,003054
	TRAIL	0,00	-0,056731	-0,000767	0,005124	0,00	-0,099770	-0,001350	0,010459
S&P 600	STP	0,00	-0,003659	-0,000050	0,000225	0,01	-0,030273	-0,000410	0,001726
	TRAIL	0,00	-0,031313	-0,000424	0,003344	0,00	-0,077878	-0,001054	0,013706
		Differenz mit LMT (GTC) ($\varphi = 0,01$)				Differenz mit LMT (GTC) ($\varphi = 0,02$)			
		H	R	\bar{R}	s	H	R	\bar{R}	s
S&P 500	STP	-0,01	-0,001504	-0,000024	0,000266	-0,01	-0,002045	-0,000031	0,000310
	TRAIL	-0,05	0,001136	0,000014	0,000608	-0,05	0,000928	0,000011	0,000626
S&P 400	STP	-0,03	0,003331	0,000037	0,000685	-0,06	0,004219	0,000045	0,001308
	TRAIL	-0,03	0,001137	0,000004	-0,000063	-0,06	0,004092	0,000038	0,003247
S&P 600	STP	0,00	0,001434	0,000019	-0,000043	-0,01	-0,001583	-0,000020	0,000385
	TRAIL	-0,04	0,003717	0,000049	-0,000135	-0,05	0,001991	0,000022	0,000003
		Differenz mit LMT (GTD) ($\varphi = 0,01$)				Differenz mit LMT (GTD) ($\varphi = 0,02$)			
		H	R	\bar{R}	s	H	R	\bar{R}	s
S&P 500	STP	0,01	-0,002787	-0,000037	0,000048	0,01	-0,003524	-0,000047	0,000085
	TRAIL	-0,01	-0,001885	-0,000026	-0,000066	-0,01	-0,002206	-0,000030	-0,000047
S&P 400	STP	-0,01	-0,003372	-0,000049	-0,000241	-0,01	-0,007595	-0,000107	-0,000024
	TRAIL	-0,01	-0,005307	-0,000074	-0,000146	-0,02	-0,004287	-0,000063	0,002179
S&P 600	STP	0,01	0,003036	0,000042	-0,000351	0,00	0,000426	0,000007	0,000013
	TRAIL	0,00	-0,004046	-0,000058	0,000011	0,00	-0,006126	-0,000086	0,000296
		Differenz mit LMT (DAY) ($\varphi = 0,01$)				Differenz mit LMT (DAY) ($\varphi = 0,02$)			
		H	R	\bar{R}	s	H	R	\bar{R}	s
S&P 500	STP	0,02	-0,002473	-0,000033	-0,000137	0,02	-0,002796	-0,000038	-0,000106
	TRAIL	0,00	-0,001450	-0,000020	-0,000092	0,00	-0,001748	-0,000024	-0,000067
S&P 400	STP	0,01	-0,002129	-0,000032	0,000624	0,00	-0,006459	-0,000092	0,000891
	TRAIL	-0,04	0,000008	-0,000003	0,000011	-0,08	0,004143	0,000050	0,003260
S&P 600	STP	0,04	0,001513	0,000021	-0,000189	0,03	-0,001510	-0,000019	0,000215
	TRAIL	-0,01	-0,002776	-0,000041	0,000042	-0,01	-0,005011	-0,000071	0,000790

Tabelle 6-37: Differenz zwischen den Testdesigns TD4 und TD5

Die Kapitalrendite RK der Simulationen, welche mehr als das vorhandene Kapital investieren, ist erwartungsgemäß überall schlechter als die Kursrendite R . Der Grund sind die negativen Renditen, welche die Trading-Algorithmen erwirtschaften. Durch das Investieren von mehr Kapital wird dieser Trend verstärkt.

In Bezug auf die Prognosekraft der Trading-Algorithmen zeigt der t -Test auf den Aktien des S&P 500 nur noch sporadisch signifikant bessere Ergebnisse.

Bei der Fixed-Risk-Methode wurde der zu riskierende Betrag, also das f , anhand des Handelsrisikos φ und des Stop-Preisrisikos φ' berechnet. Die folgende Optimal- f -Methode begründet ihre Berechnungen für ein optimales f (f^*) auf die in der Vergangenheit getätigten Renditen.

6.5.7.2 Optimal-f-Methode

Um die Optimal-f-Methode einsetzen zu können, müssen in einem ersten Schritt die beiden Schranken für die minimale und maximale Anzahl an Renditen bestimmt werden. Diese Grenzen werden durch den Algorithmus 3-4 für alle Indizes berechnet und sind in Tabelle 6-38 angegeben.

Index	n^{min}	n^{max}
S&P 500	8	1671
S&P 400	6	1793
S&P 600	10	624

Tabelle 6-38: Minimale und maximale Schranken der Renditen für die Optimal-f-Methode

Insofern kommt die Optimal-f-Methode frühestens erst beim 8. (S&P 500), 6. (S&P 400) oder 10. (S&P 600) Trade zum Einsatz. Sind weniger als n^{min} Renditen vorhanden oder beläuft sich der Erwartungswert der Renditen aller bisherigen Trades auf einen negativen Wert, werden die gleichen Konfigurationen wie bei der Fixed-Risk-Methode aus Tabelle 6-34 verwendet. Da n^{max} sehr hohe Werte annimmt, ist es für die folgenden Simulationen nicht relevant.

Die in Kapitel 4 bereits angesprochene Aggressivität der Optimal-f-Methode wird sich in den Simulationen an der Höhe des zu investierenden Kapitals bemerkbar machen. Dies hat Auswirkungen auf die Größe der Margin. Es wird erwartet, dass die Margin von $mg = \frac{1}{6}$, welche bei der Fixed-Risk-Methode verwendet wurde, hier nicht ausreichend ist. Deshalb wird die Grenze der Margin in einem ersten Schritt aufgehoben, um die Fähigkeiten der Optimal-f-Methode in den folgenden Simulationen besser bewerten zu können. Bei den ersten Simulationen muss jedoch festgestellt werden, dass die Investitionssummen in extreme Höhen hochgeschraubt werden und viele Simulationen mit großen Verlusten beendet werden müssen. In einigen Fällen ist am Ende sogar ein negatives Kapital festzustellen. Aus diesem Grund wird wieder eine Margin-Grenze eingeführt, welche mit $mg = \frac{1}{16}$ festgesetzt wird. Dieser Wert für mg leitet sich aus dem Mittelwert der benötigten Margin-Größen \overline{mg} ab. Eine Veränderung der Margin kann vorgenommen werden, da bei der Fixed-Risk-Methode $mg = \frac{1}{6}$ zu keinem Zeitpunkt erreicht wurde. Somit ist ein Vergleich der beiden Money-Management-Methoden weiterhin gewährleistet.

Tabelle 6-39 beinhaltet ausschließlich die Differenz der Kapitalrendite zwischen der Optimal-f- und der Fixed-Risk-Methode. Die Ergebnisse der Optimal-f-Methode zeigen zum Teil extreme Verluste gegenüber der Fixed-Risk-Methode, welche durch die sehr großen Investitionen verursacht wurden. Nur in vier Fällen, welche ausschließlich beim S&P 600 mit der STP-Order vorkommen, kann sich die Optimal-f-Methode gegenüber der Fixed-Risk-Methode durchsetzen. Die schlechtesten Ergebnisse liefert mit Abstand die S&P 400/STP-Kombination. Diese großen negativen Renditen kommen dadurch zustande, da zuerst kleinere Gewinne erwirtschaftet werden. Nachdem die Mindestanzahl an Renditen von $n_{min} = 6$ erreicht wurde, wird ein großes f^* berechnet. Zusammen mit einem sehr kleinen größten bisherigen Verlust L wird für den nächsten Trade eine sehr große Anzahl an Assets und somit ebenfalls eine sehr große Investitionssumme benötigt. Wenn diese Assets nun zu schlechteren Preisen verkauft werden, multipliziert sich der Verlust entsprechend dem Inversen von mg .

		$\varphi = 0,01$			
		MKT (GTC)	LMT (GTC)	LMT (GTD)	LMT (DAY)
S&P 500	STP	-0,026441	-0,024096	-0,023312	-0,017157
	TRAIL	-0,012609	-0,001589	-0,002091	-0,004299
S&P 400	STP	-0,119857	-0,155727	-0,128209	-0,133691
	TRAIL	-0,021488	-0,040648	-0,015221	-0,012658
S&P 600	STP	-0,068952	-0,022739	0,017899	0,000353
	TRAIL	-0,031043	-0,052741	-0,047827	-0,058387
		$\varphi = 0,02$			
		MKT (GTC)	LMT (GTC)	LMT (GTD)	LMT (DAY)
S&P 500	STP	-0,019735	-0,012672	-0,013391	-0,003369
	TRAIL	-0,010296	-0,000304	-0,005862	-0,006095
S&P 400	STP	-0,088731	-0,114857	-0,113313	-0,113924
	TRAIL	-0,023351	-0,028888	-0,012311	-0,032199
S&P 600	STP	-0,035994	0,013562	-0,018474	0,004179
	TRAIL	-0,028939	-0,050248	-0,045873	-0,051351

Tabelle 6-39: Differenz zwischen Kapitalrendite aus Fixed-Risk-Methode und Optimal-f-Methode

Tabelle 6-40 beinhaltet den Anteil an Teilausführungen gemessen an der Summe der Trades (TA), die Kapitalrendite (RK) und die für die Optimal-f-Methode betreffenden folgenden Kennzahlen:

- 5) Anteil der Trades, bei denen die Optimal-f-Methode zur Anwendung kommt, gemessen an der Summe der Trades ($f^*\%$);
- 6) Mittelwert aller f^* ($\overline{f^*}$);
- 7) Anteil der Trades, welche mehr als das zur Verfügung stehende Kapital investieren und die Optimal-f-Methode verwenden ($\hat{y} > K$);
- 8) Mittelwert der benötigten Margin für die Trades, welche die Optimal-f-Methode verwendet haben ($\overline{m\bar{g}}$).

Die Werte für die Teilausführungen (TA) geben Aufschluss darüber, dass die einzelnen Orders bei allen Simulationen in mehr Teilausführungen ausgeführt werden als bei der Fixed-Risk-Methode, da der Nennwert der einzelnen Orders größer ist. Durch die Verwendung der Optimal-f-Methode kehren sich 2 der 6 einzigen positiven Renditen (S&P 600/STP) bei der Fixed-Risk-Methode ins Negative. Dabei handelt es sich um die beiden Simulationen mit dem LMT (GTC)-Ordertyp.

Der Anteil an Trades, in denen die Optimal-f-Methode angewendet wird, ist bei den Simulationen auffällig hoch, welche mit den Aktien des S&P 500 durchgeführt werden. Da die Kapitalrenditen jedoch trotzdem im Gegensatz zum S&P 400 nur einen relativ kleinen Verlust ausweisen, muss sich die Optimal-f-Methode zum großen Teil positiv ausgewirkt haben. Bei einer Untersuchung der Ergebnisse der einzelnen Aktien kann festgestellt werden, dass bei einigen wenigen Aktien mehr als 80 % der Nennwerte der Trades mithilfe der Optimal-f-Methode ermittelt wurden. Gerade diese Aktien erwirtschafteten bis zum Ende des Beobachtungszeitraumes mehrheitlich eine positive Kapitalrendite. Als Beispiel kann die Aktie DuPont de Nemours (DD) herangezogen werden. Bei 45 von 53 Trades ($f^*\% = 0,85$) wird die Optimal-f-Methode verwendet. Die Aktie erwirtschaftet eine Kapitalrendite von insgesamt 6,56 % mit einem Kapitalendwert von $K = 10.678,07$. Die Wirksamkeit der Optimal-f-Methode zeigt sich an den Trades 10 und 11. Die Kapitalrenditen betragen 10,74 % bzw. 5,34 %. Nur mithilfe des durch die Margin zur Verfügung stehenden Kapitals von ungefähr dem

15-fachen des vorhandenen Kapitals konnten diese beiden Kapitalrenditen erwirtschaftet werden. Das Kapital ist somit innerhalb dieser beiden Trades von 10.377,87 auf 12.187,67 gestiegen. Der Trading-Algorithmus erzielt im Gegensatz dazu lediglich 0,71 % bzw. 0,34 % an Kursrendite. Da die Optimal- f -Methode bei weiteren positiven Trades stets mehr Kapital investiert, kann der zuvor erzielte Gewinn bei fallenden Kursen sehr schnell wegschmelzen. Bei der gleichen Aktie fällt der Preis in Trade 12 und das Kapital beträgt danach nur noch 10.726,05. Dies entspricht einer Kapitalrendite von -12,77 %. Dieses Beispiel zeigt, wie schnell sich das Kapital durch die Optimal- f -Methode vermehren kann, aber die Gewinne sich auch sehr schnell in Verluste umwandeln können. Wegen der positiven oder nur sehr kleinen negativen Renditen weisen ebenfalls die Ergebnisse bei der S&P 600/STP-Kombination, speziell bei allen LMT-Varianten, höhere Werte bei f^* % auf.

		$\varphi = 0,01$						$\varphi = 0,02$					
		MKT (GTC)						MKT (GTC)					
		<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,47	-0,039771	0,10	0,12	0,51	0,16	0,61	-0,055106	0,14	0,09	0,51	0,29
	TRAIL	1,33	-0,021811	0,12	0,22	0,81	0,08	1,69	-0,033825	0,12	0,17	0,82	0,10
S&P 400	STP	1,39	-0,165809	0,02	0,22	0,82	0,10	2,34	-0,212953	0,05	0,24	0,62	0,11
	TRAIL	1,46	-0,186612	0,02	0,24	0,85	0,07	2,66	-0,400843	0,01	0,23	0,85	0,08
S&P 600	STP	0,72	-0,078890	0,03	0,20	0,84	0,11	1,18	-0,084047	0,04	0,20	0,79	0,15
	TRAIL	1,41	-0,109481	0,01	0,23	0,95	0,07	2,41	-0,269422	0,01	0,19	0,97	0,07
		LMT (GTC)						LMT (GTC)					
		<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,89	-0,036301	0,10	0,12	0,43	0,17	1,31	-0,040951	0,15	0,08	0,42	0,39
	TRAIL	1,53	-0,008288	0,13	0,25	0,80	0,08	2,10	-0,016583	0,14	0,23	0,82	0,10
S&P 400	STP	3,14	-0,168676	0,04	0,20	0,95	0,10	4,32	-0,150172	0,05	0,19	0,74	0,14
	TRAIL	2,20	-0,073389	0,01	0,21	0,83	0,08	4,26	-0,102380	0,02	0,16	0,63	0,10
S&P 600	STP	1,93	-0,017097	0,08	0,17	0,83	0,13	3,14	0,021136	0,09	0,17	0,72	0,16
	TRAIL	2,02	-0,063431	0,03	0,18	0,84	0,09	3,70	-0,097712	0,03	0,17	0,97	0,09
		LMT (GTD)						LMT (GTD)					
		<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,84	-0,034133	0,11	0,11	0,43	0,16	1,23	-0,041255	0,15	0,09	0,47	0,29
	TRAIL	1,45	-0,011299	0,14	0,27	0,78	0,08	1,99	-0,026022	0,15	0,25	0,79	0,10
S&P 400	STP	3,19	-0,140562	0,05	0,20	0,93	0,10	4,37	-0,150278	0,08	0,18	0,65	0,14
	TRAIL	2,45	-0,076584	0,03	0,14	0,99	0,09	4,26	-0,137924	0,04	0,11	0,91	0,13
S&P 600	STP	1,41	0,024170	0,06	0,19	0,81	0,11	2,49	-0,009033	0,09	0,18	0,66	0,14
	TRAIL	2,23	-0,066113	0,04	0,16	0,90	0,09	3,81	-0,106180	0,04	0,15	0,91	0,10
		LMT (DAY)						LMT (DAY)					
		<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	<i>TA</i>	<i>RK</i>	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,81	-0,028354	0,12	0,09	0,49	0,19	1,16	-0,029674	0,19	0,07	0,45	0,43
	TRAIL	1,36	-0,011346	0,10	0,30	0,90	0,08	1,92	-0,022374	0,11	0,29	0,90	0,09
S&P 400	STP	2,90	-0,148235	0,04	0,21	0,91	0,10	4,19	-0,156488	0,07	0,20	0,63	0,13
	TRAIL	2,41	-0,067455	0,02	0,20	1,00	0,08	4,43	-0,105690	0,04	0,18	0,89	0,10
S&P 600	STP	2,18	0,005875	0,07	0,21	0,85	0,10	3,25	0,011485	0,11	0,18	0,72	0,15
	TRAIL	2,08	-0,069935	0,04	0,23	0,94	0,07	3,71	-0,098815	0,05	0,20	0,84	0,10

Tabelle 6-40: Ergebnisse der Optimal- f -Methode

Außer bei der S&P 500/STP-Kombination wird für mehr als 50 % bis zu 100 % der Trades ein Margin-Konto benötigt. Die durchschnittliche Margin-Größe $\overline{m\bar{g}}$ zeigt vor allem bei den Trailing-Orders einen teilweise sehr kleinen Wert obwohl nur sehr wenige Trades stattfinden, welche die Optimal- f -Methode verwenden. Daraus folgt, dass durch die Optimal- f -Methode keine Gewinne erwirtschaftet werden konnten, da ansonsten die Anzahl an Trades mit Optimal- f -Methode größer sein müsste. Weiterhin sind die Verluste so groß, dass die Kapitalrendite negativ wird.

Anhand der Ergebnisse der Optimal- f -Methode wird im nächsten Schritt die Secure- f -Methode verwendet, um die Verlustrisiken, die durch teilweise sehr große Hebel entstehen, zu verkleinern und somit die Ergebnisse der Rendite zu verbessern.

6.5.7.3 Secure- f -Methode

Da die Secure- f -Methode auf der Optimal- f -Methode basiert, werden an dieser Stelle ebenfalls die vorherigen Renditen für die Berechnung der zu investierenden Assets verwendet. Zusätzlich wird der erwartete Drawdown (DD) benötigt. Dieser Wert berechnet sich für die folgenden Simulationen mithilfe des größten Verlustes $L_{\psi,Z3,TA}$ jeder der 27 Aktien ψ aus der Subperiode Z3 für jeden der 6 Trading-Algorithmen (TA). Somit ergeben sich 162 verschiedenen Werte für $L_{\psi,Z3,TA}$. Dabei bezeichnet $L_{\psi,Z3,TA}$ den erwarteten Drawdown DD , wie ihn (Jones, 1999) definiert hat (vgl. Kapitel 3.4.4.3)¹¹⁷:

$$DD = -L_{\psi,Z3,TA} \quad (6-26)$$

		$\varphi = 0,01$			
		MKT (GTC)	LMT (GTC)	LMT (GTD)	LMT (DAY)
S&P 500	STP	0,016260	0,012515	0,013739	0,010972
	TRAIL	0,004324	0,002460	-0,001866	-0,000962
S&P 400	STP	0,088128	0,127501	0,097825	0,110775
	TRAIL	0,015113	0,030258	0,010031	0,010423
S&P 600	STP	0,046310	0,042311	-0,012969	0,008009
	TRAIL	0,024700	0,015222	0,011625	0,019225
		$\varphi = 0,02$			
		MKT (GTC)	LMT (GTC)	LMT (GTD)	LMT (DAY)
S&P 500	STP	0,012982	0,007072	0,013203	0,005307
	TRAIL	0,002465	-0,001644	0,001512	0,001193
S&P 400	STP	0,062254	0,090122	0,091603	0,096163
	TRAIL	0,018113	0,017455	0,009885	-0,002629
S&P 600	STP	0,021634	0,013111	0,013138	-0,020272
	TRAIL	0,022424	0,015217	0,012506	0,018726

Tabelle 6-41: Differenz zwischen Kapitalrendite aus Optimal- f -Methode und Secure- f -Methode

In Tabelle 6-41 wird ersichtlich, dass die Secure- f -Methode in fast allen Kombinationen bessere Ergebnisse bezüglich der Kapitalrendite erwirtschaftet als bei der Optimal- f -Methode. Es fällt vor allem auf, dass die großen Verluste beim S&P 400 mit der Optimal- f -Methode fast ausgeglichen werden. Einige Resultate der Secure- f -Methode, vor allem die der S&P 600/STP-Kombinationen mit $\varphi = 0,01$, sind sogar besser als die der Fixed-Risk-Methode. Aus den Kombinationen, welche hier

¹¹⁷ Würde die Methode von (Zamansky & Stendahl, 1998) zum Einsatz kommen, müsste der DD in den MAD gemäß der Formel (3-37) umgewandelt werden.

eine negative Differenz aufweisen, kann gefolgert werden, dass bei den größeren Investitionen bei der Optimal- f -Methode mehr Gewinn erwirtschaftet werden konnte, um die Verluste zum Teil auszugleichen. Bei der Secure- f -Methode hat der nun kleinere Gewinn nicht mehr für eine Verbesserung gegenüber der Optimal- f -Methode gereicht.

Äquivalent zu den Ergebnissen der Optimal- f -Methode zeigt Tabelle 6-42 die Ergebnisse der Secure- f -Methode. Die Resultate bestätigen die Erwartungen, da durch die Secure- f -Methode weniger investiert wird als bei der Optimal- f -Methode. Daraus folgt, dass weniger Teilausführungen zustande kommen. Die größere Anzahl an Trades, bei denen die Secure- f -Methode verwendet wird, weist auf höhere Renditen im Vergleich zur Optimal- f -Methode hin, welche sich in den Ergebnissen aus Tabelle 6-41 manifestieren. Außerdem ist der durchschnittliche Wert von f^* in allen Fällen erheblich kleiner als bei der Optimal- f -Methode, da durch die Verwendung des DD ein größeres Risiko angenommen wird als der bisher größte Verlust L . Daraus resultiert aber nicht zwingend, dass sich die Anzahl der Trades verringert bei denen auf das Margin-Konto zurückgegriffen werden muss ($\hat{\gamma} > K$). Bei allen STP-Orders trifft dies für alle Ergebnisse zu, doch bei einigen TRAIL-Orders nimmt $\hat{\gamma} > K$ nicht ab und weist sogar bei einigen Resultaten größere Werte auf, obwohl der Wert für \bar{f}^* kleiner ist als bei der Optimal- f -Methode. Dieses kann nur dadurch erklärt werden, dass die Werte für den größten bisherigen Verlust L kleiner sein müssen als diejenigen der Optimal- f -Methode. Dieses Verhalten kann am Beispiel der S&P 400/TRAIL-Kombination mit der Aktie QCOR und den Bollinger Bändern gezeigt werden, wobei die Market-Order verwendet und $\varphi = 0,01$ angenommen wird. Bei 25 Trades wird die Optimal- f -Methode bzw. Secure- f -Methode verwendet. Dabei wird bei der Optimal- f -Methode jedoch nur doppelt so viel wie das vorhandene Kapital investiert. Bei der Secure- f -Methode sind es 12 Mal so viel. Beim näheren Betrachten der einzelnen Trades fällt auf, dass es sich bei den beiden Trades bei der Optimal- f -Methode um einen sehr großen Gewinn (17,24 %) und einen großen Verlust (13,76 %) handelt. Daraus folgt $L = -0,1376$. Nach diesem letzten Verlust ist die Kapitalrendite zwar noch positiv, aber die folgenden Einsätze fallen viel geringer aus. Die Secure- f -Methode hingegen hat bei den gleichen Trades auf der einen Seite weniger Gewinn erwirtschaftet (8,89 %), auf der anderen Seite aber auch weniger Verlust erlitten (2,62 %). Da der bisherige Verlust mit $L = -0,0262$ viel kleiner ist als der bei der Optimal- f -Methode, wird dort trotz kleinerem f^* ein größerer Betrag investiert. Daraus ist zu schließen, dass bei der Verwendung der Secure- f -Methode nicht zwingend weniger investiert wird. Trotzdem sind die Einsätze bei der Secure- f -Methode durchschnittlich viel kleiner als bei der Optimal- f -Methode. Dies zeigt sich bei allen Ergebnissen bezüglich der durchschnittlich benötigten Margin \overline{mg} . Letztendlich können dennoch nur bei den Limit-Orders und der S&P 600/STP-Kombination positive Kapitalrenditen RK beobachtet werden, mit der Ausnahme der LMT (DAY)-Order bei einem φ von 0,02.

		$\varphi = 0,01$						$\varphi = 0,02$					
		MKT (GTC)						MKT (GTC)					
		TA	RK	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	TA	RK	$f^*\%$	\bar{f}^*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,39	-0,023511	0,16	0,04	0,37	0,40	0,58	-0,042124	0,20	0,06	0,41	0,47
	TRAIL	1,10	-0,017487	0,14	0,02	0,79	0,19	1,51	-0,031360	0,14	0,03	0,75	0,24
S&P 400	STP	0,84	-0,077681	0,08	0,02	0,21	0,52	1,84	-0,150699	0,14	0,04	0,19	0,51
	TRAIL	1,39	-0,171499	0,02	0,01	0,89	0,14	2,63	-0,382730	0,02	0,01	0,73	0,33
S&P 600	STP	0,48	-0,032580	0,07	0,04	0,41	0,27	1,08	-0,062413	0,09	0,06	0,36	0,25
	TRAIL	1,26	-0,084781	0,02	0,01	0,88	0,25	2,33	-0,246997	0,03	0,02	0,82	0,34

		LMT (GTC)						LMT (GTC)					
		TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,77	-0,023785	0,14	0,04	0,35	0,36	1,23	-0,033879	0,19	0,05	0,35	0,55
	TRAIL	1,16	-0,005828	0,13	0,02	0,81	0,20	1,74	-0,018227	0,16	0,04	0,86	0,23
S&P 400	STP	1,67	-0,041175	0,09	0,02	0,31	0,52	3,56	-0,060050	0,12	0,04	0,22	0,52
	TRAIL	2,02	-0,043131	0,03	0,01	0,75	0,33	3,87	-0,084924	0,04	0,01	0,44	0,64
S&P 600	STP	0,97	0,025214	0,10	0,04	0,52	0,36	2,37	0,034247	0,13	0,06	0,46	0,48
	TRAIL	1,63	-0,048209	0,03	0,01	0,94	0,29	3,27	-0,082495	0,05	0,02	0,70	0,43
		LMT (GTD)						LMT (GTD)					
		TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,73	-0,020394	0,14	0,05	0,33	0,36	1,15	-0,028052	0,20	0,05	0,40	0,52
	TRAIL	1,13	-0,013165	0,15	0,03	0,74	0,18	1,67	-0,024509	0,17	0,04	0,77	0,20
S&P 400	STP	1,58	-0,042738	0,13	0,02	0,18	0,49	3,39	-0,058675	0,18	0,04	0,20	0,55
	TRAIL	2,02	-0,066553	0,03	0,01	0,84	0,28	3,87	-0,128039	0,04	0,02	0,86	0,51
S&P 600	STP	0,81	0,011202	0,10	0,04	0,50	0,33	2,10	0,004105	0,13	0,06	0,40	0,42
	TRAIL	1,61	-0,054488	0,04	0,01	0,90	0,26	3,20	-0,093673	0,05	0,02	0,84	0,37
		LMT (DAY)						LMT (DAY)					
		TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}	TA	RK	f*%	f*	$\hat{\gamma} > K$	\overline{mg}
S&P 500	STP	0,69	-0,017382	0,17	0,04	0,36	0,47	1,09	-0,024367	0,22	0,05	0,36	0,62
	TRAIL	1,07	-0,012309	0,13	0,02	0,89	0,17	1,61	-0,021181	0,15	0,03	0,88	0,19
S&P 400	STP	1,53	-0,037460	0,11	0,02	0,18	0,50	3,41	-0,060325	0,14	0,03	0,12	0,52
	TRAIL	2,13	-0,057032	0,04	0,02	0,77	0,28	3,96	-0,108319	0,05	0,02	0,89	0,46
S&P 600	STP	0,88	0,013884	0,11	0,05	0,55	0,29	2,08	-0,008787	0,14	0,06	0,43	0,40
	TRAIL	1,67	-0,050710	0,05	0,02	0,89	0,20	3,23	-0,080089	0,08	0,03	0,87	0,28

Tabelle 6-42: Ergebnisse der Secure-f-Methode

Aus den Ergebnissen der Simulationen für die Optimal-f-Methode und die Secure-f-Methode kann festgehalten werden, die die Secure-f-Methode auf den vorliegenden Daten bessere Ergebnisse erzielt als die Optimal-f-Methode.

In Anhang E.5 sind die Kursrenditen von TD0 bzw. TD3 und die Kapitalrenditen von TD5 graphisch dargestellt. Dabei werden die großen Unterschiede bei den Kapitalrenditen zwischen den drei Money-Management-Methoden ersichtlich. Außerdem ist erkennbar, dass die Trading-Algorithmen in vielen Fällen völlig unterschiedliche Kapitalrenditen erwirtschaften als vorher ohne Money-Management.

Die Ergebnisse der statistischen Tests zur Bestimmung der Prognosefähigkeit der verwendeten Trading-Algorithmen stimmen bei den drei Money-Management-Methoden fast überein. Beim t-Test können nur noch 2 % - 6 % der Tests im S&P 500 und bei Verwendung der STP-Order signifikant bessere Renditen als bei der Buy-and-Hold-Strategie erwirtschaften. Alle anderen Indizes zeigen überhaupt keine Prognosefähigkeit der Trading-Algorithmen. Diese Aussagen gelten für die Ordertypen MKT, LMT (GTD) und LMT (DAY). Bei LMT (GTC) zeigen zusätzlich im S&P 500 bei der TRAIL-Order-Variante sowie im S&P 400 bei der STP-Order-Variante 2 % der t-Tests eine Signifikanz. Bei den Wilcoxon-Tests können mehr Tests eine Prognosekraft aufweisen. Dabei fällt auf, dass die STP-Order-Varianten mehr Signifikanz aufzeigen als die TRAIL-Order-Varianten. Im Gegensatz zu den Ergebnissen der t-Tests werden auch bei den beiden Indizes S&P 400 und S&P 600 unter

Verwendung von STP-Orders signifikant bessere Renditen erwirtschaftet. Trotzdem kann die Nullhypothese bei allen Tests des S&P 400 und S&P 600 mit der TRAIL-Order nicht falsifiziert werden. Die einzige Ausnahme bildet, wie bereits bei den *t*-Tests erwähnt, der LMT (GTC)-Ordertyp. Bei der 2 %-Risiko-Variante ist festzustellen, dass Trading-Algorithmen auf den Aktien des S&P 500 die meiste Prognosekraft aufzeigen. Bei der 1 %-Risikomethode sind die Ergebnisse hingegen uneinheitlich.

6.5.8 TD6: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren

Die einzige Komponente, die noch fehlt, sind die Gebühren, welche bei jeder Transaktion durch den Broker erhoben werden. In TD1 konnte bereits gezeigt werden, dass die Gebühren nicht so stark ins Gewicht fallen, wie dies früher der Fall war. Trotzdem verringern sie die ohnehin schlechten Renditen noch weiter. Im Unterschied zu TD1, bei dem die relativen Gebühren verwendet wurden, wird nun das Gebührenmodell von Interactive Brokers umgesetzt, da bei diesen Simulationen mit absoluten und nicht relativen Werten gerechnet wird.

Die Simulationen, welche in diesem Testdesign durchgeführt werden, werden nicht alle auf die drei Money-Management-Methoden ausgeführt. Es werden lediglich die Methoden mit den besten Ergebnissen aus Testdesign TD5 herausgesucht. Diese Daten sind in Tabelle 6-43 angegeben. Dabei sind die besten Ergebnisse hervorgehoben. Es ist ersichtlich, dass bei fast allen Simulationen die Fixed-Risk-Methode die besten Ergebnisse liefert. Die anderen Money-Management-Methoden sind nur beim S&P 600 mit Verwendung der STP-Order gewinnbringender. Dabei sind die Unterschiede zur FRM sehr hoch. Dies wurde bereits bei den Ergebnissen in TD5 besprochen (vgl. Tabelle 6-39 und Tabelle 6-41). Nur noch in zwei weiteren Fällen ist nicht die FRM die beste Alternative sondern die Secure-*f*-Methode. Bei diesen beiden betreffenden Simulationen ist jedoch anzumerken, dass die Differenzen zur FRM nur sehr gering sind.

		$\varphi = 0,01$			$\varphi = 0,02$		
		MKT (GTC)					
		FRM	optF	secF	FRM	optF	secF
S&P 500	STP	-0,013331	-0,039771	-0,023511	-0,035371	-0,055106	-0,042124
	TRAIL	-0,009202	-0,021811	-0,017487	-0,023529	-0,033825	-0,031360
S&P 400	STP	-0,045952 (-0,045760)	-0,165809 (-0,157800)	-0,077681 (-0,080360)	-0,124222 (-0,125658)	-0,212953 (-0,204962)	-0,150699 (-0,160207)
	TRAIL	-0,165124 (-0,180369)	-0,186612 (-0,196470)	-0,171499 (-0,184537)	-0,377491 (-0,418661)	-0,400843 (-0,434629)	-0,382730 (-0,422768)
S&P 600	STP	-0,009938	-0,078890	-0,032580	-0,048053	-0,084047	-0,062413
	TRAIL	-0,078438	-0,109481	-0,084781	-0,240482	-0,269422	-0,246997
		LMT (GTC)					
		FRM	optF	secF	FRM	optF	secF
		S&P 500	STP	-0,012205	-0,036301	-0,023785	-0,028279
TRAIL	-0,006699		-0,008288	-0,005828	-0,016279	-0,016583	-0,018227
S&P 400	STP	-0,012949 (-0,011115)	-0,168676 (-0,167164)	-0,041175 (-0,041594)	-0,035315 (-0,032367)	-0,150172 (-0,142288)	-0,060050 (-0,059506)
	TRAIL	-0,032741 (-0,035457)	-0,073389 (-0,065484)	-0,043131 (-0,045406)	-0,073492 (-0,079678)	-0,102380 (-0,098524)	-0,084924 (-0,091343)
S&P 600	STP	0,005642	-0,017097	0,025214	0,007574	0,021136	0,034247
	TRAIL	-0,010690	-0,063431	-0,048209	-0,047464	-0,097712	-0,082495

		LMT (GTD)					
		FRM	optF	secF	FRM	optF	secF
S&P 500	STP	-0,010821	-0,034133	-0,020394	-0,027864	-0,041255	-0,028052
	TRAIL	-0,009208	-0,011299	-0,013165	-0,020160	-0,026022	-0,024509
S&P 400	STP	-0,012353 (-0,008870)	-0,140562 (-0,132249)	-0,042738 (-0,041837)	-0,036965 (-0,030230)	-0,150278 (-0,138709)	-0,058675 (-0,054988)
	TRAIL	-0,061363 (-0,064541)	-0,076584 (-0,076698)	-0,066553 (0,069183)	-0,125613 (-0,132014)	-0,137924 (-0,141068)	-0,128039 (-0,133494)
S&P 600	STP	0,006271	0,024170	0,011202	0,009441	-0,009033	0,004105
	TRAIL	-0,018286	-0,066113	-0,054488	-0,060307	-0,106180	-0,093673
		LMT (DAY)					
		FRM	optF	secF	FRM	optF	secF
S&P 500	STP	-0,011197	-0,028354	-0,017382	-0,026305	-0,029674	-0,024367
	TRAIL	-0,007048	-0,011346	-0,012309	-0,016279	-0,022374	-0,021181
S&P 400	STP	-0,014544 (-0,011952)	-0,148235 (-0,142480)	-0,037460 (-0,037568)	-0,042564 (-0,036985)	-0,156488 (-0,146568)	-0,060325 (-0,057040)
	TRAIL	-0,054797 (-0,057679)	-0,067455 (-0,068126)	-0,057032 (-0,058844)	-0,073492 (-0,079678)	-0,105690 (-0,106820)	-0,108319 (-0,112529)
S&P 600	STP	0,005522	0,005875	0,013884	0,007306	0,011485	-0,008787
	TRAIL	-0,011548	-0,069935	-0,050710	-0,047464	-0,098815	-0,080089

Tabelle 6-43: Höchste Kapitalrenditen für Fixed-Risk-, Optimal-f- und Secure-f-Methode

Die Kapitalrenditen für die Simulationen aus TD6 sind in Tabelle 6-44 angegeben. Die Simulationen, welche mit der Secure-f-Methode durchgeführt wurden, sind hervorgehoben. Die Anwendung der Optimal-f-Methode ist durch Unterstreichung gekennzeichnet. Die Ergebnisse zeigen, wie erwartet, eine Verringerung der Renditen. Aus den sechs verbleibenden positiven Kapitalrenditen sind jedoch nur noch vier übrig. Gerade diese beiden Simulationen, welche nun eine negative Rendite aufweisen, wurden anhand der Optimal-f-Methode durchgeführt. Da die Investitionen bei dieser Methode sehr hoch sind (vgl. durchschnittliche Margin in Tabelle 6-40) und sich die Gebühren anhand der Investitionssumme berechnet, sind die Gebühren entsprechend höher, als bei der Secure-f-Methode oder bei der FRM. Wären diese beiden Simulationen mit der FRM durchgeführt worden, wären die Kapitalrenditen positiv gewesen.

		$\varphi = 0,01$	$\varphi = 0,02$	$\varphi = 0,01$	$\varphi = 0,02$
		MKT (GTC)		LMT (GTD)	
S&P 500	STP	-0,021651	-0,018203	-0,018203	-0,042045
	TRAIL	-0,018740	-0,017927	-0,017927	-0,036274
S&P 400	STP	-0,054839 (-0,054755)	-0,019520 (-0,016026)	-0,019520 (-0,016026)	-0,047131 (-0,039218)
	TRAIL	-0,190346 (-0,206422)	-0,079085 (-0,082773)	-0,079085 (-0,082773)	-0,152670 (-0,160588)
S&P 600	STP	-0,016213	-0,004069	<u>-0,004069</u>	0,002918
	TRAIL	-0,091083	-0,050688	-0,050688	-0,098878
		LMT (GTC)		LMT (DAY)	
S&P 500	STP	-0,019346	-0,018208	-0,018208	-0,038814
	TRAIL	-0,014356	-0,015402	-0,015402	-0,030833

S&P 400	STP	-0,019400 (-0,017665)	-0,021680 (-0,019105)	-0,021680 (-0,019105)	-0,052949 (-0,046291)
	TRAIL	-0,051028 (-0,055233)	-0,071158 (-0,074449)	-0,071158 (-0,074449)	-0,132049 (-0,138487)
S&P 600	STP	<u>0,013066</u>	<u>0,000960</u>	<u>0,000960</u>	<u>-0,021555</u>
	TRAIL	-0,041618	-0,043094	-0,043094	-0,084311

Tabelle 6-44: Kapitalrenditen der Simulationen für TD6

Tabelle 6-45 berücksichtigt ausschließlich die Simulationen, welche nicht mit der FRM durchgeführt wurde. Die Ergebnisse zeigen die Differenzen in der Kapitalrendite, wenn die FRM angewendet worden wäre anstatt die Secure-*f*-Methode oder die Optimal-*f*-Methode (unterstrichen dargestellt). Dabei ist ersichtlich, dass die FRM die bessere Wahl gewesen wäre in den beiden Fällen, in denen die Optimal-*f*-Methode verwendet wurde. Bei der Secure-*f*-Methode hingegen wären die Kapitalrenditen kleiner gewesen. Dies zeigt, dass die zu zahlenden Gebühren bei der Optimal-*f*-Methode durch den Hebeleffekt viel größer sind als bei den anderen Money-Management-Methoden.

Kombination	$\varphi = 0,01$	$\varphi = 0,02$
S&P 500 / TRAIL / LMT (GTC)	-0,000337	
S&P 600 / STP / LMT (GTC)	-0,012628	-0,011351
S&P 600 / STP / LMT (GTD)	<u>0,004893</u>	
S&P 500 / STP / LMT (DAY)		-0,000884
S&P 600 / STP / LMT (DAY)	-0,000813	<u>0,022482</u>

Tabelle 6-45: Differenz zwischen Kapitalrenditen der FRM anstatt Optimal-*f*/Secure-*f*-Methode

Der Unterschied bezüglich der Rendite und des Risikos zwischen den Ergebnissen aus der Literatur, d.h. mithilfe des Testdesigns TD0, und dem Testdesign TD6, welcher die Rahmenbedingungen unter realen Marktbedingungen (vgl. Kapitel 6.2) sind in Tabelle 6-47 dargestellt. Diese Differenzen der Kapitalrenditen *RK* für TD6 und der Kursrenditen *R* für TD0 zeigen in allen Fällen eine zum Teil sehr große Verschlechterung der Renditen. Nur die TRAIL-Ordern beim S&P 500 und einem Handelsrisiko von 1 % zeigen eine Verbesserung gegenüber TD0 oder nur eine sehr kleine negative Differenz. Dies liegt daran, dass mit der Einführung des Risiko-Managements unter TD4 diese Kombination und einem Stop-Preisrisiko von 1 % eine große Verbesserung erzielt werden konnte (vgl. Tabelle 6-32). An den Ergebnissen wird ebenso ersichtlich, dass die Kapitalrenditen bei den Aktien des S&P 600 am meisten verlieren¹¹⁸. Die Kapitalrenditen der Aktien des S&P 500 sind durchschnittlich zwar ebenfalls negativ, aber die negativen Differenzen sind viel kleiner als bei den anderen beiden Indizes. Werden die Ergebnisse aus Tabelle 6-45 verwendet, d.h. es wird ausschließlich die FRM als Money-Management-Methode verwendet, können die Trading-Algorithmen auf den Aktien des S&P 600 bessere Kapitalrenditen erzielen. Bei der 1 %-Risikomethode sind die Renditedifferenzen zwischen TD6 und TD0 im S&P 400 und S&P 600 sehr ähnlich. Bei der 2 %-Risikomethode ist die negative Differenz im S&P 600 sogar besser als im S&P 400.

Die Graphiken in Anhang E.6 geben Aufschluss darüber, dass beim S&P 500 der FMA in allen Ordertyp-Varianten mit 1 %-Risiko unter Verwendung von STP-Orders im Rahmen des Risikomanagements positive Kapitalrenditen erzielt und somit den besten getesteten Trading-Algorithmus für diesen Index darstellt. Nur das Momentum kann beim LMT (DAY)-Ordertyp bessere

¹¹⁸ Werden nur 8 Aktien des S&P 400, d.h. ohne die QCOR-Aktie, verwendet, sind die negativen Differenzen der Kapitalrenditen noch größer.

Ergebnisse liefern. Beim S&P 400 erwirtschaften alle Trading-Algorithmen negative Kapitalrenditen, wobei der VMA und VTRB davon die besten Resultate liefern. Bei den Aktien des S&P 600 können mehrere Trading-Algorithmen positive Kapitalrenditen, jedoch nur bei den LMT-Ordertypen realisieren. Dazu zählen der VMA, FTRB, VTRB und das Momentum. Diese Aussage gilt nur für die Simulationen, welche mit STP-Orders durchgeführt wurden. Bei Anwendung von TRAIL-Orders sind keine Kapitalrenditen positiv. Den möglichen positiven Effekt der Optimal-*f*-Methode ist vor allem beim FTRB des S&P 600 (LMT (GTD)) zu beobachten.

	S&P 500	S&P 400	S&P 600	S&P 400 (ohne QCOR)	Total
VMA	50,00%	68,75%	0,00%	0,00%	29,69%
FMA	56,25%	18,75%	0,00%	0,00%	18,75%
FTRB	25,00%	18,75%	31,25%	0,00%	18,75%
VTRB	18,75%	0,00%	6,25%	0,00%	6,25%
Momentum	93,75%	56,25%	25,00%	6,25%	45,31%
Bollinger	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Total	40,63%	27,08%	10,42%	1,04%	19,79%

Tabelle 6-46: Anteil an Simulationen, in denen TD6 bessere Kapitalrenditen erwirtschaftet als TD0

Aus den Ergebnissen der einzelnen Trading-Algorithmen kann bestimmt werden, welche Trading-Algorithmen bessere Kapitalrenditen in TD6 realisiert haben als bei TD0 (vgl. Tabelle 6-46). In dieser Darstellung wird ersichtlich, dass das Momentum durchschnittlich über alle Indizes in 45,31 % der Simulationen bessere Renditen liefert. Die Bollinger Bänder hingegen können in keiner der durchgeführten Simulationen über alle Indizes hinweg bessere Renditen erwirtschaften als bei TD0. Aus diesen Ergebnissen wird weiterhin ersichtlich, dass die Trading-Algorithmen in TD6 im S&P 500 in 40,63 % der Fälle bessere Renditen erzielen als unter TD0. Beim S&P 600 hingegen können nur von der FTRB, VTRB und das Momentum bessere Renditen erwirtschaften. Im S&P 400 ohne die QCOR-Aktie kann nur noch das Momentum mit dem LMT (GTC)-Ordertyp bessere Renditen aufzeigen.

Im Durchschnitt ist bei allen Simulationen das eingegangene Risiko, gemessen an der Standardabweichung der Renditen, gesunken. Außerdem sind alle Simulationen, welche mit einem Handelsrisiko von 2 % durchgeführt wurden, schlechter als diejenigen mit einem Handelsrisiko von 1 %. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der negative Erwartungswert der Renditen durch die Erhöhung des Handelsrisikos noch stärker ins Gewicht fällt. Eine Ausnahme stellt die Simulation des S&P 600 / STP / LMT (DAY) dar.

		$\varphi = 0,01$		$\varphi = 0,02$	
		MKT (GTC)			
		$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$	$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$
S&P 500	STP	-0,003909	-0,026509	-0,038739	-0,004442
	TRAIL	-0,000998	-0,019874	-0,023531	-0,019912
S&P 400	STP	-0,036935 (-0,079639)	-0,070287 (-0,055643)	-0,120257 (-0,164461)	-0,003685 (0,003814)
	TRAIL	-0,172442 (-0,231306)	-0,031447 (-0,017029)	-0,397174 (-0,483985)	-0,026318 (-0,011222)
S&P 600	STP	-0,040206	-0,039520	-0,079228	0,002410
	TRAIL	-0,115076	-0,020849	-0,285192	-0,010577

		LMT (GTC)			
		$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$	$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$
S&P 500	STP	-0,001604	-0,026269	-0,026681	-0,004850
	TRAIL	0,003386	-0,019439	-0,013548	-0,019417
S&P 400	STP	-0,001496 (-0,042549)	-0,070044 (-0,055977)	-0,026161 (-0,065208)	-0,013183 (-0,004957)
	TRAIL	-0,033124 (-0,080117)	-0,050330 (-0,036820)	-0,088160 (-0,140428)	-0,047082 (-0,033154)
S&P 600	STP	-0,010927	-0,039842	-0,011287	-0,001144
	TRAIL	-0,065612	-0,025103	-0,107414	-0,025027
		LMT (GTD)			
		$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$	$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$
S&P 500	STP	-0,000461	-0,026269	-0,024303	-0,004913
	TRAIL	-0,000185	-0,020331	-0,018531	-0,020315
S&P 400	STP	-0,001616 (-0,040909)	-0,070044 (-0,055977)	-0,029227 (-0,064102)	-0,010523 (-0,003685)
	TRAIL	-0,061181 (-0,107657)	-0,047943 (-0,035029)	-0,134767 (-0,185471)	-0,045726 (-0,032525)
S&P 600	STP	-0,028062	-0,039842	-0,021075	-0,000683
	TRAIL	-0,074682	-0,025673	-0,122871	-0,025464
		LMT (DAY)			
		$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$	$RK_{TD6} - R_{TD0}$	$s_{TD6} - s_{TD0}$
S&P 500	STP	-0,000466	-0,026269	-0,021071	-0,005063
	TRAIL	0,002340	-0,020634	-0,013090	-0,020610
S&P 400	STP	-0,003776 (-0,043988)	-0,070044 (-0,055977)	-0,035045 (-0,071175)	-0,010318 (-0,003400)
	TRAIL	-0,053255 (-0,099333)	-0,048417 (-0,035495)	-0,114146 (-0,163371)	-0,045261 (-0,031942)
S&P 600	STP	-0,023034	-0,039842	-0,045548	-0,000835
	TRAIL	-0,067088	-0,026124	-0,108304	-0,025437

Tabelle 6-47: Differenz zwischen den Testdesigns $TD0$ und $TD6$

In Bezug auf die Prognosefähigkeit der Trading-Algorithmen konnten ähnliche Ergebnisse wie bei $TD1$ festgestellt werden. Nur noch im S&P 500 sind beim t -Test (STP-Order-Variante) und beim Wilcoxon-Test (TRAIL-Order-Variante) signifikant bessere Renditen zu verzeichnen. Nur bei Verwendung des Ordertyps LMT (GTC) kann die TRAIL-Order-Variante beim S&P 400 Signifikanzen in lediglich 2 % der Fälle aufzeigen.

Nachdem alle wichtigen Kennzahlen der Simulationen für die 7 Testdesigns in diesem Kapitel aufgezeigt wurden, werden im Folgenden die Ergebnisse zusammengefasst.

6.6 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die im vorherigen Kapitel durchgeführten Simulationen, dienten dazu, folgende Forschungsfrage zu beantworten:

Worin besteht der Unterschied zwischen den Ergebnissen der Evaluation von Trading-Algorithmen unter Labor- und unter realen Marktbedingungen?

Als Trading-Algorithmen wurden sechs Technische Indikatoren verwendet, welche in der Literatur ausgiebig untersucht wurden und in der Praxis ebenfalls eingesetzt werden:

- 1) Variable-Length Moving Average (VMA)
- 2) Fixed-Length Moving Average (FMA)
- 3) Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB)
- 4) Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB)
- 5) Momentum (MM)
- 6) Bollinger Bänder (BB)

Die ersten vier Trading-Algorithmen basieren auf der Literatur um (Brock et al., 1992). (Schulmeister, 2009) verwendet ebenfalls den VMA und zusätzlich noch den Oszillator Momentum. Die Bollinger Bänder werden von (Lento & Gradojevic, 2007) untersucht.

Mithilfe von 9 Simulationen, welche auf 7 Testdesigns beruhen (vgl. Abbildung 6-3), wurde festgestellt, dass jede einzelne Komponente aus der Praxis die Ergebnisse zum Teil massiv verändert. Dabei konnten einige Thesen aus der Literatur, die vor allem auf End-of-Day-Daten beruhen, nicht bestätigt werden. Die wichtigsten Ergebnisse werden im Folgenden für jedes Testdesign einzeln dargestellt und in Aussagen (A1 – A33) manifestiert.

6.6.1 TDO: In-Sample- und Out-of-Sample-Simulationen

Die In-Sample-Periode wurde in drei Subperioden unterteilt, für welche jeweils die beste Konfiguration zu allen sechs Trading-Algorithmen in Bezug auf die Renditen bestimmt wurde. Um dem Effekt des Data Snoopings zu entgehen, wurde für jeden Trading-Algorithmus die jeweilige Konfiguration gewählt, welche über die drei Subperioden durchschnittlich die größte Rendite erwirtschaftet hat. Diese Konfigurationen sind in Tabelle 6-19 aufgezeigt und wurden in allen nachfolgenden Simulationen auf die Preise der Out-of-Sample-Periode angewendet.

A1: Je illiquider der Markt, desto besser die durchschnittliche Rendite

Die Ergebnisse zeigen, dass die durchschnittliche Rendite bei allen Trading-Algorithmen des liquidesten Marktes S&P 500 am kleinsten ist. Den illiquidesten Markt stellt der S&P 400 dar und erzielt durchschnittlich die beste Rendite. Die Berechnung des Korrelationskoeffizienten bestätigt diese Aussage, indem er eine negative Korrelation zwischen der Liquidität der einzelnen Aktien und der Durchschnittsrendite über alle Trading-Algorithmen aufweist. Werden jedoch die einzelnen Aktien pro Trading-Algorithmus mit der Liquidität verglichen, fallen die Ergebnisse nicht mehr so eindeutig aus. Während die Korrelationskoeffizienten beim S&P 500 eine mittel bis stark negative Korrelation aufzeigen, ist beim S&P 400 nur noch eine leichte bis mittelstarke negative Korrelation zu beobachten und beim S&P 600 kann nur noch von einer leicht negativen bis zu einer minimal positiven Korrelation ausgegangen werden. Dies zeigt, dass durchschnittlich eine Verbindung zwischen Marktliquidität und Höhe der Rendite besteht. Doch auf die einzelnen Aktien bezogen sind die Ergebnisse uneinheitlich. Diese Aussage gilt für die In-Sample- sowie für die Out-of-Sample-Periode.

A2: Schlechtere durchschnittliche Renditen bei Out-of-Sample-Simulationen gegenüber In-Sample-Simulationen

Die Trading-Algorithmen wurden auf den Preisen der In-Sample-Periode optimiert und haben zum Teil sehr gute Ergebnisse geliefert. Werden die gleichen Konfigurationen auf die Preise der Out-of-Sample-Periode angewendet, ist eine Verschlechterung der durchschnittlichen Renditen zu verzeichnen. Beim S&P 400 und am Beispiel des Absturzes der QCOR-Aktie wird ersichtlich, dass die Ergebnisse einer einzelnen Aktie sehr volatil sein können und vom durchschnittlichen Verhalten des Index massiv abweichen. Wird die QCOR-Aktie ignoriert, kann festgestellt werden, dass die Differenz der Renditen positiv mit der Differenz der Standardabweichungen korreliert ist, d.h. weniger Renditen führen zu weniger Risiko.

In der Out-of-Sample-Periode gilt die gleiche Reihenfolge der Performanz bezüglich der Rendite, wie dies in der In-Sample-Periode ebenfalls ermittelt wurde, jedoch nur bei Vernachlässigung des Ausreißers QCOR. Mit Berücksichtigung der QCOR-Aktie wird der S&P 400 vom besten zum schlechtesten Index.

A3: Durchschnittlich größere Rendite mit erhöhtem Risiko

Es wird deutlich, dass sowohl bei der In-Sample- als auch bei der Out-of-Sample-Periode eine große Rendite mit einem erhöhten Risiko einhergeht. Die Risiken sind im Durchschnitt beim S&P 500 am kleinsten, wobei dort ebenfalls die Renditen am geringsten sind. Der S&P 400 zeigt die größten Risiken. Bei Beachtung der QCOR-Aktie, welche ein extrem großes Risiko besitzt, ist die Standardabweichung sehr hoch, die Rendite jedoch sehr niedrig. Dies bedeutet, dass mehr Rendite zwar ein erhöhtes Risiko impliziert, aber der Umkehrschluss nicht gilt.

Diese Ergebnisse sind jedoch nur für Durchschnittswerte gültig. Werden die einzelnen Aktien betrachtet, kann pro Trading-Algorithmus kein einheitliches Resultat ermittelt werden. Beim S&P 500 werden sogar bei allen Trading-Algorithmen negative Korrelationen zwischen \bar{R} und s festgestellt. Positive Korrelationen wiederum wären zu erwartet gewesen. Je illiquider der Markt wird, desto häufiger sind positive Korrelationen bei den Trading-Algorithmen zu verzeichnen.

A4: Annähernd gleiche Anzahl an Signalen der Trading-Algorithmen auf In-Sample- und Out-of-Sample-Periode

Die Trading-Algorithmen generieren durchschnittlich sowohl auf der In-Sample-Periode als auch auf der Out-of-Sample-Periode ähnlich zahlreiche Signale. Selbiges gilt für die Haltedauern, welche ebenfalls vergleichbare Werte liefern.

A5: Keine Prognosekraft der Trading-Algorithmen

In der Literatur wird ein Zweistichproben t -Test für unabhängige Stichproben verwendet, um eine Prognosekraft der eingesetzten Trading-Algorithmen zu bestimmen. Als Benchmark dienen die Renditen der Buy-and-Hold-Strategie. (Brock et al., 1992) zeigen, dass die Trading-Algorithmen anhand des t -Tests (und auch mittels Bootstrapping) eine Prognosekraft besitzen, indem sie aufweisen, dass die Trading-Algorithmen signifikant bessere Renditen erwirtschaften als die Renditen der Buy-and-Hold-Strategie. (Hudson et al., 1996) gehen davon aus, dass die Prognosekraft der Trading-Algorithmen nur auf die sehr lange Zeitreihe an Preisen zurückzuführen ist. (Bessembinder & Chan, 1995) begrenzen die Prognosekraft der Trading-Algorithmen nur auf ineffiziente Märkte.

Da nicht von einer Unabhängigkeit der Renditen zwischen Trading-Algorithmus und Benchmark ausgegangen werden kann, wurde in den Simulationen in dieser Arbeit ein Zweistichproben t -Test für abhängige Stichproben (t -Test) durchgeführt. Zusätzlich wurde ein Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test (Wilcoxon-Test) durchgeführt, da für den t -Test nicht alle Voraussetzungen, wie beispielsweise die Normalverteilung der Renditen gegeben sind.

Bei der Verwendung des Testdesigns $TD0$ auf den In-Sample- sowie auf den Out-of-Sample-Daten kann beim t -Test keine signifikant besseren Renditen der Trading-Algorithmen festgestellt werden. Die Renditen in der In-Sample-Periode zeigen bei den Trading-Algorithmen lediglich in 4,1 % der Fälle eine Signifikanz bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 %. In der Out-of-Sample-Periode sind die Ergebnisse noch schlechter. In nur 3,1 % der Fälle kann eine Signifikanz festgestellt werden.

Mit Hilfe des Wilcoxon-Tests werden die Renditen der einzelnen Aktien in mehreren Fällen als signifikant erachtet. In durchschnittlich 33 % aller Fälle ist bei der In-Sample-Periode eine Signifikanz vorhanden. Bei der Out-of-Sample-Periode sind es lediglich 27 %.

Aus diesen Daten kann keine allgemeine Prognosekraft der Trading-Algorithmen abgeleitet werden. Zwischen In-Sample- und Out-of-Sample-Periode existieren beim Wilcoxon-Test große Unterschiede. Sind die Renditen beim FTRB in der In-Sample-Periode nur bei sehr wenigen Aktien signifikant, zeigen die gleichen Simulationen auf der Out-of-Sample-Periode eine erhöhte Signifikanz auf. Genau das Gegenteil gilt für den VTRB.

6.6.2 TD1: TD0 mit Gebühren

Bei jeder Transaktion fallen Gebühren an, die über den Broker bezahlt werden. Die Gebühren gehören zu den expliziten Transaktionskosten (vgl. Kapitel 2.3). Da bei diesem Testdesign $TD1$ nur relative Gebühren verwendet werden können, wurden aus dem absoluten Gebührenmodell von Interactive Brokers (vgl. Formel (6-4)) die entsprechenden relativen Gebühren $gb^{rel} = 0,012\%$ berechnet, welche bei jeder Transaktion von der Rendite abgezogen werden.

A6: Kein erheblicher Einfluss von Gebühren auf Ergebnisse

Die Studien aus der Literatur, welche (explizite und implizite) Transaktionskosten verwenden (vgl. (Bessembinder & Chan, 1995), (Hudson et al., 1996), (Ratner & Leal, 1999), (Bokhari et al., 2005), (Ming-Ming & Siok-Hwa, 2006) und (Schulmeister, 2009)), gehen zum Teil von sehr hohen zusätzlichen Kosten aus. Dies ist darauf zurückzuführen, dass in den 1990er- und den 2000er-Jahren noch viel höhere Gebühren erhoben wurden als dies heutzutage der Fall ist. Dies liegt daran, dass mittlerweile fast jeder Privatinvestor über eine schnelle Internetverbindung verfügt und somit zu jeder Zeit handeln kann. Unter den Brokern hat sich deshalb ein Preiskampf entwickelt und sie versuchen neue Kunden mit billigen Gebühren zu gewinnen. Während (Bessembinder & Chan, 1995) noch Transaktionskosten von 0,5 % bis 1,5 % pro abgeschlossenem Trade ansetzen, verwendet (Schulmeister, 2009) explizite Transaktionskosten in Höhe von 0,002 % und implizite Transaktionskosten in Form von Slippage in Höhe von 0,008 %.

In $TD1$ wurden ausschließlich die Gebühren betrachtet. Slippage wurde nicht betrachtet, da dies in den nachfolgenden Testdesigns bei der Erweiterung mit Börsenaufträgen automatisch anhand der impliziten Transaktionskosten mitberücksichtigt wurde. Durch die niedrigen Gebühren verändern sich die Renditen der einzelnen Aktien nur geringfügig. Die Höhe der Gesamtgebühren pro Aktie hängt vom Trading-Algorithmus und dessen Konfiguration ab. Somit sind die Gebühren (In-Sample-

Periode) bei der Verwendung des Momentum beim S&P 600 mit durchschnittlich 155,56 Trades viel höher als beim VMA und dem S&P 400 mit durchschnittlich 43,59 Trades.

A7: Keine Prognosekraft der Trading-Algorithmen vorhanden

Im Testdesign *TD0* war der Anteil der Aktien, welche beim Wilcoxon-Test signifikant bessere Rendite aufzeigen, größer als beim *t*-Test. Werden jedoch Gebühren berücksichtigt, ermittelt der Wilcoxon-Test bei allen Aktien auf der In-Sample- und der Out-of-Sample-Periode keine Signifikanz, d.h. bei 100 % aller Simulationen kann die Nullhypothese, dass keine Prognosekraft der Trading-Algorithmen vorliegt, nicht verworfen werden. Dieses Ergebnis konnte erwartet werden, da die Gebühren die Rendite der Trading-Algorithmen stärker negativ beeinflussen als bei der Buy-and-Hold-Strategie.

Die Ergebnisse des *t*-Tests unterscheiden sich zwischen In-Sample- und Out-of-Sample-Periode nur marginal.

6.6.3 TD2: TD0 mit Risiko-Management

Das Risiko-Management basiert auf der Berechnung eines Stop-Preises. Fällt der Marktpreis unterhalb dieses Stop-Preises, wird unabhängig vom Trading-Algorithmus ein Verkaufssignal initiiert. Für die Berechnung des Stop-Preises stehen vier Methoden zur Verfügung:

- 1) 1 %-Methode
- 2) 2 %-Methode
- 3) ATR(20;2,0)
- 4) ATR(14;3,0)

Die beiden ersten Methoden wurden statisch anhand Formel (6-3) mit $\varphi' = 0,01$ und $\varphi' = 0,02$ berechnet. Es werden also nur 1 % bzw. 2 % des Kapitals, normiert auf 1, riskiert. Die beiden ATR-Methoden berechnen den Stop-Preis dynamisch mit Hilfe des Average True Range Index (ATR) nach (Wilder, 1978).

A8: Durch Einsatz des Risiko-Managements nicht zwangsläufig bessere Renditen

Die Verwendung eines Stop-Preises dient dazu, mögliche Verluste zu begrenzen. Dadurch könnte gefolgert werden, dass sich deshalb die Renditen zwingend erhöhen. Die Simulationen haben jedoch gezeigt, dass dies nicht notgedrungen zutrifft. Es konnte festgestellt werden, dass durch die Stop-Preise auch Gewinne verloren gehen können. Dies ist der Fall, wenn ein Trade zu früh ausgestoppt wird, d.h. der betreffende Trade hätte mit einem positiven Ergebnis geendet, wenn er nicht vorher wegen des Stop-Preises beendet worden wäre.

Wird zu viel Risiko eingegangen in der Form, dass die 2 %-Methode anstatt der 1 %-Methode verwendet wird, greift das Risiko-Management nicht. Der S&P 600 weist eine durchschnittliche negative Rendite von -1,308 % auf. Die 1 %-Methode kann die zusätzlichen Verluste über 1 % verhindern. Die 2 %-Methode würde in diesem Fall nicht greifen, da der Stop-Preis nicht erreicht wird. Somit muss die gesamte negative Rendite in Kauf genommen werden.

A9: Dynamische Risikomethoden nicht grundsätzlich besser als statische Risikomethoden

Die dynamischen Methoden haben gegenüber den statischen Methoden den Vorteil, dass sie nicht nur die Risikopräferenz β in die Berechnungen mit aufnehmen, sondern zusätzlich die vergangenen

Preisdifferenzen mit dem Glättungsfaktor m berücksichtigen, um auf diese Weise besser auf den Markt reagieren zu können. Deshalb könnte vermutet werden, dass die dynamischen Risikomethoden sich besser auf den Markt einstellen können und folglich bessere Ergebnisse liefern müssten. Aus den Simulationen wird jedoch ersichtlich, dass beispielsweise die 1 %-Methode durchschnittlich bessere Resultate erzielt als die beiden dynamischen Methoden (vgl. Tabelle 6-28). Deshalb ist keine allgemeine Empfehlung für eine der Risikomethoden möglich.

A10: Weniger Risiko und wenig Signifikanz

Das primäre Ziel, das eingegangene Risiko zu verringern, haben alle Risikomethoden erreicht. Die Standardabweichung geht bei allen vier Risikomethoden zurück, am stärksten dort, wo das Risiko bei *TD0* am größten war.

Die negativen Renditen beim S&P 500 konnten etwas verringert werden, obwohl trotzdem weiterhin Verluste zu verzeichnen sind. Nur der S&P 400 und S&P 600 erreichen positive durchschnittliche Renditen. Genau wie in Testdesign *TD0* sind die Renditen beim S&P 400 ohne die QCOR-Aktie erheblich größer und übersteigen in diesem Fall auch die Renditen des S&P 600.

Die Ergebnisse der *t*-Tests und Wilcoxon-Tests ergeben die gleichen Schlussfolgerungen wie bei *TD0*. Der *t*-Test zeigt nahezu keine signifikant besseren Renditen. Beim Wilcoxon-Test ist lediglich eine etwas höhere Anzahl an abgelehnten Nullhypothesen zu verzeichnen. Trotzdem kann nicht von einer allgemeinen Prognosekraft der Trading-Algorithmen ausgegangen werden.

6.6.4 TD3: TD0 mit Börsenaufträgen

Börsenaufträge bilden den Grundstein für das Handeln an der Börse. Käufe und Verkäufe können nur anhand von Börsenaufträgen über einen Broker an die Börse übermittelt werden. In diesem Testdesign *TD3* wurden die Auswirkungen des Einsatzes von Ordertypen und verschiedenen Gültigkeitsdauern untersucht. Als Ordertypen wurden die beiden Basisordertypen Market-Order (MKT) und Limit-Order (LMT) berücksichtigt. An Gültigkeitsdauern sind drei Varianten in den Simulationen verwendet worden: Good-Till-Canceled (GTC), Good-Till-Date (GTD), Tagesgültigkeit (DAY). Daraus folgen vier Kombinationen, welche untersucht werden müssen¹¹⁹:

- 1) MKT (GTC)
- 2) LMT (GTC)
- 3) LMT (GTD) Dauer = 30 Minuten
- 4) LMT (DAY)

Zwischen Signalgenerierung und Orderaufgabe wird eine Wartezeit von 1 Sekunde angenommen.

A11: Große negative Wartekosten verbessern Rendite

Eine direkte Auswirkung auf die Einführung von Ordertypen ist eine teilweise gravierende Verschlechterung der Renditen. Es war zu erwarten, dass die Renditen der Market-Order etwas schlechter abschneiden werden, da hier die Order dem Preisrisiko ausgesetzt ist, da es darum geht, die Order so schnell wie möglich auszuführen, unabhängig vom Preis. Beim S&P 400 und S&P 600 sind deshalb bei allen Trading-Algorithmen große Verluste zu verzeichnen. Interessanterweise ist der

¹¹⁹ In Kapitel 6.3.3.4 wird besprochen, wieso nicht alle Kombinationen aus Ordertypen und Gültigkeitsdauern verwendet werden müssen.

Verlust bei dem S&P 500 nur minimal. Werden die Ergebnisse der Aktien untersucht, stellt sich heraus, dass die Wartekosten bei diesem Index durchschnittlich einen negativen Wert aufweisen. Dies bedeutet, dass sich der Preis zwischen Entscheidungsfindung und Orderaufgabe in einem übermäßigen Maße zugunsten des Traders verändert hat. Am Beispiel der *DD*-Aktie konnten beim Momentum Wartekosten in Höhe von $-\$0,23$ ermittelt werden. Normalerweise verändert sich der Preis innerhalb einer Sekunde in den meisten Fällen nur um $\pm \$0,01$. Dieser große Unterschied kommt nur in dem Fall zustande, wenn das Signal am letztmöglichen Zeitpunkt eines Handelstages generiert wurde und somit erst am Eröffnungspreis ausgeführt werden kann. Beim S&P 500 überwiegen die Fälle, in denen der Eröffnungspreis besser ist, als der Signalpreis. Beim S&P 400 und S&P 600 überwiegen umgekehrt positive Wartekosten, welche eine Verschlechterung des Preises aufzeigen.

A12: Limit-Orders schlechter als *TDO*

Die Renditen der Limit-Orders sind ebenfalls zum großen Teil negativ. Dieses Ergebnis ist nicht erwartet worden, da der Limitpreis mit dem Marktpreis zum Zeitpunkt der Signalgenerierung festgelegt wird. Daraus folgt, dass der Ausführungspreis der Limit-Order nie schlechter sein kann, als beim *TDO*, wo dieser Preis als Ausführungspreis verwendet wurde. Dieses Phänomen ist durch das Nichtausführbarkeitsrisiko, welchem die Limit-Orders unterliegen, zu erklären. Vor allem bei der Gültigkeitsdauer GTC kann es vorkommen, dass keine Trades mehr bis zum Ende des Betrachtungszeitraumes zustande kommen. Außerdem verändert die Nichtausführung oder verspätete Ausführung einer Order die Signalgenerierung des Trading-Algorithmus. Diese Gegebenheiten haben einen großen Einfluss auf die Rendite, wobei sich die Auswirkungen nicht nur negativ äußern müssen sondern durchaus ebenfalls positiv. Beim S&P 500 und S&P 600 sind überwiegend negative Effekte zu beobachten.

Weiterhin hat das Nichtausführbarkeitsrisiko einen Effekt auf die Anzahl an getätigten Trades. Die Limit-Orders verzeichnen 11 % - 25 % weniger Trades, als die Simulationen ohne Börsenaufträge. Die Simulationen mit der Market-Order generieren genauso viele Trades, wie ohne Börsenaufträge, da jede Order sofort zum besten Preis ausgeführt wird.

A13: Je kleiner die Gültigkeitsdauer, desto größer die Anzahl der Stornierungen

Wird eine Order nicht ausgeführt, kommt es zu einer Stornierung. Dabei spielt die Länge der Gültigkeitsdauer eine Rolle bei der Anzahl an Stornierungen. Je länger die Gültigkeitsdauer angegeben wird, desto weniger Stornierungen sind möglich. Dies zeigt sich bei der GTD- und der DAY-Order sehr deutlich. Bei DAY werden 18 % bis 19 % der Orders storniert. Bei GTD sind es sogar 13 % bis 21 %. Die längste Gültigkeitsdauer GTC verzeichnet hingegen nur 1 % bis 2 % an Stornierungen. Bei der Market-Order wird keine einzige Order storniert, da die Order sofort ausgeführt wird.

Die Stornierungen haben später keinen Einfluss auf die erhobenen Gebühren, da bei vielen Brokern, und auch bei dem in dieser Arbeit verwendeten Gebührenmodell von Interactive Brokers, keine Kosten bei Stornierungen entstehen.

A14: Negative Korrelation zwischen Liquidität und Liquiditätsprämie bei illiquideren Märkten

Die Liquiditätsprämie berechnet die halbe Bid-Ask-Spanne und sollte bei liquiden Märkten am kleinsten sein. Der S&P 500 als der liquideste Markt zeigt in den Simulationen ebenfalls die

geringste Liquiditätsprämie. Die Differenz zwischen S&P 400 und S&P 600 sind nur marginal. Diese Ergebnisse wurden mit der Berechnung des Korrelationskoeffizienten zwischen der Liquiditätsprämie und der Liquidität der einzelnen Aktien für jeden Index und Trading-Algorithmen überprüft. Dabei stellt sich eine mittlere bis starke negative Korrelation bei den beiden Indizes S&P 400 und S&P 600 heraus. Nur beim S&P 500 sind die Ergebnisse nicht eindeutig.

A15: Durchschnittlich schlechtere Rendite und wenig Signifikanz

Die Renditen sinken durchschnittlich bei fast allen Indizes und Ordertypen. Nur der S&P 400 mit dem Ordertyp LMT (GTC) kann einen kleinen positiven Gewinn gegen über *TD0* erwirtschaften.

Bei der Market-Order wird nur noch beim S&P 600 ein sehr kleiner Gewinn verzeichnet. Die anderen beiden Indizes zeigen einen großen Verlust. Wird die QCOR-Aktie beim S&P 400 ignoriert, verbessert sich die durchschnittliche Rendite. Es reicht jedoch nicht, daraus insgesamt eine positive Rendite zu erreichen.

Bei den Limit-Order-Varianten bleibt die negative durchschnittliche Rendite beim S&P 500. Bei den anderen beiden Indizes sind die Ergebnisse viel besser. Trotzdem sind sie im Schnitt schlechter als die Resultate des *TD0*. Das Prinzip, dass mehr Rendite mit mehr Risiko erkaufte wird, gilt nur bei den Limit-Order-Varianten. Dieses Prinzip ist jedoch nur bei den durchschnittlichen Werten für Rendite und Standardabweichung zu beobachten. Auf der Ebenen der Aktien gilt dies nicht mehr, was die nicht einheitlichen Werte der Korrelationskoeffizienten zwischen \bar{R} und s gezeigt haben.

Bei *TD0* ergaben die Ergebnisse der *t*-Tests bereits fast keine Prognosekraft der Trading-Algorithmen. In *TD3* werden die Fälle noch weniger, in denen eine Prognosekraft festgestellt werden konnte. Der Wilcoxon-Test zeigt ähnliche Ergebnisse wie bei *TD0*. Nur bei der Variante der MKT-Order für den S&P 400 sind viel weniger signifikant bessere Renditen vorhanden. Der Grund sind die sehr schlechten Renditen der Aktien in diesem Index.

6.6.5 TD4: TD0 mit Börsenaufträgen und Risiko-Management

Das gleiche Konzept des Risiko-Managements aus *TD2* wird ebenfalls in diesem Testdesign verwendet. Dabei werden die Stop-Market-Order (STP) und zusätzlich die Trailing-Stop-Order (TRAIL) verwendet und für die Berechnung des Stop-Preises werden die gleiche vier Risiko-Management-Methode genutzt, welche bereits in *TD2* definiert wurden. Als Ordertypen werden dieselben aus *TD3* verwendet.

A16: Sehr große Anzahl an Trades bei TRAIL-Orders

Im Vergleich der Tradeanzahl zwischen STP- und TRAIL-Orders wird bei allen Simulationen bis zu fast 300 % mehr Trades bei den TRAIL-Orders festgestellt. Dieses Phänomen ist der Definition der TRAIL-Orders geschuldet. Da die TRAIL-Order ausschließlich beim Verkauf zur Anwendung kommt, wird der Stop-Preis nur bei steigenden Marktpreisen angepasst. Fällt der Marktpreis hingegen, bleibt die Stop-Preis konstant. Wechselt der Marktpreis seine Richtung öfters, wird der Stop-Preis sehr schnell erreicht. Deshalb werden TRAIL-Orders schneller ausgeführt und es können mehr Signale generiert werden als die STP-Orders. Aus der sehr großen Anzahl an Trades folgt zwangsläufig, dass sich die Haltedauer extrem verringert.

A17: Beendigung von 91 % - 100 % aller Trades mit Stop-Preis bei TRAIL-Orders

Eine weitere Folge aus der in A16 festgestellten großen Anzahl an Trades bei den TRAIL-Orders ist die Tatsache, dass fast alle Trades nicht durch ein Verkaufssignal des Trading-Algorithmus beendet wurden sondern über den Stop-Preis einer TRAIL-Order. Dieser große Prozentsatz kommt dadurch zustande, da durch die Anpassung des Stop-Preises schneller ein Verkauf zustande kommt als mit dem Trading-Algorithmus. Vor allem beim FMA und FTRB ist die höchste Anzahl an Ausführungen der Stop-Orders zu beobachten. Dies liegt an der Konfiguration der beiden Trading-Algorithmen mit FMA(2,3,30,0) und FTRB(1,30,0). Durch die sehr kurzen gleitenden Durchschnitte wird nach einem Verkauf fast sofort ein neues Kaufsignal generiert.

A18: Eindeutig beste Risikomethode für Index und Stop-Order-Variante ermittelbar

Die Erkenntnisse der Aussage A8 in TD2 kann in diesem Testdesign bestätigt werden. Das Risiko-Management mit STP- oder TRAIL-Order führt nicht zwangsläufig zu besseren Renditen. Interessant ist jedoch, dass zwischen TD0 und TD4 nur Verbesserungen beim S&P 500 und allen vier Risiko-Management-Methoden zu verzeichnen sind. Die restlichen Indizes zeigen ausschließlich negative Differenzen.

Zwischen TD3 und TD4 ist das Ergebnis etwas differenzierter zu betrachten. Es gibt keinen Index, der über alle Risiko-Management-Methoden hinweg, gute Ergebnis liefert. Es ist aber trotzdem zu beobachten, dass für jeden Index und Stop-Order-Variante eine eindeutig beste Risikomethode identifiziert werden kann, die über alle Ordertypen und Gültigkeitsdauern die besten Ergebnisse hervorbringt (vgl. Tabelle 6-33).

Dabei ist zu beachten, dass bei den TRAIL-Orders und S&P 400 sowie S&P 600 die ATR(14;3,0)-Methode zwar die besten Ergebnisse liefert, diese trotzdem negativ sind. Dies liegt daran, dass die TRAIL-Orders durchgehend für alle Ordertypen die Differenz beim S&P 500 nach oben und bei den beiden illiquideren Indizes nach unten verstärkt.

A19: Risikomethoden mit Börsenaufträgen schlechter als ohne Börsenaufträge bei illiquideren Indizes

Es wird festgestellt, dass bei TD2 größere Verbesserungen erzielt werden, als bei TD4. Diese Aussage gilt vor allem bei den illiquideren Indizes S&P 400 und S&P 600. Zusätzlich gilt, dass bei TD4 teilweise große Verluste zu verzeichnen sind. Dies liegt daran, dass jede STP- und TRAIL-Variante beim Erreichen des Stop-Preises in eine Market-Order umgewandelt wird und somit das damit verbundene Preisrisiko besteht. Diese Market-Order wird dann zum bestmöglichen Bid-Preis ausgeführt, welche in diesem Fall meistens schlechter ist, als der aktuelle Marktpreis. Der S&P 500 hingegen zeigt bei allen Simulationen, welche die TRAIL-Variante sowie bei den STP-Varianten mit der 1 %-Risiko- und ATR(20;2,0)-Methode bessere Ergebnisse als bei TD2. Diese Resultate decken sich nicht mit den Daten aus TD2. Daraus folgt, dass der Einsatz der Börsenaufträge maßgeblich die veränderten Renditen hervorruft.

Weiterhin wird festgestellt, dass alle Simulationen, welche die TRAIL-Variante verwenden, unabhängig von der Risikomethode beim S&P 500 jeweils bessere Ergebnisse liefert als bei der STP-Variante. Beim S&P 400 und S&P 600 ist es genau umgekehrt. Die Ergebnisse der TRAIL-Variante sind zum Teil viel schlechter als bei der STP-Variante. Dies legt die Vermutung nahe, dass die TRAIL-

Variante den Trend bei positiven Renditen nach oben, den Trend bei negativen Renditen nach unten verstärkt.

6.6.6 TD5: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko- und Money-Management

In diesem Testdesign wurden die Ordertypen um das Risiko- und Money-Management erweitert. Als Money-Management-Methoden dienen:

- 1) Fixed-Risk-Methode
- 2) Optimal- f -Methode
- 3) Secure- f -Methode

Der größte Unterschied zu den vorherigen Testdesigns ist das Einbeziehen der Anzahl an Assets γ , welche investiert werden soll. Bis zu diesem Testdesign wurde lediglich angenommen, dass bei jeder Order jeweils nur ein Asset gekauft bzw. verkauft wird, d.h. $\gamma = 1$. Außerdem wird angenommen, dass ein Margin-Konto existiert, da die Money-Management-Methoden in vielen Fällen vorschlagen, mehr zu investieren als Kapital vorhanden ist, um die Hebelwirkung besser einsetzen zu können.

6.6.6.1 Fixed-Risk-Methode

A20: Durchweg schlechtere Renditen bei der Market-Order gegenüber Renditen ohne Money-Management

Die Simulationen, welche die Market-Order verwenden, erwirtschaften durchschnittlich schlechtere Renditen als die Renditen aus TD4 (ohne Money-Management). Dieser Effekt folgt aus den Teilausführungen, die neu in diesem Testdesign vorkommen, da mehr als nur ein Asset gehandelt wird. Sind nicht genug Assets zum besten Preis vorhanden, muss der Rest bei der Market-Order zum nächstbesten Preis gehandelt werden. Somit muss die Rendite zwangsläufig niedriger sein als ohne Money-Management.

Weiterhin zeigt sich, dass sich die Teilausführungen beim S&P 500 nicht so stark negativ auswirken, wie bei den beiden anderen Indizes. Dies liegt daran, dass in einem liquideren Markt billiger gekauft bzw. verkauft werden kann, da ein höheres Handelsvolumen pro Orderbuch-Level vorhanden ist. Deshalb wird manche Order sofort vollständig oder in nur wenigen Teilen ausgeführt. Die Kennzahl TA , welche die Anzahl der Teilausführungen gegenüber der Gesamtanzahl an Trades misst, ist ein Indikator, dass der Markt liquide bzw. illiquide ist. Trotzdem bedeutet dies nicht, dass bei einem kleinen Wert für TA , bessere Renditen erwirtschaftet werden können. Die Anzahl an Teilausführungen sagt nichts über den durchschnittlichen Kauf- bzw. Verkaufspreis aus. Viele Teilausführungen zu guten Preisen sind vorteilhafter, als nur zwei Teilausführungen zu einem durchschnittlich schlechteren Preis.

A21: Kein großer Einfluss der Teilausführungen bei den drei Limit-Varianten

Die Teilausführungen haben bei den Limit-Varianten einen viel kleineren Einfluss auf die Rendite als bei der Market-Variante. Der Grund hierfür liegt im festgelegten Limit-Preis. Dieser stellt die Ober- bzw. Untergrenze des Handelspreises dar. Deshalb kann durch die Teilausführungen kein schlechterer durchschnittlicher Handelspreis zustande kommen. Die Veränderungen, welche durchaus positiv ausfallen können, sind dem Nichtausführbarkeitsrisiko geschuldet. Da der Limitpreis eingehalten werden muss, verlängert sich die Ausführungszeit der einzelnen Orders. Durchschnittlich

10 % der Orders bei LMT (DAY) und LMT (GTD) werden nicht oder nur teilweise ausgeführt, da die Gültigkeitsdauer überschritten wurde. Daraus folgen lediglich geringe Veränderungen der Renditen.

A22: Positive Ergebnisse nur noch bei Limit-Varianten beim S&P 600 und STP-Order und erhöhte Signifikanz beim t -Test feststellbar

In A21 wurde bereits festgestellt, dass die Verwendung der Market-Order allgemein sehr schlechte Ergebnisse liefert. Wird die Limit-Order verwendet, sind alle Renditen für jede Variante im Durchschnitt besser als die Renditen der Market-Order. Trotz teilweiser Verbesserung der Renditen gegenüber $TD4$ können sich letztendlich nur noch die Trading-Algorithmen, welche auf den S&P 600 angewendet wurden, durchsetzen und positive Kapitalrenditen erwirtschaften. Dies gilt jedoch nur für den Fall, in dem die STP-Order für das Risiko-Management verwendet wird.

Zusätzlich wird eine höhere Signifikanz beim t -Test festgestellt. Dem Gegenüber sinken die Fälle, in denen der Wilcoxon-Test eine Signifikanz anzeigt. Aus diesen Ergebnissen folgt deshalb weiterhin, dass im Allgemeinen nicht von einer Vorhersagekraft der Trading-Algorithmen mit Risiko- und Money-Management ausgegangen werden darf.

A23: Deutlicher Unterschied zwischen Kapitalrendite RK und Kursrendite R

Bei allen bisherigen Testdesigns wurde die Kursrendite R der Trading-Algorithmen relativ unter der Prämisse, dass das zu investierende Kapital bei der Order auf 1 normiert wird, bestimmt. Da die Money-Management-Methoden in der Praxis jedoch auf absoluten Daten angewendet werden, wird die Kapitalrendite RK berechnet. Bei der Fixed-Risk-Methode bestimmen die beiden Parameter Handelsrisiko φ und durchschnittliches Stop-Preisrisiko $\overline{\varphi'}$, ob mehr, weniger oder das gesamte Kapital investiert werden soll. Wird mehr als das vorhandene Kapital investiert, sind die Chancen größere Gewinne zu erwirtschaften höher. Im Gegensatz können sich die Verluste wegen des Hebeleffektes jedoch auch vergrößern. Wird weniger investiert, ergeben sich kleinere Auswirkungen auf die erzielten Gewinne und Verluste.

Je größer das Investitionsvolumen ist, desto größer das eingegangene Risiko für den Trader. Es wäre erwartet worden, dass sich dieses Risiko in der Standardabweichung bemerkbar macht. Da die Ergebnisse der Standardabweichung in diesem Fall jedoch uneinheitlich sind, kann diese Hypothese nicht bestätigt werden.

A24: Abweichungen zwischen RK und R bei $\varphi = \overline{\varphi'}$

Wird davon ausgegangen, dass das Handelsrisiko sowie das Stop-Preisrisiko die gleiche Höhe aufweisen, wird nach Formel (6-7) das gesamte zur Verfügung stehende Kapital investiert. Somit bestünden die gleichen Voraussetzungen wie in den vorherigen Testdesigns, in denen das Kapital auf 1 normiert wurde und deshalb jeweils immer alles investiert wurde. Aus diesem Grunde konnte erwartet werden, dass sich die Kursrendite R , welche von der Normierung auf 1 ausgeht, und die Kapitalrendite RK sehr nahe beieinander liegen müssten. Doch die Ergebnisse haben gezeigt, dass dies nicht der Fall ist. Um den Grund zu finden, muss zwischen den Market- und Limit-Varianten unterschieden werden:

- 1) Bei der Verwendung der Market-Order wird in der Regel mehr investiert, als Kapital vorhanden ist. Dies liegt daran, dass durch das Preisrisiko zu schlechteren Preisen gehandelt

werden muss und sich somit zwangsweise die Investitionssumme erhöht. Daraus folgt eine Verstärkung der Gewinne und Verluste;

- 2) Bei den Limit-Orders führt das Nichtausführbarkeitsrisiko dazu, dass nicht das gesamte Kapital investiert werden kann. Daraus folgt, dass alle Gewinne und Verluste nicht so stark in die Kapitalrendite eingehen.

6.6.6.2 *Optimal-f-Methode*

A25: Großer Unterschied in den Differenzen der Kursrendite und der Kapitalrendite zwischen Optimal-f- und Fixed-Risk-Methode

Die Optimal-f-Methode zeigt beim Verhalten der Trading-Algorithmen gegenüber der Fixed-Risk-Methode nur sehr wenig Veränderung. Dies äußert sich in den Ergebnissen, in denen die Differenzen der einzelnen Ordertyp- sowie Stop-Order-Varianten nur sehr kleine Werte verzeichnen. Diese kleinen Änderungen der Kursrendite R waren zu erwarten, da die Money-Management-Methoden ausschließlich für die Berechnung des Nennwertes verwendet werden. Die Differenz in R hängt ausschließlich von der Anzahl an Assets, die gekauft bzw. verkauft werden sollen. Je mehr Assets gehandelt werden sollen, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit einer veränderten Rendite. Die Veränderungen kommen zum einen durch die unterschiedlichen Ausführungspreise (vor allem bei den Market-Orders) oder zum anderen durch die verlängerten Ausführungszeiten der Order (vor allem bei den Limit-Orders) zustande. Die Kursrendite ist bei den Stopp-Order-Varianten mit Verwendung von Limit-Orders sogar besser als die der Fixed-Risk-Methode.

Die Auswirkungen der Optimal-f-Methode werden erst bei der Kapitalrendite RK sichtbar. Die Differenzen sind um ein Vielfaches größer als bei der Kursrendite. Bei der S&P 600/STP/MKT-Simulation wurden beispielsweise folgende Werte für R und RK festgestellt:

$$R = -0,4035 \% \quad RK = -6,4917 \%$$

Dies bedeutet eine 16-fache Verstärkung durch die Optimal-f-Methode.

A26: Sehr hohe Aggressivität der Optimal-f-Methode mit großem Verlustpotential

Aus der vorherigen Aussage wird ersichtlich, dass die Optimal-f-Methode eine sehr hohe Aggressivität aufweist. Die Ergebnisse zeigen, dass sich diese Aggressivität vor allem negativ auswirkt. Fast alle Simulationen resultieren in einer schlechteren Kapitalrendite gegenüber der Fixed-Risk-Methode. Daraus folgt ebenfalls, dass die Trading-Algorithmen zwar zum Teil bessere Ergebnisse liefern, aber die Kapitalrendite durch die zu aggressiven Investitionen geschmälert wird und somit Verbesserungen bei den Trading-Algorithmen in Verschlechterungen beim Kapital münden.

6.6.6.3 *Secure-f-Methode*

A27: Secure-f-Methode in fast allen Fällen besser als Optimal-f-Methode

Die Gesamtkapitalrenditen bei der Secure-f-Methode sind in fast allen Simulationen besser als die der Optimal-f-Methode. Die großen Verluste, welche noch bei der Optimal-f-Methode beim S&P 400 zu beklagen waren, konnten bei der Secure-f-Methode fast ausgeglichen werden. Es wurde festgestellt, dass bei der Secure-f-Methode weniger investiert wird, als bei der Optimal-f-Methode. Dies bedeutet, dass es zu weniger Teilausführungen kommt und somit bessere durchschnittliche Kauf- bzw. Verkaufspreise erzielt werden, welche in höheren Renditen münden. Aus den wenigen Simulationen, die eine negative Differenz aufzeigen, kann gefolgert werden, dass mit den größeren

Investitionen bei der Optimal- f -Methode mehr Gewinn erwirtschaftet werden könnte, um die Verluste somit zum Teil auszugleichen. Durch die kleineren Investitionen bei der Secure- f -Methode wird jedoch weniger Gewinn erzielt, welcher nicht mehr für eine Verbesserung gegenüber der Optimal- f -Methode ausreicht. Gegenüber der Fixed-Risk-Methode sind die Resultate vor allem bei der S&P 600/STP-Kombination mit $\varphi = 0,01$ besser.

A28: Anzahl der Zugriffe auf Margin-Konto im Allgemeinen nicht kleiner als bei der Optimal- f -Methode

Es wäre zu erwarten gewesen, dass das Margin-Konto bei der Secure- f -Methode weniger verwendet wird als bei der Optimal- f -Methode, da durch die zusätzliche Angabe des erwarteten Drawdowns (DD) weniger Risiko eingegangen wird. Dies zeigt sich am durchschnittlichen Wert für f^S , welcher in allen Simulationen erheblich kleiner ist als bei der Optimal- f -Methode. Daraus folgt jedoch nicht, dass sich die Anzahl der Trades verkleinert, welche auf das Margin-Konto zugreifen. Dies ist vor allem bei einigen Simulationen mit TRAIL-Orders der Fall. Zusätzlich gilt, dass mehr Zugriffe auf das Margin-Konto festgestellt wurden, obwohl der durchschnittliche Wert für f^S kleiner als bei der Optimal- f -Methode ist. Als Beispiel dient die Aktie QCOR, welche mit den Bollinger Bändern ausgeführt, die Market-Order verwendet und $\varphi = 0,01$ angenommen wird. Dabei wird bei der Optimal- f -Methode lediglich maximal doppelt so viel wie das vorhandene Kapital investiert. Bei der Secure- f -Methode sind es 12 Mal so viel. Dieses Verhalten kann ausschließlich auf den bisher größten Verlust L zurückgeführt werden. L muss bei der Secure- f -Methode in diesen Fällen kleiner sein als bei der Optimal- f -Methode. Dies zeigt sich bei der QCOR-Aktie indem nach einigen Trades bei der Optimal- f -Methode ein großer Verlust von 13,76 % eintritt, welcher auch den bis zu diesem Zeitpunkt größten Verlust darstellt. Durch den sehr großen Wert für L wird im folgenden Trade viel weniger Kapital investiert. Bei der Secure- f -Methode hingegen erwirtschaftet der gleiche Trade einen viel kleineren Verlust von 2,62 %. Da dieser Wert viel kleiner ist als bei der Optimal- f -Methode, wird trotz kleinerem f^* anhand Formel (3-30) ein größerer Betrag investiert. Die Secure- f -Methode geht wegen des kleineren L davon aus, dass in Zukunft trotzdem mehr investiert werden kann, da der größte Verlust nicht sehr groß ist. Die Optimal- f -Methode ist wegen sehr großen Verlustes im nächsten Trade viel vorsichtiger.

Trotzdem sind die Einsätze bei der Secure- f -Methode niedriger als bei der Optimal- f -Methode. Dies zeigen die Werte der durchschnittlich benötigten Margin $\overline{m\bar{g}}$.

Ähnlich wie bei der Optimal- f -Methode können nur noch die Ergebnisse der S&P 600/STP-Kombinationen mit Limit-Orders positive Kapitalrenditen erwirtschaften.

A29: Ähnliche Ergebnisse der statistischen Tests bei allen drei Money-Management-Methoden

Bei den Ordertypen MKT, LMT (GTD) und LMT (GTC) zeigen beim t -Test alle Indizes (außer S&P 500) bei Verwendung der STP-Order überhaupt keine Prognosekraft. Beim Wilcoxon-Test können einige Tests eine Prognosekraft aufzeigen. Besonders bei den STP-Order-Varianten zeigen die Trading-Algorithmen eine größere Prognosekraft als bei den TRAIL-Order-Varianten. Bei der 2 %-Risikomethode ist die größte Prognosekraft bei den Trading-Algorithmen, welche auf die Aktien des S&P 500 angewendet werden. Uneinheitlich hingegen sind die Ergebnisse bei der 1 %-Risikomethode.

6.6.7 TD6: TD0 mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren

Äquivalent zu TD1 werden in Testdesign TD6 Gebühren eingeführt. In diesem Fall sind es aber keine relativen Gebühren sondern das Gebührenmodell von Interactive Brokers, welches auf absoluten Daten (investiertes Kapital bzw. investierte Stückzahl) basiert.

A30: Höhere Gebühren bei Verwendung der Optimal- f -Methode

Durch das Ausnutzen des von der Optimal- f -Methode vorgegebenen Hebels wird viel mehr Kapital investiert als bei den anderen Money-Management-Methoden. Daraus ergibt sich automatisch, dass mehr Gebühren anfallen, die die Rendite erheblich schmälern. Bei der FRM und der Secure- f -Methode sind die Unterschiede nicht so groß, da viel weniger als bei der Optimal- f -Methode investiert wird.

Dieser Effekt tritt jedoch nur bei einem solchen linearen Gebührenmodell auf, welches auf der Anzahl an Assets fußt. Andere Gebührenmodelle, z.B. die von Flatex¹²⁰, geben einen Festpreis pro Auftrag an. Dieser Preis wird für jeden Auftrag unabhängig von der Anzahl der gehandelten Assets oder des Investitionskapitals fällig. Diese Festpreisvarianten sind meistens ausschließlich interessant bei sehr hohen Investitionssummen. Dies wäre bei Verwendung der Optimal- f -Methode und einem größeren Anfangskapital eine sinnvolle Alternative zum verwendeten Gebührenmodell gewesen.

A31: Je effizienter der Markt, desto besser die Kapitalrendite gegenüber TD0

Die Ergebnisse der Kapitalrenditen in TD6 geben Aufschluss darüber, dass der effizienteste Index S&P 500 in 40,63 % aller Simulationen bessere Renditen realisiert als unter Laborbedingungen in TD0. Im Gegensatz dazu verzeichnet der illiquideste Markt S&P 400 (ohne die QCOR-Aktie) am wenigsten Verbesserungen (1,04 %).

Aus den Simulationen folgt, dass die Aktien des S&P 500 als liquidester Markt auf der einen Seite zwar zum Großteil negative Kapitalrenditen erwirtschaften, jedoch auf der anderen Seite die kleinsten Differenzen zu TD0 aufweisen. Beim S&P 400 (ohne die QCOR-Aktie) ist genau das Gegenteil zu verzeichnen. Der illiquideste Markt, welcher in TD0 noch die beste Rendite vorzeigen konnte, kann in TD6 nur in sehr wenigen Fällen (nur beim Momentum) bessere Ergebnisse liefern. Die restlichen Renditen sind durchweg schlechter als bei TD0.

A32: Erhebliche Unterschiede zwischen Testdesign aus Literatur TD0 und der Realität in der Praxis TD6

Es verbleiben nur noch vier Kombinationen, welche in TD6 eine positive Rendite erwirtschaften. Dabei handelt es sich ausschließlich um Simulationen des S&P 600, welche mit der Fixed-Risk-Methode oder der Secure- f -Methode durchgeführt wurden. Bei Verwendung der Optimal- f -Methode werden hingegen zu viele Gebühren fällig, um bessere Renditen zu erzielen (vgl. Aussage A30).

Im Rahmen des Vergleichs der Renditen werden aus dem Testdesign TD6 die Kapitalrendite RK und aus TD0 die Kursrendite R verwendet. Die Differenzen dieser beiden Kennzahlen zeigen durchschnittlich in allen Simulationen eine zum Teil sehr große Verschlechterung. Nur die TRAIL-Orders beim S&P 500 mit einem Handelsrisiko von 1 % zeigen eine Verbesserung gegenüber TD0 oder nur eine sehr kleine negative Differenz. Dies liegt daran, dass mit der Einführung des Risiko-

¹²⁰ <http://www.flatex.de/preise.html>.

Managements unter *TD4* diese Kombination bei einem Stop-Preisrisiko von 1 % eine große Verbesserung erzielt werden konnte.

Es wird eine durchgehende Verringerung des eingegangenen Risikos zwischen *TD6* und *TD0* festgestellt.

Alle Simulationen, welche mit einem Handelsrisiko von 2 % durchgeführt wurden, sind schlechter als diejenigen mit einem Handelsrisiko von 1 %. Dies ist darauf zurückzuführen, dass der negative Erwartungswert der Renditen durch die Erhöhung des Handelsrisikos noch stärker ins Gewicht fällt. Die einzige Ausnahme stellt die Kombination S&P 600/STP/LMT (GTD) dar. Dabei ist jedoch zu beachten, dass diese Ausnahme nur deshalb zustande kommt, da bei der 1 %-Variante die Optimal-*f*-Methode verwendet wurde. Diese führte, wie bereits festgestellt werden konnte, zu einem sehr schlechten Ergebnis wegen zu hoher Investitionssummen und somit Gebühren (vgl. Aussage A30).

Die Prognosekraft der Trading-Algorithmen zeigt ähnliche Ergebnisse wie bei *TD1*. Nur noch in den wenigsten Fällen können signifikant bessere Renditen als bei der Buy-and-Hold-Strategie erwirtschaftet werden. Nur beim S&P 500 (STP-Order-Variante/*t*-Test und TRAIL-Order-Variante/Wilcoxon-Test) kann in Einzelfällen eine Prognosekraft gezeigt werden. Beim S&P 400 ist lediglich eine minimale Signifikanz beim Ordertyp LMT (GTC) und der TRAIL-Order-Variante zu verzeichnen.

A33: Unterschiedliches Ranking der Trading-Algorithmen in *TD0* und *TD6*

In Tabelle 6-48 sind die Ränge der einzelnen Trading-Algorithmen für die beiden Testdesigns *TD0* und *TD6* angegeben. Der Trading-Algorithmus, der die beste Kapital- bzw. Kursrendite realisiert hat, wird mit dem Rang 1 gekennzeichnet. Analog dazu wird der Trading-Algorithmus mit dem schlechtesten Ergebnis mit dem Rang 6 dargestellt. Aus diesen Daten wird ersichtlich, dass sich das Ranking von mehreren Trading-Algorithmen zwischen *TD0* und *TD6* verändert hat. Ein Beispiel für eine Verbesserung ist das Momentum. Im S&P 500 und S&P 600 ist dieser Trading-Algorithmus in *TD6* der beste Algorithmus unter den sechs untersuchten. Vorher war er der schlechteste bzw. zweischlechteste. Es wird jedoch auch sichtbar, dass sich das Momentum beim S&P 400 gegenüber den anderen Trading-Algorithmen kaum verbessert hat.

	<i>TD0</i>				<i>TD6</i>			
	S&P 500	S&P 400	S&P 600	S&P 400 (ohne QCOR)	S&P 500	S&P 400	S&P 600	S&P 400 (ohne QCOR)
VMA	6	3	3	4	3	1	2	1
FMA	1	4	2	2	2	4	6	4
FTRB	2	5	4	3	4	6	4	6
VTRB	3	2	1	5	5	2	3	2
Momentum	5	6	6	6	1	5	1	5
Bollinger	4	1	5	1	6	3	4	3

Tabelle 6-48: Ranking der Trading-Algorithmen bei *TD0* und *TD6*

Durchschnittlich kann festgehalten werden, dass der VMA die besten Ergebnisse aller Trading-Algorithmen in *TD6* liefert (in *TD0* ist er der zweitschlechteste gewesen). Als schlechtester Trading-Algorithmus kann der FTRB identifiziert werden. In *TD0* war das Momentum der schlechteste Algorithmus (in *TD6* ist er der zweitbeste) und der beste Algorithmus war der VTRB (Rang 3 in *TD6*). Dies zeigt, dass die zusätzlichen Komponenten, welche in den einzelnen Testdesigns hinzugefügt wurden, die Ergebnisse der Trading-Algorithmen zum Teil stark verändern.

7 Fazit und Ausblick

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der beiden Forschungsfragen aus dieser Arbeit abschließend zusammengefasst und es wird ein Ausblick auf noch offene Fragen gegeben, welche in zukünftigen Forschungen beantwortet werden können.

7.1 Fazit

Die Intention dieser Arbeit war, Trading-Algorithmen unter realistischen Marktbedingungen auszuführen und anschließend zu evaluieren. Die Art und Weise der Evaluation war der Schwerpunkt der ersten Forschungsfrage. Der zweite Untersuchungsgegenstand wendete die Trading-Algorithmen in mehreren Simulationen an. Dabei flossen die Ergebnisse der ersten Forschungsfrage in die Evaluation ein. Anschließend wurde der Unterschied zwischen den Resultaten aus der Literatur und den durchgeführten Simulationen herausgearbeitet.

Im Rahmen der ersten Forschungsfrage musste zunächst festgelegt werden, welche Trading-Algorithmen für die Simulationen verwendet werden. Dabei wurden ausschließlich heuristische Trading-Algorithmen aus der Literatur ausgesucht, da diese bereits in der Praxis angewendet werden. Dazu zählen:

- 1) Variable-Length Moving Average (VMA),
- 2) Fixed-Length Moving Average (FMA),
- 3) Variable-Length Trading Range Breakout (VTRB),
- 4) Fixed-Length Trading Range Breakout (FTRB),
- 5) Momentum (MM) und
- 6) Bollinger Bänder (BB).

Es wurden ebenfalls zwei garantierende Trading-Algorithmen besprochen, die Reservation Price Policy (RPP) und der Threat-Based Algorithmus (TBA). Diese verwenden Daten aus der Zukunft (z.B. kleinster und größter Preis einer Zeitreihe), welche im praktischen Einsatz nicht zur Verfügung stehen. Deshalb müsste zuerst eine Untersuchung durchgeführt werden, die diese zukünftigen Daten schätzt (vgl. (Arroyo et al., 2011)). Da jede Prognose zu Unsicherheiten führt, sind die Garantien, die diese Trading-Algorithmen versprechen in der Praxis nicht mehr zu halten. Aus diesem Grund wurde von der Berücksichtigung dieser Trading-Algorithmen Abstand genommen.

Um Trading-Algorithmen in der Praxis mit Intraday-Daten einzusetzen, mussten weiterhin zusätzliche Komponenten betrachtet werden. Da in der Literatur, welche sich mit der Evaluation von Trading-Algorithmen beschäftigt, keine Börsenaufträge verwendet werden, wird angenommen, dass der Marktpreis zum Zeitpunkt des Signals automatisch den Ausführungspreis darstellt. Diese Vereinfachung ist in der Praxis an der Börse jedoch nicht haltbar, da Kauf- und Verkaufssignale, die die Trading-Algorithmen liefern, nicht an der Börse gehandelt werden. An die Börse können nur Börsenaufträge übertragen werden. Aus diesem Grund muss das Konzept der Order eingeführt werden. Jedes Signal der Trading-Algorithmen wird in eine Order umgewandelt, welche in der Realität an die Börse geschickt werden würde. Jede Order besteht aus mehreren Elementen (vgl. Kapitel 2.4). Die wichtigsten Punkte, welche im Rahmen dieser Arbeit herausgearbeitet werden mussten, sind die verschiedenen Ordertypen sowie Gültigkeitsdauern und die Bestimmung des

Nennwertes der Order. Die Ordertypen geben an, wie eine Order ausgeführt werden soll. Die Gültigkeitsdauern spezifizieren, wie lange die Order gültig ist und der Nennwert bestimmt, wie viel investiert werden soll. Diesen letzten Punkt beantwortet das Money-Management, welches in Kapitel 3 detailliert beschrieben wurde. Zum Money-Management gehört unweigerlich auch das Risiko-Management hinzu. Daraus folgte, dass die Trading-Algorithmen um drei Komponenten erweitert werden mussten:

- 1) Ordertypen und Gültigkeitsdauern,
- 2) Risiko-Management und
- 3) Money-Management.

Um die Simulationen durchführen zu können, musste geklärt werden, wie und mit welchem System die Evaluation durchgeführt werden soll. Nachdem die Evaluationskennzahlen aus einer Literaturrecherche über 12 Studien, welche die Güte von Trading-Algorithmen untersuchen, und aus sieben kommerziellen Tradingsystemen bestimmt wurden, konnte festgestellt werden, dass nur sehr wenige Kennzahlen sowohl in der Wissenschaft verwendet als auch bei den kommerziellen Tradingsystemen angeboten werden. Obwohl bei vielen Tradingsystemen die Möglichkeit besteht, weitere Evaluationskennzahlen selbst zu programmieren, gestaltet sich die Umsetzung als schwierig. Aus diesem Grund wurde ein eigenes Tradingsystem mit dem Namen *LifeTrader* vollständig neu in Java implementiert, welches genau die Ergebnisse liefert, die für die Evaluation in der zweiten Fragestellung benötigt wurden. Die Berechnung für einige Kennzahlen, z.B. statistische Signifikanztests, wurden mit Hilfe der Statistiksoftware *R* durchgeführt und an den *LifeTrader* automatisch übergeben.

In Kapitel 2.4 wurden die einzelnen Ordertypen und Gültigkeitsdauern formal spezifiziert und die Auswirkungen auf den Markt diskutiert. Diese Darstellung wurde gewählt, da zum einen die Funktionsweise in der Literatur zumeist nur verbal beschrieben ist, zum anderen stellte dies die Ausgangsbasis für eine exakte und korrekte Implementierung im *LifeTrader* dar. Dabei wurden alle Ordertypen und Gültigkeitsdauern implementiert. Es wurden in den Simulationen jedoch lediglich die beiden Basisordertypen (Markt-Order (MKT) und Limit-Order (LMT)) angewendet. Komplexere Ordertypen hingegen reagieren ähnlich wie Trading-Algorithmen und werden erst in eine der beiden Basisordertypen umgewandelt, sofern ein vorher definierter Schwellenwert erreicht wurde. Dieses Verhalten ist beim Einsatz von Trading-Algorithmen nicht gewünscht. Die verwendeten Trading-Algorithmen sind Trendfolge-Algorithmen und bei einem Signal ist davon auszugehen, dass so schnell wie möglich (MKT) bzw. zum dem entsprechenden Preis (LMT) gehandelt werden soll.

Im Rahmen des Risiko-Managements wurden die Stop-Ordertypen verwendet. Mithilfe eines Stop-Preises wurde automatisch nach dem vollständigen Kauf eines Wertpapiers eine Stop-Order erstellt. Ein Verkauf konnte somit auf zweierlei Weise zustande kommen, entweder über die Verkaufsregel des Trading-Algorithmus oder über die Stop-Order, wenn der Stop-Preis erreicht wurde. Es wurden zwei Varianten der Stop-Order in den Simulationen verwendet: die Stop-Loss-Order (STP) und die Trailing-Stop-Order (TRAIL).

Kapitel 3 befasste sich mit dem Money-Management. Dabei kann festgehalten werden, dass nur die small-anti-martingalen Money-Management-Methoden für das Trading eingesetzt werden können. Die wichtigsten Methoden wurden mathematisch hergeleitet. Die Simulationen beschränken sich lediglich auf drei Methoden: die Fixed-Risk-Methode, die Optimal- f -Methode und die Secure- f -

Methode. Dabei wurden die beiden letzten Methoden detailliert als Algorithmus und Programmablaufplan dargestellt, um deren Komplexität besser darzustellen zu können. Sie bildeten darüber hinaus die Basis für die Implementierung im *LifeTrader*. Einen wichtigen Aspekt stellte in diesem Kapitel die bisher ungelöste Problematik dar, welche Anzahl an Renditen zur Berechnung der Optimal- f - und Secure- f -Methode notwendig ist. Die Schwierigkeit besteht darin, dass bei zu wenigen Renditen die Sprünge im Wert von f^* von einem Trade zum anderen zu groß sind. Bei zu vielen Renditen sind keine nennenswerten Veränderungen des Wertes von f^* mehr zu verzeichnen. Algorithmus 3-4 berechnete die untere und obere Schranke für die Anzahl an zulässigen Renditen. Dies bedeutet, dass die Optimal- f - sowie die Secure- f -Methode nur ausgeführt werden durften, wenn mindestens die untere Schranke erreicht wurde. Waren weniger Renditen vorhanden, wurde auf die Fixed-Risk-Methode ausgewichen. Bei zu vielen Renditen wurde nach dem First-In-First-Out-Prinzip vorgegangen, so dass die obere Schranke nicht überschritten wurde.

Der Unterschied zwischen Literatur und Praxis in Bezug auf die Verwendung der Trading-Algorithmen, d.h. wie die Trading-Algorithmen eingesetzt werden, wurde in der ersten Fragestellung beantwortet. Die zweite Fragestellung fokussierte auf die Differenz bei den Evaluationsergebnissen. Die verwendete Vorgehensweise bei den Simulationen gliederte sich in sieben einzelne Testdesigns, welche schrittweise um die in der ersten Fragestellung ermittelten praxisrelevanten Komponenten erweitert wurden. Dabei stellte das erste Testdesign die Annahmen aus der Literatur um (Brock et al., 1992) dar. Das letzte Testdesign beschrieb die Annahmen unter realen Marktbedingungen, welche in Kapitel 6.2 detailliert spezifiziert wurden. Somit folgte:

- 1) *TD0*: Annahmen von (Brock et al., 1992),
- 2) *TD1*: *TD0* mit Gebühren,
- 3) *TD2*: *TD0* mit Risiko-Management,
- 4) *TD3*: *TD0* mit Börsenaufträgen,
- 5) *TD4*: *TD0* mit Börsenaufträgen und Risiko-Management,
- 6) *TD5*: *TD0* mit Börsenaufträgen, Risiko-, und Money-Management,
- 7) *TD6*: *TD0* mit Börsenaufträgen, Risiko-, Money-Management und Gebühren.

Da nicht alle möglichen Konfigurationen der verwendeten Trading-Algorithmen simuliert werden konnten, wurde ein Walk-Forward-Test durchgeführt, um die beste Konfiguration pro Trading-Algorithmus zu ermitteln.

Zusammenfassend können die folgenden wichtigsten Resultate festgehalten werden:

- 1) Je illiquider der Markt, desto besser sind die Ergebnisse bei der Rendite. Daraus folgt, dass der S&P 400 die besten Renditen und der S&P 500 die schlechtesten Renditen erwirtschafteten. Diese Aussage galt jedoch nur, solange kein Money-Management in Betracht kam, d.h. von *TD0* bis *TD4*. Danach konnte der S&P 600 nur noch vereinzelt positive Renditen erwirtschaften. Dies ist dadurch zu erklären, dass es bei einem illiquideren Markt, wie dem S&P 400, schwerer ist, die gleiche Anzahl an Assets zu kaufen bzw. zu verkaufen als bei einem liquiden Markt. Je nach Wahl des Ordertyps wird entweder (1) zu einem schlechteren Preis gehandelt (Ausführungspreisrisiko bei Market-Orders) oder (2) die Dauer, bis die gesamte Order ausgeführt werden kann, verschiebt sich nach hinten bzw. die Order wird eventuell überhaupt nicht mehr ausgeführt (Nichtausführbarkeitsrisiko bei Limit-Orders). Dadurch gehen mögliche Gewinne verloren und der S&P 400 erwirtschaftet

schlechtere Renditen. Beim liquidesten Markt, dem S&P 500, sind die Renditen mit Money-Management zwar besser, trotzdem reicht es nicht aus, positive Renditen zu erzielen. Der S&P 600 liegt bezüglich der Liquidität im Markt dazwischen und erwirtschaftet ebenfalls schlechtere Ergebnisse, wobei vereinzelt jedoch noch positive Renditen erreicht werden. Je mehr investiert wird, desto stärker fallen diese Tendenzen aus.

Daraus folgt, dass der liquideste Markt (S&P 500) zum Großteil negative Renditen erwirtschaftet, aber die größten positiven Differenzen zwischen $TD6$ und $TD0$ ausweist. Das Gegenteil ist beim illiquidesten Markt (S&P 400 ohne QCOR-Aktie) zu verzeichnen.

- 2) Der Einsatz des Risiko-Managements führte nicht automatisch zu besseren Renditen, da je nach Festsetzung des Stop-Preises die gehaltene Position ausgestoppt wurde. Es war möglich, dass die Position mit einer negativen Rendite verkauft wurde, obwohl bei weiterem Warten eine bessere Rendite hätte erwirtschaftet werden können. Weiterhin waren dynamische Risikomethoden nicht zwangsläufig eine bessere Alternative zu den statischen Methoden.
- 3) Ordertypen müssen grundsätzlich beim Einsatz an der Börse eingesetzt werden. Dabei zeigte sich, dass die direkte Ausführung mit Hilfe einer Market-Order zu schlechteren Renditen führte. Trotzdem bedeutete dies nicht gleichzeitig, dass mit der Verwendung von Limit-Orders bessere Renditen erwirtschaftet werden konnten. Hier kam das Nichtausführbarkeitsrisiko zum Tragen. Der Trading-Algorithmus war in einigen Fällen lange blockiert, bis die Order vollständig ausgeführt wurde oder die Gültigkeitsdauer abgelaufen war.
- 4) Die drei Money-Management-Methoden veränderten die Ergebnisse der Trading-Algorithmen beträchtlich. Dabei war zu beobachten, dass die Optimal- f -Methode in den meisten Fällen die schlechtesten Ergebnisse lieferte, da sie auf ein sehr aggressives Money-Management zielt. Dies deckt sich mit den Aussagen von (Zamansky & Stendahl, 1998). Eine Verbesserung bietet die Secure- f -Methode. Trotzdem stellte sich heraus, dass die Fixed-Risk-Methode in fast allen Fällen (vgl. Tabelle 6-43) die bessere Alternative darstellte. Mit Betrachtung von expliziten Gebühren bedeutete eine größere Investitionssumme bei dem angewendeten Gebührenmodell höhere Gebühren. Besonders bei der Optimal- f -Methode schlug dieser Umstand negativ ins Gewicht.
- 5) Eine Signifikanz der Renditen der Trading-Algorithmen gegenüber einer Buy-and-Hold-Strategie konnte nicht bestätigt werden, weder in den liquiden noch in den illiquiden Märkten. Diese Aussage steht im völligen Gegensatz zu einem Großteil der Literatur.
- 6) Auf Ebene der Trading-Algorithmen wurde festgestellt, dass sich die Rangfolge (bezogen auf die erwirtschaftete Rendite) zwischen $TD0$ und $TD6$ zum Teil umgekehrt hat. Vor allem hat sich das Momentum zwischen Anfangs- und End-Testdesign zumindest im S&P 500 und S&P 600 extrem verbessert.

Eine detaillierte Zusammenfassung aller durchschnittlichen Ergebnisse wurde in 33 Aussagen über die sieben Testdesigns hinweg erstellt (vgl. Kapitel 6.6).

Der Unterschied zwischen Wissenschaft und Praxis ist grundsätzlich nicht in allen Fällen negativ zu bewerten. Obwohl die Trading-Algorithmen auf dem S&P 500 durchschnittlich negative Renditen erwirtschafteten, zeigte dieser Index das Potential bei Verwendung der TRAIL-Order eine Verbesserung zum $TD0$ auf. Auf der anderen Seite verzeichnete lediglich der S&P 600 durchschnittlich positive Renditen, obwohl er gegenüber $TD0$ eine Verschlechterung darstellte.

Allgemein konnte festgehalten werden, dass bei allen Varianten das eingegangene Risiko durch Berechnung der Standardabweichung gefallen ist.

Abschließend ist festzustellen, dass sich die Ergebnisse bei jeder Neueinführung einer praxisrelevanten Komponente veränderten. Dabei hing die Stärke und Richtung der Veränderung sehr von den einzelnen zugrundeliegenden Aktien ab. Bei der Untersuchung, ob die Trading-Algorithmen zukünftige Trends voraussehen können, d.h. ob die Trading-Algorithmen eine sogenannte Prognosefähigkeit besitzen, konnte kein Trading-Algorithmus durchgehend signifikant bessere Renditen als die Renditen der Buy-and-Hold-Strategie liefern. Unter Prognose wird in diesem Zusammenhang nicht die explizite Vorhersage von zukünftigen Preisen verstanden sondern die Fähigkeit der Trading-Algorithmen den zukünftigen Verlauf der Preise vorherzusagen. Aus diesen Ergebnissen muss gefolgert werden, dass sie zufällig zustande gekommen sind und die Trading-Algorithmen aus der Literatur auf den Intraday-Preisen keine verlässlichen Daten liefern. Aus den Ergebnissen der Evaluation kommt somit die Frage auf, ob nicht doch die Effizienzmarkthypothese, zumindest die schwache Form gilt.

7.2 Ausblick

Die verwendeten Trading-Algorithmen aus der Literatur um (Brock et al., 1992), (Lento & Gradojevic, 2007) und (Siganos, 2007) sind in den meisten Studien mit Hilfe von EOD-Daten evaluiert worden. In der Arbeit von (Schulmeister, 2009) werden diese Trading-Algorithmen auf Intraday-Daten angewendet, wobei sie nicht in allen Fällen gute Ergebnisse liefern. Das Ergebnis der vorliegenden Arbeit zeigt ebenfalls das Bild, dass diese Trading-Algorithmen auf Intraday-Daten unter Verwendung realer Marktbedingungen ebenfalls schlechte Ergebnisse liefern. (Dempster & Jones, 2001) versuchten mit Hilfe von Genetischen Algorithmen mehrere Trading-Algorithmen miteinander zu verbinden. Dies bedeutet, dass nur ein Signal generiert wird, wenn mehrere Trading-Algorithmen gleichzeitig ein Signal liefern. Somit soll vermieden werden, dass durch einen einzelnen Trading-Algorithmus ein Fehlsignal generiert wird. (Vanstone & Finnie, 2009) benutzen für den gleichen Zweck Neuronale Netze.

Im Rahmen des Money-Managements konnten lediglich eine Auswahl an Methoden eingesetzt werden. (Jones, 1999) hat mit der Fixed-Ratio-Methode eine weitere Möglichkeit vorgestellt, mit welcher bestimmt wird, wie viel investiert werden soll.

Das verwendete Tradingsystem *LifeTrader* stellt ein *Decision-Support-System* dar. Es gibt dem Anwender im Rahmen der Evaluation Hilfestellung bei der Entscheidung, welchen Trading-Algorithmus er in Zukunft verwenden soll. Die Unterstützung zeigt sich in der Berechnung der Evaluationskennzahlen. In dieser Arbeit werden nur die Kennzahlen verwendet, welche zur Beantwortung der Forschungsfragen dienlich waren. In der Literaturrecherche und bei der Untersuchung der kommerziellen Tradingsysteme wurde festgestellt, dass zahlreiche Evaluationskennzahlen existieren, welche andere Forschungsfragen beantworten könnten. Wird der *LifeTrader* um diese Kennzahlen erweitert, steigt die Komplexität und das Erkennen der Güte von Trading-Algorithmen wird dadurch erschwert. Der Anwender steht vor der Schwierigkeit, eine Entscheidung über die Auswahl aus all den vorhandenen Trading-Algorithmen anhand der Kennzahlen zu treffen. Dabei handelt es um ein multikriterielles Entscheidungsproblem. Aus diesem Grund kann der *LifeTrader* um den *Analytic Hierarchy Process* (AHP), welcher von (Saaty, 1980) entwickelt wurde, erweitert werden. AHP ist eine Methode, die zur Entscheidungsunterstützung zwischen mehreren Alternativen (Trading-Algorithmen) mit Hilfe von mehreren Kriterien (Evaluationskennzahlen)

eingesetzt werden kann. Da in AHP sowohl subjektive als auch objektive Entscheidungskriterien einfließen können, ist es dem Anwender möglich, die für ihn oder für seine Fragestellung wichtigen Evaluationskennzahlen höher zu gewichten. Somit erhält er ein Ergebnis, das den besten Trading-Algorithmus anhand seiner präferierten Kennzahlen ermittelt. Diese Erweiterung würde den Decision-Support-Anteil des *LifeTraders* ausbauen.

Literaturverzeichnis

- Adamu, K., & Phelps, S. (2010). Coevolution of Technical Trading Rules for High Frequency Trading. In S. I. Ao, L. Gelman, D. W. Hukins, A. Hunter, & A. M. Korsunsky (Eds.), *Proceedings of the World Congress on Engineering 2010 Vol I, WCE '10, June 30 - July 2, 2010, London, U.K.*, Lecture Notes in Engineering and Computer Science (S. 96–101). Newswood Limited.
- Ahn, H.-J., Bae, K.-H., & Chan, K. (2001). Limit Orders, Depth, and Volatility: Evidence from the Stock Exchange of Hong Kong. *The Journal of Finance*, *56*(2), 767–788.
- Algoet, P. H., & Cover, T. M. (1988). Asymptotic Optimality and Asymptotic Equipartition Properties of Log-optimum Investment. *The Annals of Probability*, *16*(2), 876–898.
- Almgren, R. F., & Chriss, N. (2000). Optimal Execution of Portfolio Transactions. *Journal of Risk*, *3*(2), 5–39.
- Anderson, J. A., & Faff, R. W. (2004). Maximizing Futures Returns using Fixed Fraction Asset Allocation. *Applied Financial Economics*, *14*(15), 1067–1073.
- Arroyo, J., Espínola, R., & Maté, C. (2011). Different Approaches to Forecast Interval Time Series: A Comparison in Finance. *Computational Economics*, *37*(2), 169–191.
- Babaioff, M., Immorlica, N., Kempe, D., & Kleinberg, R. (2008). Online Auctions and Generalized Secretary Problems. *ACM SIGecom Exchanges*, *7*(2), 1–11.
- Balsara, N. J. (1992). *Money Management Strategies for Futures Traders*. Wiley Finance, Wiley, New York.
- Bartlett, M. S. (1937). Properties of Sufficiency and Statistical Tests. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, *160*, 268–282.
- Baruch, S. (2005). Who Benefits from an Open Limit-Order Book? *The Journal of Business*, *78*(4), 1267–1306.
- BAW. (2000). *Jahresbericht 2000*. Bundesaufsichtsamt für den Wertpapierhandel. Erhältlich unter http://www.bafin.de/SharedDocs/Downloads/DE/Jahresbericht/dl_jb_2000_bawe.pdf.
- Bernoulli, D. (1954). Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk. *Econometrica*, *22*(1), 23–36.
- Bessembinder, H., & Chan, K. (1995). The Profitability of Technical Trading Rules in the Asian Stock Markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, *3*(2-3), 257–284.
- Bienert, H. (1996). *Der Marktprozeß an Aktienbörsen: Bewertungseffizienz und Umverteilung*. Neue betriebswirtschaftliche Forschung. Gabler Verlag.
- Blanchet-Scalliet, C., Diop, A., Gibson, R., Talay, D., & Tanre, E. (2007). Technical Analysis Compared to Mathematical Models Based Methods under Parameters Mis-specification. *Journal of Banking & Finance*, *31*(5), 1351–1373.
- Bloomfield, R., & O'Hara, M. (1999). Market Transparency: Who Wins and Who Loses? *The Review of Financial Studies*, *12*(1), 5–35.
- Boehmer, E., Saar, G., & Yu, L. (2005). Lifting the Veil: An Analysis of Pre-trade Transparency at the NYSE. *The Journal of Finance*, *60*(2), 783–815.
- Bokhari, J., Cai, C., Hudson, R., & Keasey, K. (2005). The Predictive Ability and Profitability of Technical Trading Rules: Does Company Size Matter? *Economics Letters*, *86*(1), 21–27.
- Book, T. (2001). *Elektronischer Börsenhandel und globale Märkte*. Deutscher Universitäts-Verlag, Wiesbaden.
- Borodin, A., & El-Yaniv, R. (1998). *Online Computation and Competitive Analysis*. New York, NY, USA: Cambridge University Press.
- Bortz, J., & Schuster, C. (2010). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York.
- Bower, G. (2002). Money Management. *YTE*, Aug-Sep, 12–16.

- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2008). *Principles of Corporate Finance*. The Irwin/McGraw-Hill series in finance, insurance, and real estate. McGraw-Hill/Irwin.
- Breiman, L. (1961). Optimal Gambling Systems for Favourable Games. *Fourth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (Vol. 1). Univ. Calif. Press, Berkeley, CA.
- Brock, W., Lakonishok, J., & LeBaron, B. (1992). Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(5), 1731–1764.
- Büning, H., & Trenkler, G. (1994). *Nichtparametrische statistische Methoden*. de Gruyter, Berlin, New York.
- Chande, T. S. (2001). *Beyond Technical Analysis: How to Develop and Implement a Winning Trading System*. Wiley Trading Advantage. Wiley.
- Chang, E. J., Lima, E. J. A., & Tabak, B. M. (2004). Testing for Predictability in Emerging Equity Markets. *Emerging Markets Review*, 5(3), 295–316.
- Chang, K. L., & Johnson, A. (2008). Online and Offline Selling in Limit Order Markets. In C. Papadimitriou & S. Zhang (Eds.), *Internet and Network Economics*, Lecture Notes in Computer Science (Vol. 5385, S. 41–52). Springer Berlin Heidelberg.
- Chen, G.-H., Kao, M.-Y., Lyuu, Y.-D., & Wong, H.-K. (1999). Optimal Buy-and-Hold Strategies for Financial Markets with Bounded Daily Returns. *Proceedings of the Thirty-first Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, STOC '99 (S. 119–128). Atlanta, Georgia, USA: ACM.
- Cho, J. W., & Nelling, E. (2000). The Propability of Limit-Order Execution. *Financial Analysts Journal*, 56(5), 28–33.
- Cho, V. (2010). MISMIS - A Comprehensive Decision Support System for Stock Market Investment. *Knowledge-Based Systems*, 23(6), 626–633.
- Chordia, T., Roll, R., & Subrahmanyam, A. (2008). Liquidity and Market Efficiency. *Journal of Financial Economics*, 87, 249–268.
- Cooney, J. J., & Sias, R. W. (2004). Informed Trading and Order Type. *Journal of Banking & Finance*, 28(7), 1711–1743.
- Cramer, D. (1998). *Fundamental Statistics for Social Research: Step-by-step Calculations and Computer Techniques using SPSS for Windows*. Psychology Press.
- Dempster, M. A. H., & Jones, C. M. (2001). A Real-time Adaptive Trading System using Genetic Programming. *Quantitative Finance*, 1(4), 397–413.
- Domowitz, I., & Yegerman, H. (2006). The Cost of Algorithmic Trading - A First Look at Comparative Performance. *The Journal of Trading*, 1(1), 33–42.
- Dorflleitner, G., & Klein, C. (2002). Kursprognose mit Hilfe der Technischen Analyse - Eine empirische Untersuchung. *Financial Markets and Portfolio Management*, 16(4), 497–521.
- Efron, B. (1979). Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1), 1–26.
- Efron, B., & Tibshirani, R. (1986). Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy. *Statistical Science*, 1(1), 54–77.
- Elder, A. (1993). *Trading for a Living: Psychology, Trading Tactics, Money Management*. Wiley Finance. John Wiley & Sons.
- El-Yaniv, R. (1998). Competitive Solutions for Online Financial Problems. *ACM Computing Surveys*, 30(1), 28–69.
- El-Yaniv, R., Fiat, A., Karp, R., & Turpin, G. (1992). Competitive Analysis of Financial Games. *Proceedings of the 33rd Annual Symposium on Foundations of Computer Science*, SFCS '92 (S. 327–333). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society.
- El-Yaniv, R., Fiat, A., Karp, R.M., & Turpin, G. (2001). Optimal Search and One-Way Trading Online Algorithms. *Algorithmica*, 30(1), 101–139.
- Enders, W. (2004). *Applied Econometric Time Series*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics. John Wiley & Sons Canada, Limited.
- Ethier, S. N. (1988). The Proportional Bettor's Fortune. In W. R. Eadington (Ed.), *Gambling Ressearch: Proceedings of the Seventh International Conference on Gambling and Risk Taking* (Vol. 4, S. 375–383). Bureau of Business and Economic Research, University of Nevada, Reno.

- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Finkelstein, M., & Whitley, R. (1981). Optimal Strategies for Repeated Games. *Advances in Applied Probability*, 13(2), 415–428.
- Flood, M. D., Huisman, R., Koedijk, K. G., & Mahieu, R. J. (1999). Quote Disclosure and Price Discovery in Multiple-Dealer Financial Markets. *The Review of Financial Studies*, 12(1), 37–59.
- Fong, S., Si, Y.-W., & Tai, J. (2012). Trend Following Algorithms in Automated Derivatives Market Trading. *Expert Systems with Applications*, 39(13), 11378–11390.
- Freedman, D. A., & Peters, S. C. (1984). Bootstrapping an Econometric Model: Some Empirical Results. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2(2), 150–158.
- Gehm, F. S. (1983). *Commodity Market Money Management*. A Ronald Press publication. John Wiley & Sons Australia, Limited.
- Gerke, W., & Rapp, H.-W. (1994). Strukturveränderungen im internationalen Börsenwesen. *Die Betriebswirtschaft*, 54, 5–23.
- Goldman, M. B. (1974). A Negative Report on the “Near Optimality” of the Max-expected-log Policy as Applied to Bounded Utilities for Long Lived Programs. *Journal of Financial Economics*, 1(1), 97–103.
- Gomber, P. (2000). *Elektronische Handelssysteme. Innovative Konzepte und Technologien im Wertpapierhandel*. Physica-Verlag, Heidelberg.
- Gomber, P., Holtman, C., Kurbjuweit, C., & Moderer, S. (2000). Wertpapierbörsen im Internet - Informationsangebot aus Sicht des Privatanlegers. *Wirtschaftsinformatik*, 42, 168–174.
- Gomber, P., & Schweickert, U. (2002). Der Market Impact: Liquiditätsmaß im elektronische Wertpapierhandel. *Die Bank*, 7, 485–489.
- Gomolka, J. (2011). *Algorithmic Trading - Analyse von computergesteuerten Prozessen im Wertpapierhandel unter Verwendung der Multifaktorenregression*. Universität Potsdam.
- Griffioen, G. A. W. (2003). Technical Analysis in Financial Markets. *Erhältlich unter SSRN: <http://ssrn.com/abstract=566882>*.
- Gunasekarage, A., & Power, D. M. (2001). The Profitability of Moving Average Trading Rules in South Asian Stock Markets. *Emerging Markets Review*, 2(1), 17–33.
- Guntram, U. (1985). Die allgemeine Systemtheorie : ein Überblick. *Journal of Business Economics*, 55(3), 296–323.
- Hall, P., Horowitz, J. L., & Jing, B. Y. (1995). On Blocking Rules for the Bootstrap with Dependent Data. *Biometrika*, 82(3), 561–574.
- Handa, P., & Schwartz, R. A. (1996). Limit Order Trading. *The Journal of Finance*, 51(5), 1835–1861.
- Harris, L. (2003). *Trading and Exchanges: Market Microstructure for Practitioners*. Financial Management Association survey and synthesis series. Oxford University Press, Incorporated.
- Harris, L., & Hasbrouck, J. (1996). Market vs. Limit Orders: The SuperDOT Evidence on Order Submission Strategy. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 31(2), 213–231.
- Hatgioannides, J., & Mesomeris, S. (2007). On the Returns Generating Process and the Profitability of Trading Rules in Emerging Capital Markets. *Journal of International Money and Finance*, 26(6), 948–973.
- Hautsch, N., & Huang, R. (2012). The Market Impact of a Limit Order. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36(4), 501–522.
- Heath, D., Orey, S., Pestien, V., & Sudderth, W. (1987). Minimizing or Maximizing the Expected Time to Reach Zero. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 25(1), 195–205.
- Hellstrom, T. (1999). ASTA - A Tool for Development of Stock Prediction Algorithms. *Theory of Stochastic Processes*, 5(21), 22–32.
- Hintner, O. (1960). *Wertpapierbörsen*. Betriebswirtschaftlicher Verlag Dr. Th. Gabler, Wiesbaden.
- Hu, S., Guo, Q., & Li, H. (2005). Competitive Analysis of On-line Securities Investment. *Proceedings of the First International Conference on Algorithmic Applications in Management, AAIM'05* (S. 224–232). Xian, China: Springer-Verlag.

- Hudson, R., Dempsey, M., & Keasey, K. (1996). A Note on the Weak Form Efficiency of Capital Markets: The Application of Simple Technical Trading Rules to UK Stock Prices - 1935 to 1994. *Journal of Banking & Finance*, 20(6), 1121–1132.
- Iglehart, D. L., & Voessner, S. (1998). Optimization of a Trading System using Global Search Techniques and Local Optimization. *Journal of Computational Intelligence in Finance*, 6, 36–46.
- Ignatovich, D. A. (2006). *Quantitative Trading System*. University of Texas.
- Jarque, C. M., & Bera, A. K. (1987). A Test for Normality of Observations and Regression Residuals. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 55(2), 163–172.
- Johanning, L., Kleeberg, J. M., & Schlenger, C. (2003). Transaktionskosten und Best Execution im Aktienfondsmanagement. In H. Dichtl, J. M. Kleeberg, & C. Schlenger (Eds.), *Handbuch Asset Allocation - Innovative Konzepte zur systematischen Portfolioplanung*. Uhlenbruch Verlag, Bad Soden.
- Jones, R. (1999). *The Trading Game: Playing by the Numbers to Make Millions*. Wiley Trading. Wiley.
- Kähler, W.-M. (2008). *Statistische Datenanalyse - Verfahren verstehen und mit SPSS gekonnt einsetzen*. Vieweg & Sohn Verlag, Wiesbaden.
- Karatzas, I., & Shreve, S. E. (1998). *Methods of Mathematical Finance*. Applications of Mathematics Series. Springer.
- Katz, J., & McCormick, D. (2000). *The Encyclopedia of Trading Strategies*. McGraw-Hill Trader's Edge Series. McGraw-Hill Education.
- Kaufman, P. J. (2005). *New Trading Systems and Methods*. The Wiley trading series (4. ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Kearns, M., & Ortiz, L. (2003). The Penn-Lehman Automated Trading Project. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6), 22–31.
- Keim, D. B., & Madhavan, A. (1998). The Cost of Institutional Equity Trades. *Financial Analysts Journal*, 54(4), 50–69.
- Kelly, J. (1956). A New Interpretation of Information Rate. *Bell System Technical Journal*, 35, 917–926.
- Kersch, M. (2015). Evaluation Data Set. doi:10.5281/zenodo.19013.
- Kersch, M., & Schmidt, G. (2012). Survey of Trading Systems for Individual Investors. In A. Yap (Ed.), *Information systems for global financial markets: Emerging developments and effects* (S. 157–176). IGI Global.
- Kim, K. (2007). *Electronic and Algorithmic Trading Technology: The Complete Guide*. Complete Technology Guides for Financial Services. Elsevier Science.
- Kissell, R. (2006). The Expanded Implementation Shortfall: Understanding Transaction Cost Components. *The Journal of Trading*, 1(3), 6–16.
- Klein, R., & Scholl, A. (2004). *Planung und Entscheidung*. Verlag Franz Vahlen.
- Kowalk, W. P. (1996). *System, Modell, Programm: Vom GOTO zur objektorientierten Programmierung*. Spektrum-Lehrbuch. Spektrum-Akademischer Vlg.
- Künsch, H. R. (1989). The Jackknife and the Bootstrap for General Stationary Observations. *The Annals of Statistics*, 17(3), 1217–1241.
- Kunzelmann, M. (2006). *Zwischen Limit und Market Orders: Innovative Ordertypen im elektronische Wertpapierhandel*. Universität Karlsruhe (TH).
- Kurov, A. (2005). Execution Quality in Open-outcry Futures Market. *Journal of Futures Markets*, 25(11), 1067–1092.
- Kwon, K.-Y., & Kish, R. J. (2002). A Comparative Study of Technical Trading Strategies and Return Predictability: An Extension of Brock, Lakonishok, and LeBaron (1992) using NYSE and NASDAQ Indices. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 42(3), 611–631.
- Lagoarde-Segot, T., & Lucey, B. M. (2008). Efficiency in Emerging Markets—Evidence from the MENA Region. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 18(1), 94–105.
- Lajbcygier, P., & Lim, E. (2007). How Important is Money Management? Comparing the Largest Expected Equity Drawdown, Optimal-f and Two Naïve Money Management Approaches. *The Journal of Trading*, 2(3), 58–75.

- Latané, H. A. (1959). Criteria for Choice Among Risky Ventures. *Journal of Political Economy*, 67(2), 144–155.
- Lee, S. J., Oh, K. J., & Kim, T. Y. (2012). How Many Reference Patterns Can Improve Profitability for Real-time Trading in Futures Market? *Expert Systems with Applications*, 39(8), 7458–7470.
- Leigh, W., Purvis, R., & Ragusa, J. M. (2002). Forecasting the NYSE Composite Index with Technical Analysis, Pattern Recognizer, Neural Networks, and Genetic Algorithm: A Case Study in Romantic Decision Support. *Decision Support Systems*, 32(4), 361–377.
- Lento, C., & Gradojevic, N. (2007). The Profitability of Technical Trading Rules: A Combined Signal Approach. *Journal of Applied Business Research*, 23(1), 13–28.
- Levene, H. (1960). Contributions to Probability and Statistics: Essays in Honor of Harold Hotelling. In I. Olkin (Ed.), (S. 278–292). Stanford University Press.
- Lo, A. W., Mamaysky, H., & Wang, J. (2000). Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *The Journal of Finance*, 40, 1705–1765.
- Loff, D. (2007). *Alternative Handelssysteme: Probleme des Zulassungs- und Aufsichtsrechts der Betreiber alternativer Handelssysteme in Deutschland unter Berücksichtigung europarechtlicher Regelungen*. Reihe: Europäisches Wirtschaftsrecht. Eul.
- Lüdecke, T. (1996). *Struktur und Qualität von Finanzmärkten*. Gabler-Edition Wissenschaft. Dt. Univ.-Verlag.
- Luo, Y., Liu, K., & Davis, D. N. (2002). A Multi-agent Decision Support System for Stock Trading. *IEEE Network*, 16(1), 20–27.
- Lv, Y., & Meister, B. K. (2009). Application of the Kelly Criterion to Ornstein-Uhlenbeck Processes. In J. Zhou (Ed.), *Complex Sciences, First International Conference, Complex 2009, Shanghai, China, February 23-25, 2009. Revised Papers, Part 1*, Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering (Vol. 4, S. 1051–1062). Springer.
- MacLean, L. C., Thorp, E. O., Zhao, Y., & Ziemba, W. T. (2011). How Does the Fortune's Formula Kelly Capital Growth Model Perform? *Journal of Portfolio Management*, 37(4), 96–111.
- MacLean, L. C., Thorp, E. O., & Ziemba, W. T. (2010). *The Kelly Capital Growth Investment Criterion: Theory and Practice*. World Scientific Handbook in Financial Economic Series, 2010-1732. World Scientific Publishing Company, Incorporated.
- MacLean, L. C., Ziemba, W. T., & Blazenko, G. (1992). Growth Versus Security in Dynamic Investment Analysis. *Management Science*, 38(11), 1562–1585.
- Madhavan, A. (1996). Security Prices and Market Transparency. *Journal of Financial Intermediation*, 5, 255–283.
- Madhavan, A., Porter, D., & Weaver, D. (2005). Should Securities Markets be Transparent? *Journal of Financial Markets*, 8, 266–288.
- Malliaropoulos, D., & Priestley, R. (1999). Mean Reversion in Southeast Asian Stock Markets. *Journal of Empirical Finance*, 6, 355–384.
- Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. Cowles Foundation for Research in Economics at Yale University. Monograph 16. Yale University Press.
- Markowitz, H. M. (1976). Investment for the Long Run: New Evidence for an Old Rule. *The Journal of Finance*, 31(5), 1273–1286.
- Marshall, B. R., & Cahan, R. H. (2005). Is Technical Analysis Profitable on a Stock Market which Has Characteristics that Suggest it May Be Inefficient? *Research in International Business and Finance*, 19(3), 384–398.
- McDonnell, P. (2008). *Optimal Portfolio Modeling: Models to Maximize Returns and Control Risk in Excel and R*. Wiley Trading. Wiley.
- McDowell, B. A. (2008). *A Trader's Money Management System*. John Wiley & Sons, Inc, Hoboken, NJ.
- Mills, T. C. (1997). Technical Analysis and the London Stock Exchange: Testing Trading Rules Using the FT30. *International Journal of Finance & Economics*, 2(4), 319–331.

- Ming-Ming, L., & Siok-Hwa, L. (2006). The Profitability of the Simple Moving Averages and Trading Range Breakout in the Asian Stock Markets. *Journal of Asian Economics*, 17(1), 144–170.
- Mohr, E. (2011). *Online Algorithms for Conversion Problems - An Approach to Conjoin Worst-case Analysis and Empirical-case Analysis*. Universität des Saarlandes.
- Mohr, E., Ahmad, I., & Schmidt, G. (2014). Online Algorithms for Conversion Problems. *Surveys in Operations Research and Management*, im Druck.
- Mohr, E., & Schmidt, G. (2008). Empirical Analysis of an Online Algorithm for Multiple Trading Problems. In H. Le Thi, P. Bouvry, & T. Pham Dinh (Eds.), *Modelling, Computation and Optimization in Information Systems and Management Sciences*, Communications in Computer and Information Science (Vol. 14, S. 293–302). Springer Berlin Heidelberg.
- Mohr, E., & Schmidt, G. (2013). How Much is it Worth to Know the Future in Online Conversion Problems? *Discrete Applied Mathematics*, 161(10-11), 1546–1555.
- Mosler, K., & Schmid, F. (2006). *Wahrscheinlichkeitsrechnung und schließende Statistik*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- Murphy, J. J. (2010). *Technische Analyse der Finanzmärkte*. Finanzbuch Verlag GmbH.
- Ni, J., & Zhang, C. (2005). An Efficient Implementation of the Backtesting of Trading Strategies. In Y. Pan, D. Chen, M. Guo, J. Cao, & J. Dongarra (Eds.), *Parallel and Distributed Processing and Applications*, Lecture Notes in Computer Science (Vol. 3758, S. 126–131). Springer Berlin Heidelberg.
- Paesler, O. (2007). *Technische Indikatoren*. FinanzBuch Verlag GmbH.
- Pagano, M., & Röell, A. (1996). Transparency and Liquidity: A Comparison of Auction and Dealer Markets with Informed Trading. *The Journal of Finance*, 51(2), 579–611.
- Pardo, R. (2008). *The Evaluation and Optimization of Trading Strategies*. John Wiley & Sons, Inc, Hoboken, NJ.
- Parisi, F., & Vasquez, A. (2000). Simple Technical Trading Rules of Stock Returns: Evidence from 1987 to 1998 in Chile. *Emerging Markets Review*, 1(2), 152–164.
- Perold, A. (1988). The Implementation Shortfall: Paper versus Reality. *Journal of Portfolio Management*, 14, 4–9.
- Picot, A., Bortenlänger, C., & Röhrl, H. (1996). *Börsen im Wandel - Der Einfluß von Informationstechnologie und Wettbewerb auf die Organisation von Wertpapiermärkten*. Knapp Verlag, Frankfurt am Main.
- Piotrowski, E. W., & Schroeder, M. (2007). Kelly Criterion Revisited: Optimal Bets. *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, 57(2), 201–203.
- Poddig, T., Dichtl, H., & Petersmeier, K. (2003). *Statistik, Ökonometrie, Optimierung - Methoden und ihre praktische Anwendungen in Finanzanalyse und Portfoliomanagement*. Uhlen.
- Poggio, T., Lo, A. W., LeBaron, B. D., & Chan, N. T. (2001). Agent-based Models of Financial Markets: A Comparison with Experimental Markets. *Erhältlich unter SSRN: <http://ssrn.com/abstract=290140>*.
- Politis, D. N., & Romano, J. P. (1994). The Stationary Bootstrap. *Journal of American Statistical Association*, 89(428), 1303–1313.
- Preece, J., Carey, T., Rogers, Y., Holland, S., Sharp, H., & Benyon, D. (1994). *Human-Computer Interaction*. Ics Series. Addison-Wesley Publishing Company.
- Raberto, M., Cincotti, S., Focardi, S. M., & Marchesi, M. (2001). Agent-based Simulation of a Financial Market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 299(1), 319–327.
- Raghubir, P., & Das, S. R. (1999). The Psychology of Financial Decision Making: A Case for Theory-Driven Experimental Enquiry. *Financial Analyst's Journal*, 55(6), 56–79.
- Ratner, M., & Leal, R. P. C. (1999). Tests of Technical Trading Strategies in the Emerging Equity Markets of Latin America and Asia. *Journal of Banking & Finance*, 23(12), 1887–1905.
- Rost, D. H. (2010). *Handwörterbuch Pädagogische Psychologie*. Anwendung Psychologie. Beltz.
- Rotando, L. M., & Thorp, E. O. (1992). The Kelly Criterion and the Stock Market. *The American Mathematical Monthly*, 99(10), 922–931.

- Ruiz, E., & Pascual, L. (2002). Bootstrapping Financial Time Series. *Journal of Economic Surveys*, 16(3), 271–300.
- Ruppert, D. (2010). *Konzepte zur Messung von Performance und Risiko von Portfolien*. GRIN Verlag.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York.
- Samuelson, P. A. (1965). Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, 6, 41–49.
- Samuelson, P. A. (1971). The “fallacy” of maximizing the geometric mean in long sequences of investing or gambling. *Proc. Nat. Acad. Science*, 68.
- Samuelson, P. A. (1979). Why we should not make Mean Log of Wealth Big though Years to Act are Long. *Journal of Banking & Finance*, 3(4), 305–307.
- Scheffler, C. (2012). *Ermitteln von Kriterien für die Evaluation von Trading-Algorithmen - Ein Vergleich zwischen Wissenschaft und kommerziellen Tradingsystemen*. Lehrstuhl für Informations- und Technologiemanagement, Universität des Saarlandes.
- Schiereck, D. (1992). Institutionelle Investoren: Überlegungen zur Begriffsbestimmung bzw. -abgrenzung. *Die Sparkasse*, 109, 393–394.
- Schlittgen, R., & Streitberg, D. H. J. (2001). *Zeitreihenanalyse* (9. Auflage.). Oldenbourg Wissenschaftsverlag, München.
- Schmidt, G. (1999). *Informationsmanagement: Modelle, Methoden, Techniken* (2nd ed.). Springer Verlag, Berlin Heidelberg.
- Schmidt, G. (2011). *Persönliche Finanzplanung - Modelle und Methoden des Financial Planning* (2nd ed.). Springer Verlag, Berlin Heidelberg.
- Schmidt, G., Mohr, E., & Kersch, M. (2010). Experimental Analysis of an Online Trading Algorithm. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 36, 519–526.
- Schmidt, H. (1988). *Wertpapierbörsen*. Verlag Franz Vahlen, München.
- Schmidt, H., & Iversen, P. (1991). Geld-Brief-Spannen deutscher Standardwerte in IBIS und MATIS. *Zeitschrift für Bankrecht und Bankwirtschaft*, 3(4), 209–226.
- Schulmeister, S. (2009). Profitability fo Technical Stock Trading: Has it Moved from Daily to Intraday Data? *Review of Financial Economics*, 18, 190–201.
- Schwager, J. D. (1992). *The New Market Wizards: Conversations with America’s Top Traders*. A Marketplace Book. Wiley.
- Schwartz, R. A., Francioni, R., & Weber, B. W. (2006). *The Equity Trader Course*. Wiley Trading. Wiley.
- Sewell, M. (2011). *Money Management*. UCL Department of Computer Science.
- Siganos, A. (2007). Momenum Returns and Size of Winner and Loser Portfolios. *Applied Financial Economics*, 17, 701–708.
- Silbermann, A. (1982). *Handwörterbuch der Massenkommunikation und Medienforschung*. Handwörterbuch der Massenkommunikation und Medienforschung. Spiess.
- Skyba, E. (2012). Strategy Impact: Trade-size Formula, Part 2. TradeStation Labs. Erhältlich unter <http://www.tradestation.com//media/Files/TradeStation/Education/Labs/AnalysisConcepts/StrategyImpactTradeSizeFormulas2/StrategyImpact.aspx>.
- Spremann, K., & Scheurle, P. (2010). *Finanzanalyse*. IMF: International Management and Finance. Oldenbourg Wissenschaftsverlag.
- Steiner, M., & Bruns, C. (2007). *Wertpapiermanagement: professionelle Wertpapieranalyse und Portfoliostrukturierung*. Handelsblatt-Bücher. Schäffer-Poeschel.
- Strub, I. S. (2012). Trade Sizing Techniques for Drawdown and Tail Risk Control. *Erhältlich unter SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2063848>*.
- Tabak, B. M., & Lima, E. J. A. (2009). Market Efficiency of Brazilian Exchange Rate: Evidence from Variance Ratio Statistics and Technical Trading Rules. *European Journal of Operational Research*, 194(3), 814–820.
- Thorp, E. O. (1962). *Beat the Dealer: a Winning Strategy for the Game of Twenty-one: A Scientific Analysis of the World-wide Game Known Variously as Blackjack, Twenty-one, Vingt-et-un, Pontoon Or Van John*. Blaisdell Publishing Company.

- Thorp, E. O. (1969). Optimal Gambling Systems for Favorable Games. *Revue de l'Institut International de Statistique / Review of the International Statistical Institute*, 37(3), 273–293.
- Thorp, E. O. (1971). Portfolio Choice and the Kelly Criterion. *Proceedings of the 1971 Business and Economics Section of the American Statistical Association* (S. 215–224). American Statistical Association.
- Thorp, E. O. (1980). The Kelly Money Management System. *Gambling Times*, 91–92.
- Thorp, E. O. (2000). The Kelly Criterion in Blackjack, Sports Betting, and the Stock Market. In J.A. Cornelius O. Vancura & W. R. Eadington (Eds.), *Finding the Edge: Mathematical Analysis of Casino Games* (S. 163–213). Institute for the Study of Gambling and Commercial Gaming, Reno, NV.
- Thorp, E. O., & Walden, W. E. (1966). A Favorable Side Bet in Nevada Baccarat. *Journal of the American Statistical Association*, 61(314), 313–328.
- Tiniç, S. M., & West, R. R. (1979). *Investing in Securities: An Efficient Markets Approach*. Addison-Wesley Publ.
- Vanstone, B. J., & Finnie, G. R. (2009). An Empirical Methodology for Developing Stockmarket Trading Systems using Artificial Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6668–6680.
- Vervoort, S. (2009). Average True Range Trailing Stops. *Stocks and Commodities*, 27(6), 34–40.
- Vince, R. (1990). *Portfolio Management Formulas: Mathematical Trading Methods for the Futures, Options, and Stock Markets*. Wiley finance editions. Wiley.
- Vince, R. (1992). *The Mathematics of Money Management: Risk Analysis Techniques for Traders*. Wiley Finance Editions. Wiley.
- Vince, R. (1995). *The New Money Management: A Framework for Asset Allocation*. Wiley Finance. Wiley.
- Vince, R. (2007). *The Handbook of Portfolio Mathematics: Formulas for Optimal Allocation & Leverage*. Wiley Trading. Wiley.
- Vince, R. (2011). Optimal f and the Kelly Criterion. *IFTA Journal*, 11, 21–28.
- Vogt, E. (2008). Stichwort Teilausführungen. <http://www.boerse-frankfurt.de/de/wissen/ablauf+des+handels/stichwort+teilausfuehrung>: Börse Frankfurt.
- Wagner, W. H., & Edwards, M. (1993). Best Execution. *Financial Analysts Journal*, 49(1), 65–71.
- Welcker, J. (1994). *Technische Aktienanalyse*. Zürich.
- Wilder, J. W. (1978). *New Concepts in Technical Trading Systems*. Trend Research.
- Wu, C. (1986). Jackknife, Bootstrap and Other Resampling Methods in Regression Analysis. *The Annals of Statistics*, 14(4), 1261–1295.
- Yamamoto, R. (2012). Intraday Technical Analysis of Individual Stocks on the Tokyo Stock Exchange. *Journal of Banking & Finance*, 36, 3033–3047.
- Zamansky, L. J., & Stendahl, D. C. (1998). Secure Fractional Money Management. *Technical Analysis of Stocks & Commodities*, 16(7), 318–323.
- Ziemba, W. T. (2003). Good and Bad Properties of the Kelly Criterion. *Wilmott Magazine*, 4, 6–9.
- Ziemba, W. T., & Hausch, D. B. (1985). *Betting at the Racetrack*. Dr. Z Investments.

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1: Funktionsweise einer Börse.....	10
Abbildung 2-2: Marktmodell nach (Peter Gomber, 2000, S. 18).....	11
Abbildung 2-3: Effizienzhierarchie zur Bestimmung der Markteffizienz nach (Bienert, 1996, S. 32) ...	15
Abbildung 2-4: Orderbuch in einem fortlaufenden Auktionsmarkt.....	17
Abbildung 2-5: Komponenten der Transaktionskosten nach (Gomber & Schweickert, 2002)	19
Abbildung 2-6: Transaktionsprozess der Komponenten der impliziten Transaktionskosten	21
Abbildung 2-7: Temporäre und permanente adverse Preisbewegung aus (Kissel, 2006, S. 20)	23
Abbildung 2-8: Am häufigsten eingesetzte Order-Attribute	26
Abbildung 2-9: Beispiel für eine normale Limit-Order	31
Abbildung 2-10: Beispiel für eine passive Limit-Order	32
Abbildung 2-11: Beispiel für eine aggressive Limit-Order	33
Abbildung 2-12: Beispiel für eine marktfähige Limit-Order	34
Abbildung 2-13: Beispiel für eine aggressive marktfähige Limit-Order	35
Abbildung 3-1: Asymmetrischer Hebeleffekt	47
Abbildung 3-2: Programmablaufplan für die Optimal- f -Methode	68
Abbildung 3-3: Verlauf des TWR für alle f	69
Abbildung 3-4: Programmablaufplan für die Secure- f -Methode (nach Zamansky et al., 1998).....	72
Abbildung 3-5: Programmablaufplan für die Secure- f -Methode (nach Jones, 1999)	75
Abbildung 3-6: Programmablaufplan zum Berechnen der Renditenanzahl für Optimal- f -Methode ..	81
Abbildung 4-1: Syntaxbaum der Kaufregel des Rate-of-Change-Indikators	88
Abbildung 4-2: Ablauf eines statistischen Hypothesentests.....	105
Abbildung 4-3: Arten von Tradingsystemen.....	112
Abbildung 4-4: Tradingsystem dargestellt als System.....	118
Abbildung 5-1: Phasen des Evaluationsprozess	132
Abbildung 5-2: Ausschnitt eines <i>Backtest-Reports</i> in AmiBroker	138
Abbildung 5-3: Ausschnitt eines Backtest-Ergebnisses aus <i>Investox XL</i>	139
Abbildung 5-4: Kapitalkurve aus <i>RightEdge</i>	139
Abbildung 5-5: Ergebnisse des <i>Strategie-Testers</i> von <i>MetaTrader 5</i>	140
Abbildung 5-6: Ausschnitt aus dem <i>ProBacktest-Modul</i> von <i>ProRealTime v.9.2</i>	141
Abbildung 5-7: Ausschnitt aus dem <i>Backtest-Performance-Report</i> von <i>Wealth-Lab 6.2</i>	141
Abbildung 5-8: <i>LifeTrader</i> -Architektur	147
Abbildung 5-9: ERM der verwendeten Datenbank im <i>LifeTrader</i>	149
Abbildung 6-1: Simulationsprozess eines Trades in der Literatur und an der Börse	154
Abbildung 6-2: Komponenten der Prozessbausteine Signal, Order und Transaktion.....	154
Abbildung 6-3: Prozess der Simulationen	163

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Klassifikation der Limit-Orders (vgl. (Harris, 2003, S. 74)).....	30
Tabelle 2-2: Verwendete Ordertypen in den Simulationen	46
Tabelle 3-1: Verlauf des Einsatzes bei der martingalen Strategie mit $\gamma_1 = 1$ und $\nu = 2$	51
Tabelle 3-2: Martingale Strategie beim Börsenhandel mit $\gamma_1 = 80$	55
Tabelle 3-3: Verlauf des Einsatzes bei der anti-martingalen Strategie mit $\gamma_1 = 1$ und $\nu = 2$	57
Tabelle 3-4: Anti-martingale Strategie beim Börsenhandel mit $\gamma_1 = 80$	58
Tabelle 3-5: Fixed-Fractional-Methode mit $f = 100$	60
Tabelle 3-6: Anwendung der Fixed-Ratio-Methode mit $\Delta=1.500$	77
Tabelle 4-1: Beispiel für Rate-of-Change-Indikator	89
Tabelle 4-2: Komponenten von Ausführungssystemen	113
Tabelle 4-3: Komponenten von Planungssystemen.....	115
Tabelle 4-4: Komponenten von Planungs- und Ausführungssystemen	115
Tabelle 5-1: Analysierte Studien mit zugehöriger Fragestellung nach (Scheffler, 2012, S. 16)	124
Tabelle 5-2: Verwendete Kennzahlen in den untersuchten wissenschaftlichen Studien	135
Tabelle 5-3: Analysierte kommerzielle Tradingsysteme	137
Tabelle 5-4: Verwendete Kennzahlen in den untersuchten kommerzieller Tradingsystemen.....	143
Tabelle 5-5: Schnittmenge der Kennzahlen aus der Literatur und den Tradingsystemen.....	145
Tabelle 6-1: Annahmen unter realen Marktbedingungen	160
Tabelle 6-2: Branchen nach S&P Dow Jones Indices LLC.....	161
Tabelle 6-3: Verwendete Aktien für die Evaluation	161
Tabelle 6-4: Datensatzbeschreibung auf Tagesbasis für halbstündliche Schlusspreise.....	180
Tabelle 6-5: Durchschnittliche Momente und Liquidität für halbstündliche Schlusspreise	180
Tabelle 6-6: Konfigurationsparameter und Wertebereiche der Trading-Algorithmen.....	181
Tabelle 6-7: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VMA.....	183
Tabelle 6-8: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VMA mit Gebühren	184
Tabelle 6-9: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FMA	185
Tabelle 6-10: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FMA mit Gebühren.....	185
Tabelle 6-11: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FTRB.....	186
Tabelle 6-12: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den FTRB mit Gebühren	186
Tabelle 6-13: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VTRB	187
Tabelle 6-14: Ergebnisse des In-Sample-Tests für den VTRB mit Gebühren.....	187
Tabelle 6-15: Ergebnisse des In-Sample-Tests für das Momentum	187
Tabelle 6-16: Ergebnisse des In-Sample-Tests für das Momentum mit Gebühren	188
Tabelle 6-17: Ergebnisse des In-Sample-Tests für die Bollinger Bänder	188
Tabelle 6-18: Ergebnisse des In-Sample-Tests für die Bollinger Bänder mit Gebühren.....	189
Tabelle 6-19: Ausgesuchte Konfigurationen für Trading-Algorithmen	189
Tabelle 6-20: Datensatzbeschreibung für halbstündliche Schlusspreise in Out-of-Sample-Periode..	190
Tabelle 6-21: Durchschnittliche Momente und Liquidität für halbstündliche Schlusspreise auf Tagesbasis in der Out-of-Sample-Periode.....	190
Tabelle 6-22: Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen für <i>TDO</i>	192
Tabelle 6-23: Differenz zwischen Ergebnissen aus der In-Sample- und der Out-of-Sample-Periode .	193

Tabelle 6-24: Ergebnisse der Out-of-Sample-Simulationen für <i>TD1</i>	194
Tabelle 6-25: Differenz zwischen den Ergebnissen aus <i>TD1</i> und <i>TD0</i>	195
Tabelle 6-26: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD0</i> und <i>TD2</i>	196
Tabelle 6-27: Ergebnisse der Simulationen für <i>TD2</i>	197
Tabelle 6-28: Durchschnittliche Differenz zwischen <i>TD2</i> und <i>TD0</i>	198
Tabelle 6-29: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD0</i> und <i>TD3</i>	199
Tabelle 6-30: Ergebnisse der Simulationen für <i>TD3</i>	201
Tabelle 6-31: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD0</i> und <i>TD4</i>	205
Tabelle 6-32: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD3</i> und <i>TD4</i>	206
Tabelle 6-33: Beste Risikomethoden bezüglich Index und Stop-Order-Variante.....	207
Tabelle 6-34: Verwendete Stop-Preisvarianten in <i>TD5</i> mit Größe des Kapitaleinsatzes	208
Tabelle 6-35: Werte für das Stop-Preisrisiko φ'	208
Tabelle 6-36: Ergebnisse der Fixed-Risk-Methode.....	212
Tabelle 6-37: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD4</i> und <i>TD5</i>	213
Tabelle 6-38: Minimale und maximale Schranken der Renditen für die Optimal- <i>f</i> -Methode	214
Tabelle 6-39: Differenz zwischen Kapitalrendite aus Fixed-Risk-Methode und Optimal- <i>f</i> -Methode .	215
Tabelle 6-40: Ergebnisse der Optimal- <i>f</i> -Methode.....	216
Tabelle 6-41: Differenz zwischen Kapitalrendite aus Optimal- <i>f</i> -Methode und Secure- <i>f</i> -Methode	217
Tabelle 6-42: Ergebnisse der Secure- <i>f</i> -Methode.....	219
Tabelle 6-43: Höchste Kapitalrenditen für Fixed-Risk-, Optimal- <i>f</i> - und Secure- <i>f</i> -Methode.....	221
Tabelle 6-44: Kapitalrenditen der Simulationen für <i>TD6</i>	222
Tabelle 6-45: Differenz zwischen Kapitalrenditen der FRM anstatt Optimal- <i>f</i> -/Secure- <i>f</i> -Methode...	222
Tabelle 6-46: Anteil an Simulationen, in denen <i>TD6</i> bessere Kapitalrenditen erwirtschaftet als <i>TD0</i>	223
Tabelle 6-47: Differenz zwischen den Testdesigns <i>TD0</i> und <i>TD6</i>	224
Tabelle 6-48: Ranking der Trading-Algorithmen bei <i>TD0</i> und <i>TD6</i>	238

Variablenverzeichnis

Allgemein

- t : Zeitpunkt mit $t \in \{1, \dots, T\}$
 t^{open} : Zeitpunkt des ersten Preises (Eröffnungspreis) eines Handelstages
 t^{close} : Zeitpunkt des letzten Preises (Schlusspreis) eines Handelstages
 g : Generierte Signale mit $g \in \{1, \dots, \mathfrak{G}\}$
 k : Erstellte Orders mit $k \in \{1, \dots, \mathfrak{G}\}$
 j : Durchgeführte Transaktionen mit $j \in \{1, \dots, J\}$
 h : Durchgeführte Trades mit $h \in \{1, \dots, H\}$

Order

- ϱ : Richtung mit $\varrho \in \{buy, sell\}$
 ψ : Wertpapierbezeichnung
 χ : Route
 γ : Nennwert mit $\gamma \in \mathbb{N}$
 ϑ : Ordertyp
 Υ : Gültigkeitsdauer
 Z : Zusatz
 q^{lmt} : Limitpreis
 q^{stp} : Stop-Preis
 q_t^{stp} : Stop-Preis zum Zeitpunkt t
 q^{trg} : Trigger-Preis
 q^{lmtnv} : Preis, den der Investor im schlechtesten Fall akzeptieren würde
 $disc$: Differenz zwischen q^{lmt} und q^{lmtnv}
 $trail$: Differenz zwischen q_t und q_t^{stp}
 γ^{ice} : Nennwert der einzelnen Teilorders einer Iceberg-Order
 lmt^{offset} : Konstante zum Berechnen des Limitpreises bei der Trailing-Stop-Limit-Order

Orderbuch und Preise

- l : Level (Ebenen) im Order mit $l \in \mathbb{N}_0$
 L_t^{bid} : maximaler Anzahl an Orderbuch-Level auf der Bid-Seite zum Zeitpunkt t
 L_t^{ask} : maximaler Anzahl an Orderbuch-Level auf der Ask-Seite zum Zeitpunkt t
 q_t : Marktpreis zum Zeitpunkt t
 $q_t^{bid,l}$: Bid-Preis auf Orderbuch-Level l zum Zeitpunkt t
 $q_t^{ask,l}$: Ask-Preis auf Orderbuch-Level l zum Zeitpunkt t
 q_t^{bid} : Bester Bid-Preis zum Zeitpunkt t ($l = 0$)
 q_t^{ask} : Bester Ask-Preis zum Zeitpunkt t ($l = 0$)

$V_t^{bid,l}$: Volumen zum Bid-Preis auf Orderbuch-Level l zum Zeitpunkt t
 $V_t^{ask,l}$: Volumen zum Ask-Preis auf Orderbuch-Level l zum Zeitpunkt t
 V_t^{bid} : Volumen zum besten Bid-Preis zum Zeitpunkt t ($l = 0$)
 V_t^{ask} : Volumen zum besten Ask-Preis zum Zeitpunkt t ($l = 0$)
 q_t^{buy} : Kaufpreis zum Zeitpunkt t
 q_t^{sell} : Verkaufspreis zum Zeitpunkt t
 $\overline{q^{buy}}$: Durchschnittlicher Kaufpreis
 $\overline{q^{sell}}$: Durchschnittlicher Verkaufspreis
 $q_t^{buy,n}$: Kaufpreis von n Assets zum Zeitpunkt t
 $q_t^{sell,n}$: Verkaufspreis von n Assets zum Zeitpunkt t
 BAS_t : Bid-Ask-Spread zum Zeitpunkt t
 q_t^{mid} : Mittelpreis des Bid-Ask-Spreads zum Zeitpunkt t
 q_t^{high} : Höchstpreis einer Periode an Preisen zum Zeitpunkt t
 q_t^{low} : Tiefstpreis einer Periode an Preisen zum Zeitpunkt t
 q_s^{buy} : Marktpreis zum Zeitpunkt des Kaufsignals g
 q_s^{sell} : Marktpreis zum Zeitpunkt des Verkaufssignals g
 tr : Höhe der Transaktionskosten
 gb : Höhe der Gebühren
 st : Höhe der Steuern
 tc : Höhe der Wartekosten
 lp : Höhe der Liquiditätsprämie
 ap : Höhe der adversen Preisbewegung
 oc : Höhe der Opportunitätskosten
 cc : Durchschnittliche Anzahl an stornierten Trades, gemessen an der Summe aller Trades
 TA : Durchschnittliche Anzahl an Teilausführungen gemessen an der Gesamtanzahl an Trades

Risiko- und Money-Management

γ_h : Investierte Einheiten in Trade h
 $\widehat{\gamma}_h$: Investiertes Kapital in Trade h
 $\widetilde{\gamma}_h$: Riskiertes Kapital in Trade h
 G_h : Gewinn in Trade h
 Γ_h : Gesamtgewinn aller Trades $h \geq 1$
 q_h^{buy} : Kaufpreis in Trade h
 q_h^{sell} : Verkaufspreis in Trade h
 $\overline{q_h^{sell}}$: Preis zu dem die gehaltenen Assets verkauft werden müssen, um keinen Verlust zu erleiden
 v : Eingesetzter Wert pro Einheit
 K_t : Verfügbares Kapital zum Zeitpunkt t
 K_h : Verfügbares Kapital an Ende von Trade h
 $AH_{t,\psi}$: Gehaltene Anzahl an Assets von Wertpapier ψ zum Zeitpunkt t
 mg : Marginanforderung mit $mg \in]0; 1]$
 \overline{mg} : Durchschnittliche Marginanforderung
 φ : Handelsrisiko
 φ' : Stop-Preisrisiko

- TR*: Größte Handelsspanne zwischen zwei Zeitpunkten
- ATR*: Average True Range (Indikator)
- β : Stärke des *ATR* zur Berechnung des Stop-Preises
- stp%*: Durchschnittliche Anzahl an Trades, welche durch das Erreichen des Stop-Preises beendet wurden gemessen an der Gesamtanzahl an Trades
- L*: Größter bisherige Verlust
- R_h : Stetige Rendite des Trades h
- r_h : Diskrete Rendite des Trades h
- HPR*: Holding Period Return
- TWR*: Terminal Wealth Relative
- f : Anteil des Kapitals, der riskiert werden darf
- f^* : Optimaler Wert von f (bei Optimal- f -Methode)
- f^s : Zu riskierender Anteil des Kapitals bei Secure- f -Methode
- $f\$$: Geldbetrag von f^*
- $\overline{f^*}$: Mittelwert aller f^*
- $f^*\%$: Anteil der Trades, bei denen die Optimal- f -Methode angewendet wird gemessen an der Anzahl an Trades
- $\widehat{\gamma}_h^{f^*}$: Investiertes Kapital in Trade h bei der Optimal- f -Methode
- $\widehat{\gamma}_h^{f^s}$: Investiertes Kapital in Trade h bei der Secure- f -Methode
- δ : Inkrementierungsschritt von f bei Optimal- und Secure- f -Methode
- MDD*: Maximaler Drawdown
- MAD*: Maximal akzeptierter Drawdown
- DD*: Erwarteter Drawdown
- n^{min} : Mindestanzahl an benötigten Renditen für den Einsatz der Optimal- bzw. Secure- f -Methode
- n^{max} : Höchstanzahl an Renditen für den Einsatz der Optimal- bzw. Secure- f -Methode
- ω : Ebene in Asset-Tabelle bei der Fixed-Ratio-Methode
- Δ : Risikopräferenz des Traders bei der Fixed-Ratio-Methode
- γ_ω : Zu investierende Einheiten auf Ebene ω
- Λ_ω : Zu erreichender Gesamtgewinn, um γ_ω zu investieren
- γ^{min} : Minimale Anzahl an Einheiten auf Ebene $\omega = 1$
- δ : Zusätzlich zu kaufende Einheiten beim Erreichen der nächsten Ebene ω

Trading-Algorithmen

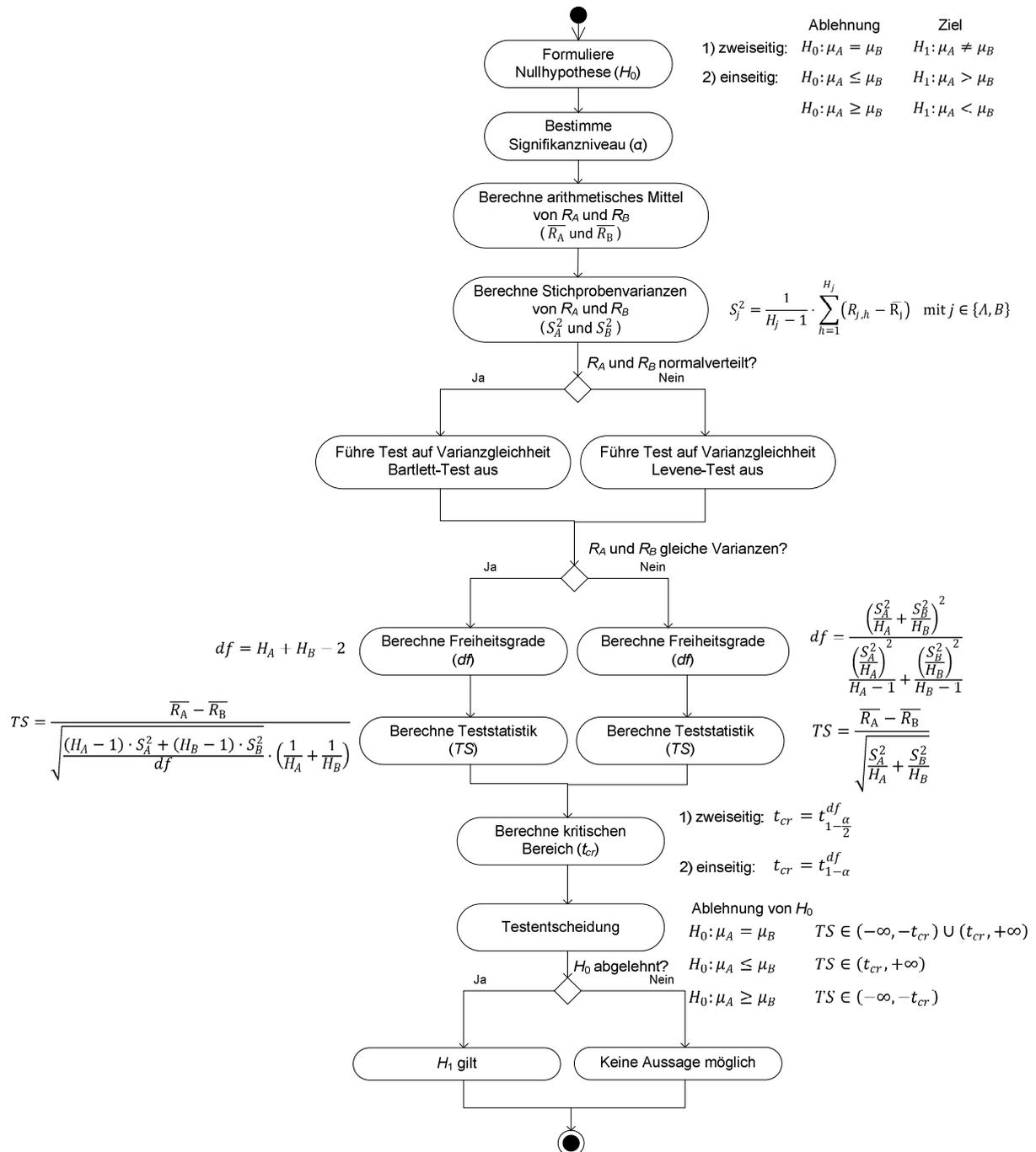
- n_S : Länge des kurzen gleitenden Durchschnitts
- n_L : Länge des langen gleitenden Durchschnitts
- bd*: Band um den langen gleitenden Durchschnitt
- hd*: Haltedauer
- lm*: Länge des lokalen Minimums/Maximums
- θ : Multiplikator für das Band um den gleitenden Durchschnitt bei den Bollinger Bändern
- η : Maximale Länge des langen gleitenden Durchschnitts
- m*: Kleinster Preis einer Periode
- M*: Größter Preis einer Periode

Wahrscheinlichkeit und Statistik

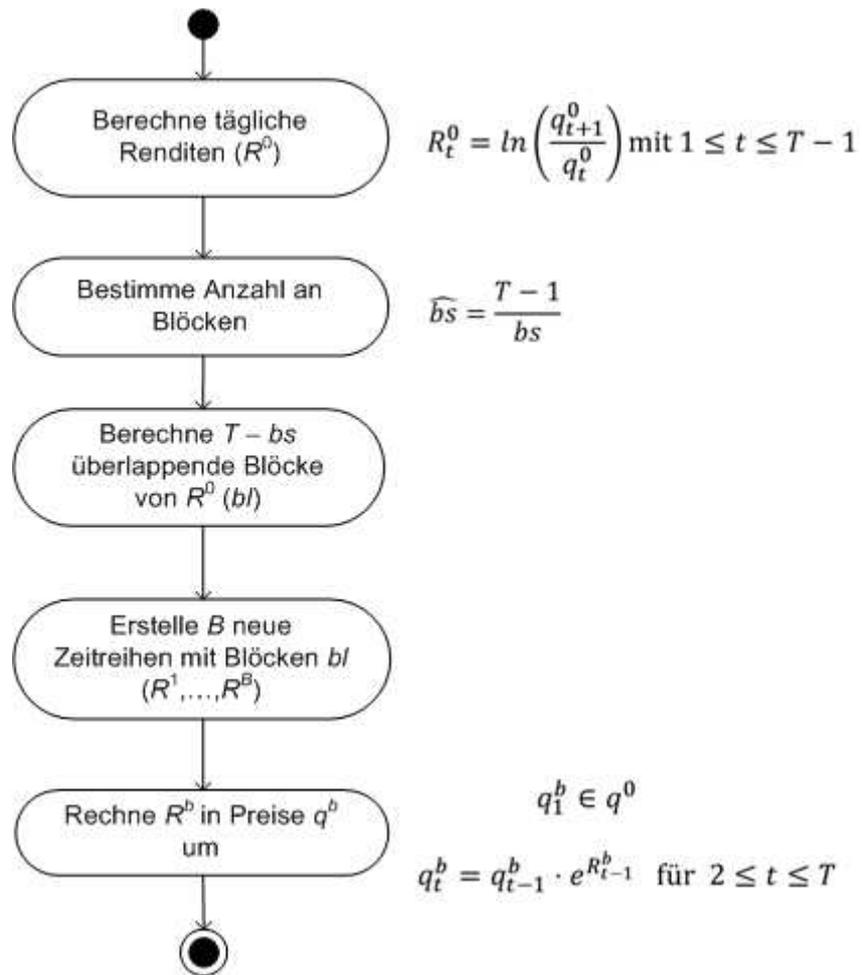
P :	Wahrscheinlichkeit eines Gewinns
Q :	Wahrscheinlichkeit eines Verlustes ($1 - P$)
B :	Verhältnis zwischen Gewinn und Verlust
H :	Anzahl an Renditen
\bar{R} :	Empirischer Erwartungswert der Renditen R (arithmetisches Mittel)
μ :	Erwartungswert der Renditen R
s :	Empirische Standardabweichung
σ :	Standardabweichung
v :	Empirische Schiefe
κ :	Empirische Kurtosis
$\varepsilon\kappa$:	Exzess-Kurtosis
c_d :	Autokovarianz mit Abstand d
ρ_d :	Autokorrelation mit Abstand d
α :	Signifikanzniveau
H_0 :	Nullhypothese
H_1 :	Alternative Hypothese
df :	Anzahl der Freiheitsgrade
TS :	Teststatistik bei t -Test
t_{cr} :	Kritischer Wert der t -Verteilung
Z :	Teststatistik bei Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test
z_{cr} :	Kritischer Wert der Standardnormalverteilung
SE :	Standardfehler
Q_p :	Quantil zur Wahrscheinlichkeit p

Anhang

A.1 Programmablaufplan für den Zweitchproben-t-Test und Welch-Test



A.2 Programmablaufplan für den Moving Block Bootstrap



B.1 Implementierte Befehle im Rule Generator des *LifeTraders*

1) Mathematische Operationen und Funktionen

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
GT	-	2	Vergleichsoperator größer ($x > y$)
LS	-	2	Vergleichsoperator kleiner ($x < y$)
GEQ	-	2	Vergleichsoperator größer oder gleich ($x \geq y$)
LEQ	-	2	Vergleichsoperator kleiner oder gleich ($x \leq y$)
NEQ	-	2	Vergleichsoperator ungleich ($x \neq y$)
EQ	-	2	Vergleichsoperator gleich ($x = y$)
NOT	-	1	logisches NICHT ($\neg x$)
AND	-	2	logisches UND ($x \wedge y$)
OR	-	2	logisches ODER ($x \vee y$)
ADD	-	2	Addition von zwei Zahlen ($x + y$)
SUB	-	2	Subtraktion von zwei Zahlen ($x - y$)
MULT	-	2	Multiplikation von zwei Zahlen ($x \cdot y$)
DIV	-	2	Division von zwei Zahlen ($\frac{x}{y}$)
POW	-	2	Potenz (x^y)
SQRT	-	1	Wurzel von einer Zahl (\sqrt{x})
MIN	-	2	Minimum von zwei Werten ($\min(x, y)$)
MAX	-	2	Maximum von zwei Werten ($\max(x, y)$)
VARIANCE	timewindow (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Varianz
STDDEV	timewindow (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Standardabweichung
NUM	val(real)	0	Darstellung für einfache numerische Werte (val $\in \mathbb{R}$)
CUT	direction [bottomup, topdown]	2	Schnittpunkt berechnen. Bottomup: x schneidet y von unten nach oben; Topdown analog
IF	-	3	IF(Bedingung[muss zu "true" oder "false" auswerten], THEN-Fall, ELSE-Fall)
EXP	-	1	e-Funktion
LN	-	1	ln-Funktion
LambertW	-	1	Lambert-W-Funktion

2) Asset-Funktionen

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
A_MIN	days (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Minimum der letzten n (days) Tage, von t-1 bis t-n. timeoffset gibt an, wie viel Tage zurückgegangen wird, bevor die Berechnung beginnt
A_MAX	days (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Maximum der letzten n (days) Tage, von t-1 bis t-n. timeoffset gibt an, wie viel Tage zurückgegangen wird, bevor die Berechnung beginnt
OPEN	timeoffset (int) ≥ 0	0	Eröffnungskurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
CLOSE	timeoffset (int) ≥ 0	0	Schlusskurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
HIGH	timeoffset (int) ≥ 0	0	Höchstkurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
LOW	timeoffset (int) ≥ 0	0	Tiefstkurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
VOLUME	timeoffset (int) ≥ 0	0	Volumen: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
ADJ_OPEN	timeoffset (int) ≥ 0	0	Bereinigter Eröffnungskurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
ADJ_CLOSE	timeoffset (int) ≥ 0	0	Bereinigter Schlusskurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
ADJ_HIGH	timeoffset (int) ≥ 0	0	Bereinigter Höchstkurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
ADJ_LOW	timeoffset (int) ≥ 0	0	Bereinigter Tiefstkurs: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
ADJ_VOLUME	timeoffset (int) ≥ 0	0	Bereinigtes Volumen: timeoffset = 0 ==> aktueller Wert; timeoffset > 0: ältere Werte
BUY	-	1	Kaufregel
SELL	-	1	Verkaufsregel

3) Technische Indikatoren

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
SMA	timewindow (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Berechnen des Simple Moving Average: berechnet Durchschnitt über die letzten n (timewindow) Kursdaten; timeoffset gibt an, wie viele Kursdaten zurückgegangen wird, bevor der Durchschnitt berechnet wird.
MOMENTUM	timewindow (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Berechnen des Momentums über n Tage (timewindow); timeoffset gibt an, wie viele Kursdaten zurückgegangen wird, bevor der Durchschnitt berechnet wird.
RSI	timewindow (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Berechnen von RSI über n Tage (timewindow); timeoffset gibt an, wie viele Kursdaten zurückgegangen wird, bevor der Durchschnitt berechnet wird.
MACD	timewindowshort (int), timewindowlong (int), timeoffset (int) ≥ 0	0	Berechnen von MACD mit zwei SMA mit einer kurzen Timewindow n (timewindowshort) und eine langen Timewindow m (timewindowlong); timeoffset gibt an, wie viele Kursdaten zurückgegangen wird, bevor der Durchschnitt berechnet wird.
ADL	timeoffset (int) ≥ 0	0	Berechnen von ADL: timeoffset gibt an, wie viele Kursdaten zurückgegangen wird, bevor der Durchschnitt berechnet wird.

4) Perioden-Funktionen

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
DEFINEPERIOD	mode [buySell], timewindow (int) ≥ 0	0	Zeithorizont wird in Perioden der Größe timewindow Tage unterteilt. Mit Modus buySell werden alle ungeraden Perioden als Kaufperioden bezeichnet und alle gerade Perioden als Verkaufsperioden. Ist am Ende einer Periode noch kein Signal generiert worden, wird automatisch ein Kauf- bzw. Verkaufssignal erzeugt.
MINPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Mindestkurs der aktuellen Periode. Mit timeoffset kann auf frühere Perioden zurückgegriffen werden. Timeoffset = 0 ==> aktuelle Periode.
MAXPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Höchstkurs der aktuellen Periode. Mit timeoffset kann auf frühere Perioden zurückgegriffen werden. Timeoffset = 0 ==> aktuelle Periode.
RESTDAYSOFPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Anzahl der verbleibenden Tage einer Periode i ($i = t - \text{timeoffset}$).
DAYSOFPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Anzahl der Tage in einer Periode i ($i = t - \text{timeoffset}$).
MINPERIODSOFAR	timeoffset (int) ≥ 0	0	Kleinster Schlusskurs einer Periode bis zum aktuellen Zeitpunkt.
MAXPERIODSOFAR	timeoffset (int) ≥ 0	0	Höchster Schlusskurs einer Periode bis zum aktuellen Zeitpunkt.
FIRSTPRICEOFPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Erster Schlusskurs in einer Periode i ($i = t - \text{timeoffset}$).
LASTPRICEOFPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Letzter Schlusskurs in einer Periode i ($i = t - \text{timeoffset}$).
NRDAYPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Aktueller Tag einer Periode.
ISLASTDAYOFPERIOD	timeoffset (int) ≥ 0	0	Ist der aktuelle Tag der letzte Tag der Period.
ISFIRSTDAYOFPERIOD	-	0	Ist der aktuelle Tag der erste Tag der Period.
MINTIMEHORIZON	-	0	Kleinster Schlusskurs des gesamten Zeithorizonts.
MAXTIMEHORIZON	-	0	Höchster Schlusskurs des gesamten Zeithorizonts.

5) Variablen

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
VARDEF	refid (String)	1	Variablendefinition: refid = Name der Variable; x = Wert der Variable.
VAR	refid (String)	0	Variable aufrufen bzw. verwenden: refid = Name der Variable. Variable muss vorher mit VARDEF definiert worden sein.
INVESTEDAMOUNT	-	0	Investierter Betrag.
CASHAMOUNT	-	0	Zur Verfügung stehendes Kapital.

6) Sonstige Funktionen

Tag	Attribute	# Werte	Bemerkung
BUYQUANTITY	-	1	Anzahl an Assets, die gekauft werden sollen $x \in [0; 1]$.
SELLQUANTITY	-	1	Anzahl an Assets, die verkauft werden sollen $x \in [0; 1]$.
PREEMPTIVE	mode[true, false]	0	Wenn mode="true", dann handelt es sich um einen preemptiven Algorithmus.
<!-- ... -->	-	0	Kommentar. Wird nicht als Regel berücksichtigt.

C.1 Deskriptive Analyse der Aktien auf der In-Sample-Periode

Z1: 17.09.2009 – 16.09.2010 Z2: 17.09.2010 – 16.09.2011 Z3: 17.09.2011 – 16.09.2012

DD				CBB				AME			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (<i>N</i>)	3215	3244	3213	Anzahl (<i>N</i>)	3107	3122	3093	Anzahl (<i>N</i>)	3096	3118	3089
Mittelwert (\bar{R})	0,00095	0,00031	0,00055	Mittelwert (\bar{R})	-0,00100	0,00069	0,00225	Mittelwert (\bar{R})	0,00109	-0,00074	-0,00012
Std.-abw. (<i>s</i>)	0,06798	0,05719	0,06099	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,10528	0,10363	0,09964	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,05387	0,11152	0,11607
Schiefe (<i>v</i>)	0,25837 **	-0,25851 **	-1,43072 **	Schiefe (<i>v</i>)	-0,08046	0,31142 **	2,17463 **	Schiefe (<i>v</i>)	0,86247 **	-31,45829 **	-28,34783 **
Kurtosis (κ)	12,23275 **	10,05376 **	39,01804 **	Kurtosis (κ)	12,87834 **	12,29953 **	35,15972 **	Kurtosis (κ)	20,86736 **	1453,68454 **	1254,27838 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,05107 **	-0,00358	-0,02783	$\rho(1)$	-0,09726 **	-0,06390 **	-0,04844 **	$\rho(1)$	0,00323	0,00682	0,01285
$\rho(2)$	0,01084	-0,04838 **	-0,02303	$\rho(2)$	-0,03939 *	-0,01534	-0,03484	$\rho(2)$	-0,03015	-0,00192	-0,00815
$\rho(3)$	-0,01299	-0,02933	-0,01222	$\rho(3)$	-0,00123	-0,02500	0,03547 *	$\rho(3)$	-0,03513	0,01291	0,00725
$\rho(4)$	-0,01813	0,00422	-0,00237	$\rho(4)$	-0,01230	0,04382 *	-0,02058	$\rho(4)$	-0,04187 *	0,00906	-0,00155
$\rho(5)$	-0,01555	-0,01602	-0,00679	$\rho(5)$	0,00920	-0,00615	-0,01433	$\rho(5)$	0,01705	0,00791	-0,00335
GE				CVLT				ASH			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (<i>N</i>)	3275	3287	3262	Anzahl (<i>N</i>)	3104	3130	3117	Anzahl (<i>N</i>)	3108	3132	3102
Mittelwert (\bar{R})	-0,00029	0,00002	0,00130	Mittelwert (\bar{R})	0,00104	0,00136	0,00213	Mittelwert (\bar{R})	0,00037	0,00034	0,00178
Std.-abw. (<i>s</i>)	0,07282	0,06061	0,05548	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,10899	0,09729	0,10830	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,10163	0,08529	0,08334
Schiefe (<i>v</i>)	0,53904 **	-0,80251 **	0,09182 *	Schiefe (<i>v</i>)	-10,25937 **	-0,16520 **	-1,63333 **	Schiefe (<i>v</i>)	-0,48830 **	2,55979 **	-0,10415 *
Kurtosis (κ)	21,46549 **	16,83990 **	17,33270 **	Kurtosis (κ)	350,90849 **	19,65228 **	59,50373 **	Kurtosis (κ)	15,21291 **	47,23938 **	25,12083 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,02372	-0,02495	-0,01640	$\rho(1)$	-0,05131 **	0,01207	-0,01434	$\rho(1)$	-0,01775	-0,04472 *	-0,01220
$\rho(2)$	-0,01746	-0,06495 **	0,01153	$\rho(2)$	-0,02381	0,01444	0,00442	$\rho(2)$	0,01066	-0,00433	0,00144
$\rho(3)$	-0,00089	0,00676	0,02316	$\rho(3)$	0,02829	-0,00830	0,02592	$\rho(3)$	0,00440	0,00018	0,01294
$\rho(4)$	-0,00024	-0,01771	0,00220	$\rho(4)$	-0,04173 *	0,00773	0,01093	$\rho(4)$	-0,01294	-0,01773	0,00774
$\rho(5)$	0,01774	0,01395	-0,00388	$\rho(5)$	0,00724	0,00260	0,03617 *	$\rho(5)$	-0,01901	0,03125	0,01116

JNJ				EXP				CHD			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3219	3264	3239	Anzahl (N)	3094	3121	3091	Anzahl (N)	3093	3117	3093
Mittelwert (\bar{R})	0,00006	0,00020	0,00027	Mittelwert (\bar{R})	-0,00098	-0,00079	0,00410	Mittelwert (\bar{R})	0,00055	-0,00161	0,00086
Std.-abw. (s)	0,03363	0,03597	0,03210	Std.-abw. (s)	0,08132	0,07686	0,10270	Std.-abw. (s)	0,04188	0,16650	0,04665
Schiefe (v)	-0,84945 **	0,27182 **	0,19165 **	Schiefe (v)	0,44769 **	-0,26392 **	0,55358 **	Schiefe (v)	-0,54137 **	-50,54721 **	-1,84739 **
Kurtosis (κ)	14,70430 **	19,36379 **	12,79356 **	Kurtosis (κ)	10,69816 **	13,44947 **	12,41124 **	Kurtosis (κ)	22,61513 **	2730,82677 **	66,90069 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	0,00765	-0,04038 *	-0,05622 **	$\rho(1)$	0,00507	0,05190 **	0,02040	$\rho(1)$	-0,00955	0,01445	-0,00338
$\rho(2)$	-0,03908 *	-0,05388 **	-0,01343	$\rho(2)$	0,03959 *	-0,01462	-0,00069	$\rho(2)$	-0,00355	0,00613	0,00180
$\rho(3)$	0,01510	-0,04134 *	0,01096	$\rho(3)$	0,00886	0,02657	-0,01459	$\rho(3)$	0,02796	0,00555	0,04567 *
$\rho(4)$	-0,01428	0,02868	-0,00599	$\rho(4)$	0,02212	0,01936	-0,01378	$\rho(4)$	-0,02136	0,00686	-0,05871 **
$\rho(5)$	-0,01371	0,01629	-0,03393	$\rho(5)$	0,01561	0,00631	-0,00672	$\rho(5)$	0,00751	0,00474	0,00770
JPM				KRC				EQIX			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3274	3288	3262	Anzahl (N)	3097	3121	3091	Anzahl (N)	3111	3142	3112
Mittelwert (\bar{R})	-0,00033	-0,00077	0,00097	Mittelwert (\bar{R})	0,00024	0,00019	0,00146	Mittelwert (\bar{R})	0,00002	0,00003	0,00303
Std.-abw. (s)	0,06752	0,06556	0,08587	Std.-abw. (s)	0,08180	0,05857	0,05847	Std.-abw. (s)	0,07276	0,10907	0,08687
Schiefe (v)	0,00839	-0,24643 **	-0,00353	Schiefe (v)	-0,17080 **	-0,18127 **	0,17671 **	Schiefe (v)	1,43184 **	-19,57171 **	3,00035 **
Kurtosis (κ)	9,79385 **	15,64279 **	27,25744 **	Kurtosis (κ)	9,12451 **	15,85455 **	13,90575 **	Kurtosis (κ)	32,02984 **	802,73479 **	50,34041 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,02668	0,00586	-0,00276	$\rho(1)$	-0,02056	0,03247	-0,03485	$\rho(1)$	-0,02316	0,02139	-0,00952
$\rho(2)$	-0,03164	-0,02735	0,00117	$\rho(2)$	0,01118	-0,03318	0,02267	$\rho(2)$	-0,00310	-0,02235	-0,03521 *
$\rho(3)$	0,01156	-0,00779	0,01480	$\rho(3)$	-0,00730	-0,05728 **	0,01445	$\rho(3)$	0,02923	-0,02720	-0,00451
$\rho(4)$	-0,00779	-0,00530	0,02550	$\rho(4)$	-0,00926	0,00219	-0,01224	$\rho(4)$	-0,00659	0,05358 **	0,02334
$\rho(5)$	-0,00330	0,01141	0,00161	$\rho(5)$	-0,02070	0,03776 *	0,01915	$\rho(5)$	-0,01773	0,02073	-0,01808

KO				PETS				MAC			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (<i>N</i>)	3239	3270	3237	Anzahl (<i>N</i>)	3105	3123	3099	Anzahl (<i>N</i>)	3109	3129	3092
Mittelwert (\bar{R})	0,00035	0,00083	-0,00244	Mittelwert (\bar{R})	-0,00034	-0,00232	0,00039	Mittelwert (\bar{R})	0,00084	0,00045	0,00113
Std.-abw. (<i>s</i>)	0,03870	0,03585	0,16413	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,08372	0,08001	0,09942	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,10367	0,06610	0,05955
Schiefe (<i>v</i>)	-0,50406 **	-0,05315	-52,47720 **	Schiefe (<i>v</i>)	-2,05994 **	-2,54312 **	-0,19028 **	Schiefe (<i>v</i>)	-0,31875 **	-0,19929 **	0,13742 **
Kurtosis (κ)	13,40506 **	16,33975 **	2905,83308 **	Kurtosis (κ)	40,74996 **	42,68016 **	179,71253 **	Kurtosis (κ)	11,86130 **	11,30522 **	10,39517 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	0,01441	-0,00308	-0,00612	$\rho(1)$	-0,06395 **	-0,05180 **	-0,03330	$\rho(1)$	-0,03997 *	0,01488	-0,03687 *
$\rho(2)$	-0,03054	-0,03912 *	-0,00363	$\rho(2)$	0,01794	-0,01271	0,03925 *	$\rho(2)$	0,02304	-0,01752	0,01695
$\rho(3)$	-0,03649 *	-0,04502 *	-0,00042	$\rho(3)$	0,02701	-0,05309 **	-0,02828	$\rho(3)$	-0,00089	-0,04362 *	0,01220
$\rho(4)$	0,00892	-0,02246	0,00105	$\rho(4)$	-0,00836	0,00074	-0,02486	$\rho(4)$	0,00871	0,04261 *	-0,00308
$\rho(5)$	0,02634	0,03250	0,00564	$\rho(5)$	0,00519	-0,00732	0,01848	$\rho(5)$	-0,00012	0,01753	0,02120
MCD				PNY				OGE			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (<i>N</i>)	3222	3266	3249	Anzahl (<i>N</i>)	3101	3118	3086	Anzahl (<i>N</i>)	3094	3115	3092
Mittelwert (\bar{R})	0,00113	0,00069	0,00017	Mittelwert (\bar{R})	0,00061	0,00034	0,00033	Mittelwert (\bar{R})	0,00083	0,00088	0,00053
Std.-abw. (<i>s</i>)	0,04044	0,03856	0,03758	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,05130	0,05144	0,05027	Std.-abw. (<i>s</i>)	0,05372	0,04700	0,04970
Schiefe (<i>v</i>)	0,17109 **	-0,33843 **	-1,01243 **	Schiefe (<i>v</i>)	-0,19972 **	0,35075 **	0,91354 **	Schiefe (<i>v</i>)	-0,63583 **	0,34723 **	0,14270 **
Kurtosis (κ)	15,78748 **	30,66051 **	27,17464 **	Kurtosis (κ)	11,92104 **	15,97445 **	15,76406 **	Kurtosis (κ)	22,58049 **	24,48345 **	28,94376 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,01948	-0,05420 **	-0,00650	$\rho(1)$	-0,05045 **	0,02949	-0,00917	$\rho(1)$	-0,00315	0,06282 **	-0,07619 **
$\rho(2)$	-0,00679	-0,03755 *	-0,00153	$\rho(2)$	-0,01869	-0,03898 *	0,02031	$\rho(2)$	-0,00960	-0,02679	0,00967
$\rho(3)$	0,00231	-0,02800	-0,02940	$\rho(3)$	-0,01916	-0,01808	-0,00679	$\rho(3)$	-0,01309	-0,00795	0,00431
$\rho(4)$	-0,03300	0,00090	0,00899	$\rho(4)$	-0,02685	-0,01276	0,02377	$\rho(4)$	0,00078	0,00779	0,02928
$\rho(5)$	-0,01183	-0,01467	-0,00331	$\rho(5)$	0,00770	-0,02992	-0,02026	$\rho(5)$	0,01650	-0,00429	-0,01139

MSFT				QCOR				PETM			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3275	3286	3262	Anzahl (N)	3104	3139	3153	Anzahl (N)	3112	3141	3126
Mittelwert (\bar{R})	0,00003	0,00027	0,00062	Mittelwert (\bar{R})	0,00194	0,00412	0,00253	Mittelwert (\bar{R})	0,00202	0,00110	0,00183
Std.-abw. (s)	0,05811	0,05102	0,05011	Std.-abw. (s)	0,14294	0,12827	0,13395	Std.-abw. (s)	0,07555	0,05706	0,05880
Schiefe (v)	2,05250 **	-0,51104 **	0,39040 **	Schiefe (v)	4,34914 **	3,53747 **	1,12932 **	Schiefe (v)	4,02649 **	1,96173 **	2,85335 **
Kurtosis (κ)	49,53773 **	15,15084 **	18,44517 **	Kurtosis (κ)	120,67407 **	95,66544 **	27,16711 **	Kurtosis (κ)	69,46913 **	32,97574 **	61,11957 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,01802	-0,02708	-0,00645	$\rho(1)$	-0,00462	-0,00428	-0,05018 **	$\rho(1)$	-0,05465 **	-0,05375 **	-0,05907 **
$\rho(2)$	-0,05702 **	-0,06632 **	-0,01263	$\rho(2)$	-0,02382	-0,05260 **	0,02648	$\rho(2)$	-0,02290	-0,04655 **	-0,03361
$\rho(3)$	0,01969	0,01568	0,02449	$\rho(3)$	-0,02040	0,00638	-0,00066	$\rho(3)$	-0,03616 *	0,01669	0,02297
$\rho(4)$	-0,01883	-0,02953	0,01461	$\rho(4)$	0,04475 *	0,00457	0,04428 *	$\rho(4)$	-0,03466	-0,00347	0,02225
$\rho(5)$	-0,02529	0,01732	-0,00567	$\rho(5)$	-0,00434	-0,01410	0,01577	$\rho(5)$	-0,00510	-0,00057	-0,00578
SO				TDY				TWTC			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3128	3161	3148	Anzahl (N)	3094	3116	3087	Anzahl (N)	3114	3115	3097
Mittelwert (\bar{R})	0,00059	0,00057	0,00024	Mittelwert (\bar{R})	0,00028	0,00148	0,00092	Mittelwert (\bar{R})	0,00115	-0,00003	0,00158
Std.-abw. (s)	0,03723	0,03098	0,02986	Std.-abw. (s)	0,07148	0,06566	0,06763	Std.-abw. (s)	0,07657	0,06195	0,06172
Schiefe (v)	-0,58941 **	-0,09719 *	-0,44275 **	Schiefe (v)	-0,39698 **	1,10478 **	0,55847 **	Schiefe (v)	-0,53532 **	-0,40131 **	0,15207 **
Kurtosis (κ)	14,60380 **	13,60226 **	13,55236 **	Kurtosis (κ)	13,18249 **	22,75506 **	16,40862 **	Kurtosis (κ)	16,36051 **	13,10317 **	13,37308 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,06145 **	-0,02477	-0,05561 **	$\rho(1)$	-0,07245 **	0,00831	0,01496	$\rho(1)$	-0,01246	-0,00525	0,05280 **
$\rho(2)$	-0,04334 *	-0,06450 **	-0,00604	$\rho(2)$	-0,00470	-0,03709 *	-0,00114	$\rho(2)$	-0,00321	0,00217	-0,01154
$\rho(3)$	0,00443	-0,02946	-0,00170	$\rho(3)$	-0,00249	-0,01115	-0,00633	$\rho(3)$	0,00758	-0,01180	-0,01520
$\rho(4)$	-0,02571	0,00722	0,03107	$\rho(4)$	-0,00970	-0,01267	0,03354	$\rho(4)$	-0,00437	0,02340	0,00195
$\rho(5)$	-0,00623	-0,00710	-0,04416 *	$\rho(5)$	0,01762	0,05187 **	0,00773	$\rho(5)$	0,00023	0,02075	-0,01666

T				UNFI				VRTX			
	Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3		Z1	Z2	Z3
Anzahl (N)	3266	3270	3252	Anzahl (N)	3101	3126	3101	Anzahl (N)	3132	3155	3154
Mittelwert (\bar{R})	0,00021	0,00010	0,00108	Mittelwert (\bar{R})	0,00154	0,00050	0,00182	Mittelwert (\bar{R})	-0,00011	0,00137	0,00064
Std.-abw. (s)	0,04437	0,04122	0,03635	Std.-abw. (s)	0,06849	0,06221	0,07604	Std.-abw. (s)	0,07718	0,09819	0,14267
Schiefe (ν)	-0,11989 **	-0,79910 **	0,25486 **	Schiefe (ν)	0,29809 **	-0,14027 **	-2,17390 **	Schiefe (ν)	1,95185 **	1,82403 **	10,65343 **
Kurtosis (κ)	12,11561 **	20,81947 **	16,79660 **	Kurtosis (κ)	9,85093 **	12,30141 **	68,92968 **	Kurtosis (κ)	46,19190 **	88,56331 **	434,19057 **
Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000	Jarque-Bera	0,00000	0,00000	0,00000
$\rho(1)$	-0,04690 **	-0,01924	-0,04839 **	$\rho(1)$	0,00326	-0,00126	-0,07332 **	$\rho(1)$	-0,02322	-0,06447 **	-0,00910
$\rho(2)$	-0,04906 **	-0,05108 **	0,01293	$\rho(2)$	0,00726	0,01103	-0,02093	$\rho(2)$	0,01709	0,00318	-0,00399
$\rho(3)$	0,01984	-0,03803 *	0,03292	$\rho(3)$	0,01494	0,01943	0,02183	$\rho(3)$	0,03014	-0,03466	0,00043
$\rho(4)$	-0,02219	0,02031	-0,01148	$\rho(4)$	-0,00531	0,02187	-0,01976	$\rho(4)$	0,00094	0,00151	0,03484
$\rho(5)$	-0,02031	-0,01103	-0,02464	$\rho(5)$	-0,00868	0,01390	0,00463	$\rho(5)$	0,00043	-0,00277	-0,01850

C.2 Ergebnisse der Trading-Algorithmen auf der In-Sample-Periode mit Testdesign *TDO*

VMA

Index	Konfiguration (n_S, n_L, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(19,24,0)	Z1	96,67	0,030354	0,000117 ^{0,00/0,22}	0,033481	0,33	0,45
		Z2	97,67	0,079635	0,000296 ^{0,00/0,11}	0,029726	0,44	0,45
		Z3	91,78	0,087907	0,000328 ^{0,00/0,00}	0,030521	0,44	0,42
S&P 400	(5,22, σ)	Z1	41,67	0,079946	0,000313 ^{0,00/0,33}	0,057888	0,44	0,39
		Z2	44,22	0,172830	0,000669 ^{0,11/0,33}	0,053626	0,33	0,42
		Z3	44,89	0,265752	0,001035 ^{0,00/0,11}	0,060027	0,22	0,44
S&P 600	(2,17, σ)	Z1	75,00	0,112374	0,000436 ^{0,00/0,11}	0,049980	0,33	0,39
		Z2	75,33	0,217318	0,000839 ^{0,00/0,00}	0,051416	0,67	0,42
		Z3	78,00	0,086184	0,000335 ^{0,00/0,11}	0,047241	0,11	0,36

FMA

Index	Konfiguration (n_S, n_L, hd, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(22,25,30,0)	Z1	62,89	0,129185	0,000484 ^{0,00/0,22}	0,035857	0,44	0,57
		Z2	63,56	0,097873	0,000363 ^{0,00/0,22}	0,031875	0,56	0,55
		Z3	64,22	0,128343	0,000479 ^{0,00/0,22}	0,033001	0,56	0,56
S&P 400	(2,3,30,0)	Z1	98,11	0,108603	0,000425 ^{0,00/0,22}	0,079477	0,56	0,53
		Z2	98,67	0,156188	0,000604 ^{0,00/0,00}	0,073449	0,67	0,53
		Z3	98,56	0,398590	0,001547 ^{0,00/0,22}	0,080949	0,33	0,54
S&P 600	(3,9,30,0)	Z1	82,33	0,205340	0,000800 ^{0,00/0,22}	0,060446	0,44	0,55
		Z2	82,00	0,110588	0,000427 ^{0,00/0,22}	0,062404	0,67	0,54
		Z3	83,67	0,310747	0,001205 ^{0,00/0,11}	0,065832	0,67	0,59

FTRB

Index	Konfiguration (lm, hd, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(17,30, σ)	Z1	43,78	0,021082	0,000079 ^{0,00/0,00}	0,028493	0,44	0,55
		Z2	45,44	0,015140	0,000055 ^{0,00/0,11}	0,027238	0,44	0,54
		Z3	44,00	0,112310	0,000417 ^{0,00/0,00}	0,026424	0,44	0,56
S&P 400	(1,30,0)	Z1	101,11	0,063084	0,000247 ^{0,00/0,22}	0,080782	0,44	0,51
		Z2	101,67	0,161610	0,000624 ^{0,11/0,33}	0,074254	0,44	0,52
		Z3	101,89	0,370935	0,001442 ^{0,00/0,33}	0,081744	0,44	0,55
S&P 600	(4,30, σ)	Z1	86,89	0,116410	0,000454 ^{0,00/0,33}	0,061828	0,33	0,55
		Z2	88,22	0,075974	0,000293 ^{0,11/0,11}	0,073961	0,67	0,55
		Z3	87,44	0,263273	0,001017 ^{0,00/0,11}	0,066440	0,33	0,56

VTRB

Index	Konfiguration (lm, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(24,0)	Z1	45,00	0,015101	0,000057 ^{0,00/0,22}	0,033632	0,33	0,38
		Z2	47,33	-0,013011	-0,000048 ^{0,00/0,11}	0,030119	0,33	0,39
		Z3	46,22	0,082559	0,000307 ^{0,00/0,11}	0,030092	0,22	0,41
S&P 400	(11, σ)	Z1	53,11	0,036912	0,000145 ^{0,00/0,33}	0,061513	0,33	0,37
		Z2	55,78	0,095849	0,000370 ^{0,00/0,11}	0,052624	0,33	0,40
		Z3	55,33	0,196191	0,000763 ^{0,00/0,11}	0,061105	0,00	0,43
S&P 600	(5, σ)	Z1	133,11	0,023804	0,000092 ^{0,00/0,11}	0,047773	0,44	0,39
		Z2	126,33	0,113401	0,000440 ^{0,00/0,22}	0,047975	0,44	0,41
		Z3	130,89	0,149887	0,000578 ^{0,00/0,00}	0,056465	0,22	0,40

Momentum

Index	Konfiguration (n)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(126)	Z1	57,00	0,052472	0,000196 ^{0,00/0,44}	0,032549	0,33	0,32
		Z2	62,78	-0,022747	-0,000085 ^{0,00/0,22}	0,028828	0,33	0,32
		Z3	62,11	0,088897	0,000329 ^{0,00/0,11}	0,031205	0,33	0,33
S&P 400	(26)	Z1	128,11	0,063722	0,000249 ^{0,00/0,44}	0,060739	0,33	0,32
		Z2	130,67	0,123634	0,000478 ^{0,11/0,22}	0,051955	0,44	0,35
		Z3	137,56	0,106372	0,000413 ^{0,00/0,00}	0,059796	0,11	0,33
S&P 600	(20)	Z1	154,33	0,109208	0,000425 ^{0,00/0,11}	0,048405	0,22	0,35
		Z2	154,11	0,079843	0,000310 ^{0,00/0,00}	0,053611	0,67	0,35
		Z3	158,22	0,010118	0,000039 ^{0,00/0,11}	0,052327	0,00	0,35

Bollinger Bänder

Index	Konfiguration (n, θ)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(12,1)	Z1	132,33	0,230101	0,000863 ^{0,11/0,33}	0,035854	1,00	0,71
		Z2	131,67	0,173179	0,000645 ^{0,11/0,11}	0,032072	0,78	0,70
		Z3	126,11	0,007670	0,000030 ^{0,00/0,00}	0,048054	0,22	0,67
S&P 400	(35,1)	Z1	46,33	0,112501	0,000440 ^{0,00/0,00}	0,058198	0,33	0,70
		Z2	46,56	0,096148	0,000371 ^{0,11/0,00}	0,057347	0,22	0,71
		Z3	47,56	0,381527	0,001483 ^{0,00/0,22}	0,057817	0,44	0,73
S&P 600	(9,2)	Z1	61,33	0,204371	0,000797 ^{0,00/0,22}	0,052681	0,56	0,66
		Z2	60,89	0,125150	0,000481 ^{0,00/0,11}	0,047686	0,67	0,64
		Z3	59,56	0,244530	0,000949 ^{0,00/0,11}	0,051737	0,44	0,70

C.3 Ergebnisse der Trading-Algorithmen auf der In-Sample-Periode mit Testdesign TD1 (TD0 mit Gebühren)

VMA

Index	Konfiguration (n_S, n_L, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(19,24,0)	Z1	96,67	0,007154	0,000031 ^{0,00/0,00}	0,033491	0,22	0,44
		Z2	97,67	0,056195	0,000209 ^{0,00/0,00}	0,029736	0,44	0,44
		Z3	91,78	0,065881	0,000246 ^{0,00/0,00}	0,030532	0,44	0,42
S&P 400	(5,22, σ)	Z1	41,67	0,069946	0,000274 ^{0,00/0,00}	0,057893	0,44	0,39
		Z2	44,22	0,162216	0,000628 ^{0,11/0,00}	0,053630	0,33	0,42
		Z3	44,89	0,254978	0,000993 ^{0,00/0,00}	0,060030	0,22	0,44
S&P 600	(2,17, σ)	Z1	75,00	0,094374	0,000366 ^{0,00/0,00}	0,049994	0,22	0,38
		Z2	75,33	0,199238	0,000769 ^{0,00/0,00}	0,051427	0,67	0,41
		Z3	78,00	0,067464	0,000263 ^{0,00/0,00}	0,047253	0,11	0,36

FMA

Index	Konfiguration (n_S, n_L, hd, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(22,25,30,0)	Z1	62,89	0,114091	0,000428 ^{0,00/0,00}	0,035857	0,33	0,57
		Z2	63,56	0,082620	0,000307 ^{0,00/0,00}	0,031874	0,56	0,55
		Z3	64,22	0,112930	0,000421 ^{0,00/0,00}	0,033000	0,22	0,56
S&P 400	(2,3,30,0)	Z1	98,11	0,085057	0,000333 ^{0,00/0,00}	0,079477	0,33	0,53
		Z2	98,67	0,132508	0,000512 ^{0,00/0,00}	0,073449	0,44	0,53
		Z3	98,56	0,374936	0,001455 ^{0,00/0,00}	0,080949	0,11	0,54
S&P 600	(3,9,30,0)	Z1	82,33	0,185580	0,000723 ^{0,00/0,00}	0,060446	0,44	0,55
		Z2	82,00	0,090908	0,000351 ^{0,00/0,00}	0,062404	0,44	0,53
		Z3	83,67	0,290667	0,001127 ^{0,00/0,00}	0,065832	0,56	0,58

FTRB

Index	Konfiguration (lm, hd, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(17,30, σ)	Z1	43,78	0,010575	0,000039 ^{0,00/0,00}	0,028493	0,44	0,55
		Z2	45,44	0,004234	0,000015 ^{0,00/0,00}	0,027238	0,33	0,54
		Z3	44,00	0,101750	0,000377 ^{0,00/0,00}	0,026423	0,33	0,56
S&P 400	(1,30,0)	Z1	101,11	0,038817	0,000152 ^{0,00/0,00}	0,080782	0,22	0,51
		Z2	101,67	0,137210	0,000529 ^{0,11/0,00}	0,074254	0,44	0,52
		Z3	101,89	0,346482	0,001346 ^{0,00/0,00}	0,081744	0,33	0,55
S&P 600	(4,30, σ)	Z1	86,89	0,095557	0,000373 ^{0,00/0,00}	0,061828	0,22	0,55
		Z2	88,22	0,054800	0,000211 ^{0,11/0,00}	0,073960	0,67	0,54
		Z3	87,44	0,242286	0,000936 ^{0,00/0,00}	0,066439	0,33	0,56

VTRB

Index	Konfiguration (lm, bd)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(24,0)	Z1	45,00	0,004301	0,000017 ^{0,00/0,00}	0,033640	0,33	0,38
		Z2	47,33	-0,024371	-0,000090 ^{0,00/0,00}	0,030127	0,22	0,39
		Z3	46,22	0,071465	0,000266 ^{0,00/0,00}	0,030100	0,22	0,40
S&P 400	(11, σ)	Z1	53,11	0,024165	0,000095 ^{0,00/0,00}	0,061523	0,33	0,37
		Z2	55,78	0,082462	0,000318 ^{0,00/0,00}	0,052633	0,33	0,40
		Z3	55,33	0,182911	0,000711 ^{0,00/0,00}	0,061112	0,00	0,43
S&P 600	(5, σ)	Z1	133,11	-0,008143	-0,000032 ^{0,00/0,00}	0,047811	0,33	0,39
		Z2	126,33	0,083081	0,000323 ^{0,00/0,00}	0,048002	0,44	0,40
		Z3	130,89	0,118473	0,000456 ^{0,00/0,00}	0,056493	0,11	0,40

Momentum

Index	Konfiguration (n)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(126)	Z1	57,00	0,038792	0,000144 ^{0,00/0,00}	0,032575	0,33	0,31
		Z2	62,78	-0,037814	-0,000141 ^{0,00/0,00}	0,028855	0,22	0,31
		Z3	62,11	0,073991	0,000273 ^{0,00/0,00}	0,031231	0,33	0,32
S&P 400	(26)	Z1	128,11	0,032975	0,000129 ^{0,00/0,00}	0,060795	0,33	0,32
		Z2	130,67	0,092274	0,000356 ^{0,11/0,00}	0,052004	0,44	0,34
		Z3	137,56	0,073359	0,000285 ^{0,00/0,00}	0,059848	0,00	0,33
S&P 600	(20)	Z1	154,33	0,072168	0,000281 ^{0,00/0,00}	0,048458	0,22	0,35
		Z2	154,11	0,042856	0,000167 ^{0,00/0,00}	0,053658	0,56	0,34
		Z3	158,22	-0,027855	-0,000108 ^{0,00/0,00}	0,052380	0,00	0,34

Bollinger Bänder

Index	Konfiguration (n, θ)	Z	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$
S&P 500	(12,1)	Z1	132,33	0,198341	0,000744 ^{0,11/0,00}	0,035807	0,89	0,70
		Z2	131,67	0,141579	0,000528 ^{0,00/0,00}	0,032025	0,78	0,70
		Z3	126,11	-0,022597	-0,000083 ^{0,00/0,00}	0,048018	0,22	0,67
S&P 400	(35,1)	Z1	46,33	0,101381	0,000396 ^{0,00/0,00}	0,058187	0,33	0,70
		Z2	46,56	0,084974	0,000328 ^{0,11/0,00}	0,057335	0,11	0,71
		Z3	47,56	0,370114	0,001439 ^{0,00/0,00}	0,057804	0,44	0,73
S&P 600	(9,2)	Z1	61,33	0,189651	0,000739 ^{0,00/0,00}	0,052671	0,56	0,66
		Z2	60,89	0,110537	0,000425 ^{0,00/0,00}	0,047675	0,67	0,64
		Z3	59,56	0,230237	0,000894 ^{0,00/0,00}	0,051724	0,33	0,69

D.1 Deskriptive Analyse der Aktien auf der Out-of-Sample-Periode

Zeithorizont: 17.09.2012 – 10.01.2013

S&P 500	DD	GE	JNJ	JPM	KO	MCD	MSFT	SO	T
Anzahl (N)	963	963	963	963	963	963	963	963	963
Mittelwert (\bar{R})	-0,001538	-0,000488	0,000689	0,001545	-0,000464	-0,000145	-0,002195	-0,000602	-0,000602
Std.-abw. (s)	0,052071	0,044174	0,026720	0,052370	0,034664	0,034890	0,045721	0,033797	0,033797
Schiefe (v)	-7,611839 **	-0,024420	0,456556 **	-0,115825	0,084966	-3,315362 **	-1,037093 **	-0,691841 **	-0,691841 **
Kurtosis (κ)	171,789092 **	15,505768 **	11,680970 **	13,812298 **	15,397367 **	50,270766 **	27,105599 **	16,268766 **	16,268766 **
Jarque-Bera	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\rho(1)$	-0,033808	-0,002599	-0,043271	-0,002082	-0,056693	-0,024973	0,040440	-0,045728	-0,045728
$\rho(2)$	-0,041905	-0,051424	0,006892	0,007173	-0,064113 *	-0,019440	-0,012595	0,003049	0,003049
$\rho(3)$	0,013411	-0,019675	0,011660	-0,023809	0,026246	0,051681	0,008050	0,031992	0,031992
$\rho(4)$	-0,000184	0,010224	-0,010536	-0,049077	-0,013574	-0,002977	0,004236	0,000952	0,000952
$\rho(5)$	-0,017843	0,023867	-0,040345	-0,008907	-0,034038	0,008494	0,008724	0,009920	0,009920

S&P 400	CBB	CVLT	EXP	KRC	PETS	PNY	QCOR	TDY	UNFI
Anzahl (N)	962	963	963	961	949	961	963	961	949
Mittelwert (\bar{R})	-0,000564	0,002499	0,004658	-0,000124	0,001314	-0,000461	-0,008588	0,000682	-0,001831
Std.-abw. (s)	0,084404	0,105802	0,089619	0,038884	0,093498	0,051519	0,273104	0,053274	0,058478
Schiefe (v)	-0,576057 **	8,116527 **	1,252861 **	0,517151 **	5,763818 **	-2,328171 **	-7,968972 **	2,116953 **	-0,939403 **
Kurtosis (κ)	8,190049 **	166,409957 **	19,505289 **	8,126791 **	123,823352 **	44,088372 **	130,638337 **	31,988902 **	18,746943 **
Jarque-Bera	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\rho(1)$	-0,044037	0,029757	-0,007088	0,004919	-0,062941	-0,049622	0,111434 **	-0,010681	-0,054886
$\rho(2)$	-0,036499	0,032067	-0,066264 *	-0,021441	0,006389	-0,037409	-0,024020	-0,042867	-0,047317
$\rho(3)$	-0,006804	-0,040714	-0,001534	0,051993	-0,029523	0,049390	-0,062393	-0,010903	0,003401
$\rho(4)$	-0,076706 *	0,042453	0,000480	0,035192	-0,009574	-0,020226	0,075395 *	-0,019824	-0,003727
$\rho(5)$	0,016625	-0,002240	-0,002317	0,005028	-0,065380 *	-0,073389 *	0,052770	-0,036242	-0,023802

S&P 600	AME	ASH	CHD	EQIX	MAC	OGE	PETM	TWTC	VRTX
Anzahl (N)	962	963	962	962	963	961	951	950	950
Mittelwert (\bar{R})	0,001043	0,001728	0,000648	0,001521	-0,000769	0,000485	0,000281	0,000505	-0,002896
Std.-abw. (s)	0,044322	0,060527	0,036050	0,066346	0,034268	0,034503	0,047665	0,047739	0,098382
Schiefe (v)	0,856333 **	-0,554292 **	1,175053 **	0,464062 **	-0,516326 **	-0,407179 **	1,508152 **	1,151576 **	-2,204029 **
Kurtosis (κ)	18,372869 **	21,596105 **	28,699838 **	21,495589 **	8,045752 **	10,935444 **	28,704221 **	19,951308 **	56,122007 **
Jarque-Bera	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\rho(1)$	0,010295	0,061526	-0,051870	-0,023007	0,033818	-0,072250 *	0,051967	-0,100597 **	-0,066808 *
$\rho(2)$	0,049181	0,015090	0,066089 *	-0,061619	-0,057882	-0,037276	-0,026379	-0,026471	0,072576 *
$\rho(3)$	-0,014898	0,028463	-0,080263 *	0,060163	0,037761	0,007673	0,024725	0,062265	0,014329
$\rho(4)$	0,030748	0,009382	-0,005705	0,006411	-0,041171	-0,022729	-0,059600	-0,052591	-0,000033
$\rho(5)$	-0,004476	-0,013707	-0,011850	-0,001734	-0,003892	-0,032656	-0,034052	0,035898	0,034135

D.2 Ergebnisse der Simulationen für TD2 in der Out-of-Sample-Periode

1 %-Risiko

S&P 500	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	25,00	-0,029881	-0,000403 ^{0,11/0,11}	0,025708	0,33	0,414313	16,28	0,22
FMA	18,56	-0,001508	-0,000020 ^{0,22/0,33}	0,026563	0,67	0,489492	22,90	0,41
FTRB	13,00	-0,011045	-0,000149 ^{0,00/0,33}	0,021079	0,78	0,454277	23,02	0,44
VTRB	12,44	-0,007691	-0,000104 ^{0,00/0,22}	0,025306	0,78	0,392752	35,93	0,34
Momentum	14,78	-0,017820	-0,000241 ^{0,00/0,33}	0,023533	0,67	0,363909	28,95	0,14
Bollinger	40,78	-0,012702	-0,000171 ^{0,11/0,11}	0,024555	0,44	0,607162	9,45	0,30
∅	20,76	-0,013441	-0,000181^{0,07/0,24}	0,024457	0,61	0,453651	22,76	0,31
S&P 400	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	13,67	0,038170	0,000514 ^{0,00/0,00}	0,049208	0,33	0,295716	31,76	0,54
FMA	44,11	0,024216	0,000326 ^{0,00/0,11}	0,080808	0,56	0,388320	18,40	0,56
FTRB	47,00	0,024561	0,000330 ^{0,11/0,22}	0,083768	0,56	0,369207	18,14	0,57
VTRB	18,00	0,003033	0,000039 ^{0,00/0,11}	0,049976	0,33	0,319597	22,52	0,50
Momentum	40,44	-0,030648	-0,000415 ^{0,00/0,22}	0,051530	0,33	0,310331	11,57	0,21
Bollinger	19,11	0,019120	0,000258 ^{0,11/0,00}	0,038745	0,56	0,464817	12,46	0,52
∅	30,39	0,013075	0,000175^{0,04/0,11}	0,059006	0,44	0,357998	19,14	0,48
S&P 600	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	25,56	0,038200	0,000518 ^{0,00/0,11}	0,032023	0,44	0,382521	17,05	0,23
FMA	30,67	0,050599	0,000683 ^{0,00/0,11}	0,043663	0,56	0,472158	21,46	0,44
FTRB	31,44	0,023219	0,000311 ^{0,00/0,00}	0,042615	0,44	0,446247	20,79	0,48
VTRB	38,00	0,044694	0,000607 ^{0,11/0,11}	0,035610	0,44	0,390747	12,43	0,12
Momentum	44,00	0,031840	0,000428 ^{0,00/0,00}	0,033716	0,44	0,367157	11,01	0,09
Bollinger	23,00	-0,003713	-0,000055 ^{0,00/0,11}	0,031237	0,33	0,532593	15,73	0,45
∅	32,11	0,030807	0,000415^{0,02/0,07}	0,036477	0,44	0,431904	16,41	0,30
S&P 400 (ohne QCOR)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	13,38	0,026227	0,000352 ^{0,00/0,00}	0,044758	0,25	0,301430	33,22	13,38
FMA	43,00	0,069226	0,000934 ^{0,00/0,13}	0,066864	0,50	0,392048	18,87	43,00
FTRB	45,63	0,077821	0,001049 ^{0,13/0,25}	0,068143	0,50	0,376564	18,63	45,63
VTRB	17,75	-0,002115	-0,000031 ^{0,00/0,13}	0,045618	0,25	0,315797	22,81	17,75
Momentum	40,13	-0,028235	-0,000382 ^{0,00/0,13}	0,044782	0,25	0,317145	11,78	40,13
Bollinger	19,38	0,019447	0,000263 ^{0,13/0,00}	0,033329	0,50	0,471448	12,57	19,38
∅	29,88	0,027062	0,000364^{0,04/0,10}	0,050582	0,38	0,362406	19,65	29,88

2 %-Risiko

S&P 500	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	25,00	-0,031743	-0,000429 ^{0,11/0,11}	0,026114	0,33	0,414313	17,12	0,06
FMA	17,56	0,003820	0,000052 ^{0,11/0,22}	0,027905	0,67	0,540297	27,02	0,00
FTRB	12,78	-0,014915	-0,000201 ^{0,00/0,33}	0,022666	0,67	0,502182	26,90	0,00
VTRB	12,11	-0,015614	-0,000211 ^{0,00/0,33}	0,025921	0,67	0,400085	38,08	0,17
Momentum	14,67	-0,018383	-0,000248 ^{0,00/0,44}	0,024761	0,78	0,370185	30,60	0,07
Bollinger	36,22	-0,010184	-0,000137 ^{0,00/0,11}	0,026307	0,56	0,608090	12,52	0,00
∅	19,72	-0,014503	-0,000196^{0,04/0,26}	0,025612	0,61	0,472525	25,37	0,05
S&P 400	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	12,44	0,027357	0,000367 ^{0,00/0,11}	0,051633	0,33	0,337016	37,72	0,29
FMA	35,44	0,012848	0,000175 ^{0,00/0,22}	0,082195	0,67	0,479520	23,71	0,35
FTRB	36,56	0,002720	0,000035 ^{0,00/0,22}	0,084123	0,44	0,482077	23,88	0,34
VTRB	16,33	0,000841	0,000009 ^{0,00/0,11}	0,052568	0,33	0,362861	27,17	0,25
Momentum	40,44	-0,036454	-0,000493 ^{0,00/0,22}	0,052895	0,33	0,317689	12,03	0,07
Bollinger	17,22	0,009530	0,000131 ^{0,00/0,00}	0,044998	0,44	0,546296	16,66	0,42
∅	26,41	0,002807	0,000037^{0,00/0,15}	0,061402	0,43	0,420910	23,53	0,29
S&P 600	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	24,33	0,034916	0,000473 ^{0,00/0,11}	0,034048	0,56	0,411067	19,35	0,10
FMA	25,89	0,019095	0,000255 ^{0,11/0,33}	0,044952	0,56	0,535455	26,39	0,22
FTRB	26,67	0,020431	0,000273 ^{0,00/0,22}	0,045732	0,33	0,518036	26,74	0,23
VTRB	37,89	0,045427	0,000617 ^{0,11/0,11}	0,035755	0,44	0,391998	12,55	0,03
Momentum	44,00	0,016921	0,000225 ^{0,00/0,00}	0,034693	0,44	0,367157	11,08	0,03
Bollinger	19,89	-0,008726	-0,000124 ^{0,00/0,11}	0,033837	0,33	0,621231	21,54	0,27
∅	29,78	0,021344	0,000286^{0,04/0,15}	0,038170	0,44	0,474157	19,61	0,15
S&P 400 (ohne QCOR)	H	R	\bar{R}	s	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	HD	$stp\%$
VMA	12,25	0,017380	0,000232 ^{0,00/0,13}	0,047005	0,25	0,334500	38,81	0,24
FMA	34,25	0,063629	0,000861 ^{0,00/0,25}	0,067934	0,63	0,489460	24,42	0,31
FTRB	35,50	0,054604	0,000735 ^{0,00/0,25}	0,068325	0,38	0,489559	24,51	0,31
VTRB	16,00	0,000545	0,000005 ^{0,00/0,13}	0,048246	0,25	0,362166	27,71	0,21
Momentum	40,13	-0,028018	-0,000380 ^{0,00/0,13}	0,046088	0,25	0,325424	12,27	0,05
Bollinger	17,25	0,011673	0,000160 ^{0,00/0,00}	0,040202	0,38	0,555760	17,21	0,41
∅	25,90	0,019969	0,000269^{0,00/0,15}	0,052967	0,35	0,426145	24,16	0,26

ATR(14;3,0)

S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	25,00	-0,027889	-0,000376 ^{0,11/0,11}	0,025759	0,33	0,414313	16,32	0,20
FMA	18,67	-0,002707	-0,000037 ^{0,22/0,33}	0,026771	0,78	0,504451	22,88	0,40
FTRB	13,11	-0,011625	-0,000157 ^{0,00/0,33}	0,021356	0,78	0,460267	22,89	0,42
VTRB	12,44	-0,013038	-0,000176 ^{0,00/0,22}	0,025592	0,67	0,388612	35,62	0,32
Momentum	14,67	-0,015584	-0,000210 ^{0,00/0,44}	0,024675	0,78	0,370185	30,47	0,10
Bollinger	40,33	-0,012787	-0,000173 ^{0,00/0,11}	0,024867	0,44	0,615055	9,69	0,28
∅	20,70	-0,013938	-0,000188^{0,06/0,26}	0,024837	0,63	0,458814	22,98	0,29
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	12,33	-0,020666	-0,000281 ^{0,00/0,11}	0,060328	0,33	0,340068	38,21	0,30
FMA	34,78	0,043397	0,000587 ^{0,00/0,33}	0,078200	0,56	0,483617	23,65	0,36
FTRB	36,11	0,027994	0,000377 ^{0,00/0,11}	0,085344	0,56	0,494547	23,70	0,36
VTRB	15,56	0,016555	0,000222 ^{0,00/0,11}	0,055086	0,33	0,391004	30,26	0,23
Momentum	40,33	-0,070039	-0,000947 ^{0,00/0,22}	0,060831	0,33	0,321011	12,35	0,07
Bollinger	17,33	0,026882	0,000365 ^{0,11/0,00}	0,047590	0,44	0,579733	16,98	0,39
∅	26,07	0,004020	0,000054^{0,02/0,15}	0,064563	0,43	0,434997	24,19	0,28
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	25,11	0,034000	0,000461 ^{0,00/0,11}	0,033601	0,44	0,397003	18,12	0,15
FMA	27,78	0,005094	0,000065 ^{0,11/0,00}	0,044345	0,33	0,490717	23,56	0,38
FTRB	28,78	0,016124	0,000215 ^{0,00/0,00}	0,044926	0,33	0,494129	23,67	0,38
VTRB	37,56	0,038270	0,000519 ^{0,00/0,11}	0,035984	0,44	0,395122	12,57	0,06
Momentum	44,00	0,014717	0,000195 ^{0,00/0,00}	0,034701	0,44	0,367157	11,08	0,04
Bollinger	21,33	-0,004923	-0,000071 ^{0,00/0,22}	0,033143	0,33	0,590554	18,33	0,35
∅	30,76	0,017214	0,000230^{0,02/0,07}	0,037783	0,39	0,455780	17,89	0,23
S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	12,25	0,021553	0,000289 ^{0,00/0,13}	0,046791	0,25	0,334500	38,41	0,29
FMA	34,75	0,053522	0,000724 ^{0,00/0,38}	0,067919	0,50	0,479784	23,63	0,37
FTRB	36,13	0,057014	0,000769 ^{0,00/0,13}	0,068612	0,50	0,490393	23,68	0,36
VTRB	15,63	0,000979	0,000011 ^{0,00/0,13}	0,049422	0,25	0,373213	29,81	0,24
Momentum	40,13	-0,029845	-0,000405 ^{0,00/0,13}	0,046341	0,25	0,325424	12,35	0,06
Bollinger	17,63	0,035643	0,000484 ^{0,13/0,00}	0,041585	0,38	0,585533	16,66	0,40
∅	26,08	0,023144	0,000312^{0,02/0,15}	0,053445	0,35	0,431474	24,09	0,29

ATR(20;2,0)

S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	25,00	-0,029415	-0,000397 ^{0,11/0,11}	0,025396	0,33	0,395254	15,39	0,34
FMA	19,67	0,002803	0,000038 ^{0,11/0,56}	0,025507	0,67	0,449217	19,20	0,52
FTRB	13,44	-0,005494	-0,000074 ^{0,00/0,33}	0,020135	0,78	0,406739	19,60	0,56
VTRB	13,33	-0,007869	-0,000106 ^{0,00/0,33}	0,024766	0,56	0,364500	31,39	0,48
Momentum	14,78	-0,016660	-0,000225 ^{0,00/0,33}	0,023426	0,67	0,363909	28,84	0,19
Bollinger	43,44	-0,002814	-0,000038 ^{0,00/0,11}	0,023956	0,67	0,585722	8,10	0,36
∅	21,61	-0,009908	-0,000134^{0,04/0,30}	0,023864	0,61	0,427557	20,42	0,41
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	13,22	-0,018703	-0,000254 ^{0,00/0,22}	0,057952	0,33	0,314349	33,34	0,47
FMA	39,33	0,017894	0,000242 ^{0,11/0,33}	0,082243	0,56	0,443512	20,48	0,50
FTRB	40,78	0,054579	0,000736 ^{0,22/0,11}	0,084883	0,56	0,450791	20,62	0,48
VTRB	17,56	0,000125	-0,000001 ^{0,00/0,11}	0,052023	0,33	0,338882	24,09	0,43
Momentum	40,33	-0,074679	-0,001009 ^{0,00/0,22}	0,059562	0,33	0,313036	11,74	0,13
Bollinger	18,67	0,024241	0,000331 ^{0,11/0,00}	0,043537	0,56	0,507432	13,74	0,48
∅	28,31	0,000576	0,000007^{0,07/0,17}	0,063367	0,44	0,394667	20,67	0,42
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	25,78	0,038093	0,000516 ^{0,00/0,00}	0,032882	0,56	0,386577	17,09	0,23
FMA	31,33	0,027732	0,000372 ^{0,00/0,11}	0,043113	0,56	0,435107	20,01	0,50
FTRB	32,56	0,010797	0,000142 ^{0,00/0,00}	0,042564	0,33	0,421063	19,38	0,53
VTRB	38,00	0,041158	0,000558 ^{0,11/0,11}	0,035536	0,44	0,388202	12,25	0,18
Momentum	44,00	0,022374	0,000299 ^{0,00/0,00}	0,034371	0,44	0,367157	10,96	0,12
Bollinger	22,78	-0,016436	-0,000230 ^{0,00/0,11}	0,030771	0,22	0,510796	15,02	0,47
∅	32,41	0,020620	0,000276^{0,02/0,06}	0,036540	0,43	0,418150	15,79	0,34
S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>HD</i>	<i>stp</i> %
VMA	13,25	0,017342	0,000232 ^{0,00/0,25}	0,044673	0,25	0,305566	33,48	0,46
FMA	39,63	0,074947	0,001012 ^{0,13/0,38}	0,067328	0,50	0,438141	20,25	0,51
FTRB	41,25	0,081340	0,001097 ^{0,25/0,13}	0,068117	0,50	0,439573	20,35	0,49
VTRB	17,88	-0,017504	-0,000240 ^{0,00/0,13}	0,045976	0,25	0,314576	22,87	0,46
Momentum	40,13	-0,035064	-0,000475 ^{0,00/0,13}	0,044913	0,25	0,316451	11,66	0,13
Bollinger	19,00	0,039865	0,000542 ^{0,13/0,00}	0,037974	0,50	0,508361	13,57	0,48
∅	28,52	0,026821	0,000362^{0,08/0,17}	0,051497	0,38	0,387111	20,36	0,42

D.3 Ergebnisse der Simulationen für TD3 in der Out-of-Sample-Periode

MKT (GTC)

S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	25,00	-0,033535	-0,000453 ^{0,00/0,00}	0,026204	0,56	0,393087	17,33	-0,0095	0,0053	0,0000	0,00
FMA	17,33	-0,004297	-0,000058 ^{0,22/0,33}	0,029160	0,67	0,550304	29,61	-0,0158	0,0054	0,0000	0,00
FTRB	12,78	-0,014544	-0,000196 ^{0,00/0,33}	0,023744	0,67	0,509127	29,44	0,0020	0,0107	0,0000	0,00
VTRB	12,11	-0,014362	-0,000194 ^{0,00/0,11}	0,025736	0,78	0,379883	38,12	-0,0169	0,0187	0,0000	0,00
Momentum	14,67	-0,018104	-0,000244 ^{0,00/0,33}	0,023703	0,67	0,360207	30,73	-0,0261	0,0067	0,0000	0,00
Bollinger	33,33	-0,025210	-0,000340 ^{0,11/0,33}	0,027146	0,22	0,612551	14,72	-0,0047	0,0084	0,0000	0,00
∅	19,20	-0,018342	-0,000248^{0,06/0,24}	0,025949	0,59	0,467527	26,66	-0,0118	0,0092	0,0000	0,00
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	11,78	-0,064620	-0,000876 ^{0,00/0,00}	0,059247	0,33	0,334297	42,63	0,1054	0,0993	0,0000	0,00
FMA	28,44	-0,082194	-0,001115 ^{0,00/0,00}	0,091857	0,44	0,497126	29,49	0,0233	0,0726	0,0000	0,00
FTRB	29,78	-0,094184	-0,001279 ^{0,00/0,00}	0,092390	0,00	0,462580	29,32	0,0254	0,0732	0,0000	0,00
VTRB	15,22	-0,005471	-0,000076 ^{0,00/0,11}	0,055352	0,33	0,394599	32,15	0,0246	0,0611	0,0000	0,00
Momentum	40,33	-0,141291	-0,001916 ^{0,00/0,22}	0,061771	0,22	0,274591	12,41	0,0485	0,1054	0,0000	0,00
Bollinger	13,00	0,021231	0,000283 ^{0,00/0,11}	0,062014	0,56	0,615537	33,49	0,0603	0,0859	0,0000	0,00
∅	23,09	-0,061088	-0,000830^{0,00/0,07}	0,070438	0,31	0,429788	29,92	0,0479	0,0829	0,0000	0,00
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	23,22	0,024906	0,000337 ^{0,00/0,00}	0,036545	0,44	0,395564	21,33	0,0220	0,0947	0,0000	0,00
FMA	23,67	0,026496	0,000356 ^{0,00/0,00}	0,047297	0,67	0,559664	29,69	0,0346	0,0750	0,0000	0,00
FTRB	24,67	-0,000195	-0,000008 ^{0,00/0,33}	0,047479	0,44	0,531286	29,82	0,0362	0,0736	0,0000	0,00
VTRB	37,89	0,017154	0,000231 ^{0,00/0,11}	0,038076	0,44	0,394234	12,57	0,0238	0,0678	0,0000	0,00
Momentum	44,00	-0,026664	-0,000368 ^{0,00/0,11}	0,037302	0,22	0,314157	11,10	0,0329	0,0840	0,0000	0,00
Bollinger	17,22	-0,019941	-0,000275 ^{0,00/0,11}	0,040132	0,33	0,638579	28,79	0,0429	0,0863	0,0000	0,00
∅	28,44	0,003626	0,000046^{0,00/0,11}	0,041138	0,43	0,472248	22,22	0,0321	0,0802	0,0000	0,00

S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	11,75	-0,021223	-0,000291 ^{0,00/0,00}	0,045301	0,25	0,334418	42,57	0,1211	0,1069	0,0000	0,00
FMA	28,38	0,015287	0,000200 ^{0,00/0,00}	0,069611	0,50	0,498922	29,51	0,0259	0,0758	0,0000	0,00
FTRB	29,75	-0,005573	-0,000084 ^{0,00/0,00}	0,070089	0,00	0,457902	29,32	0,0210	0,0778	0,0000	0,00
VTRB	15,25	-0,012237	-0,000167 ^{0,00/0,00}	0,049746	0,25	0,385590	31,88	0,0152	0,0638	0,0000	0,00
Momentum	40,13	-0,107324	-0,001459 ^{0,00/0,13}	0,047869	0,13	0,279153	12,42	0,0567	0,1136	0,0000	0,00
Bollinger	13,00	0,014564	0,000193 ^{0,00/0,13}	0,056468	0,50	0,615556	34,09	0,0679	0,0923	0,0000	0,00
∅	23,04	-0,019418	-0,000268^{0,00/0,04}	0,056514	0,27	0,428590	29,96	0,0513	0,0883	0,0000	0,00

LMT (GTC)

S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	19,56	-0,037712	-0,000509 ^{0,00/0,11}	0,026305	0,33	0,379600	67,16	-0,0078	0,0038	-0,0476	0,22
FMA	14,33	-0,011176	-0,000151 ^{0,00/0,22}	0,029039	0,56	0,504273	59,25	-0,0036	0,0050	-0,0288	0,33
FTRB	12,00	-0,013941	-0,000188 ^{0,00/0,33}	0,023538	0,67	0,512963	30,48	0,0020	0,0087	-0,0377	0,11
VTRB	11,33	-0,020498	-0,000277 ^{0,00/0,22}	0,025157	0,67	0,384037	39,06	-0,0212	0,0099	-0,0175	0,33
Momentum	13,33	-0,028513	-0,000385 ^{0,00/0,33}	0,024304	0,67	0,373948	33,30	-0,0288	0,0078	-0,0208	0,00
Bollinger	23,11	-0,035048	-0,000473 ^{0,00/0,33}	0,030750	0,33	0,611550	51,96	-0,0017	0,0059	-0,0417	0,33
∅	15,61	-0,024481	-0,000330^{0,00/0,26}	0,026516	0,54	0,461062	46,87	-0,0102	0,0068	-0,0323	0,01
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	9,56	-0,044379	-0,000603 ^{0,00/0,11}	0,053981	0,22	0,341438	45,37	0,0294	0,0863	-0,1047	0,22
FMA	22,00	-0,034668	-0,000468 ^{0,00/0,33}	0,088417	0,44	0,480975	38,01	0,0453	0,0852	-0,1309	0,33
FTRB	20,00	-0,010986	-0,000147 ^{0,00/0,33}	0,086431	0,56	0,558849	39,58	0,0288	0,0532	-0,1385	0,33
VTRB	13,11	-0,006499	-0,000088 ^{0,00/0,11}	0,050301	0,44	0,386864	34,57	0,0143	0,0616	-0,0808	0,11
Momentum	23,67	-0,056290	-0,000765 ^{0,00/0,11}	0,058628	0,33	0,278516	24,50	0,0457	0,1129	-0,1337	0,67
Bollinger	10,11	0,055029	0,000744 ^{0,00/0,11}	0,060733	0,56	0,615934	78,70	0,0229	0,0653	-0,1402	0,22
∅	16,41	-0,016299	-0,000221^{0,00/0,19}	0,066415	0,43	0,443763	43,46	0,0311	0,0774	-0,1215	0,02

S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	20,78	0,038564	0,000524 ^{0,00/0,11}	0,037669	0,56	0,408710	25,95	0,0042	0,0687	-0,0802	0,00
FMA	20,11	-0,007103	-0,000099 ^{0,00/0,22}	0,045962	0,44	0,506644	36,63	0,0499	0,0810	-0,1994	0,11
FTRB	22,22	0,044830	0,000604 ^{0,00/0,22}	0,046232	0,78	0,584491	33,02	0,0275	0,0914	-0,1641	0,11
VTRB	30,11	0,042584	0,000578 ^{0,00/0,11}	0,035222	0,44	0,410906	13,81	0,0108	0,0753	-0,1059	0,11
Momentum	28,89	-0,047194	-0,000647 ^{0,00/0,00}	0,035961	0,22	0,310471	114,95	0,0234	0,0881	-0,1076	0,44
Bollinger	15,11	0,022332	0,000300 ^{0,00/0,11}	0,040365	0,44	0,671433	32,69	0,0440	0,0819	-0,2138	0,00
∅	22,87	0,015669	0,000210^{0,00/0,13}	0,040235	0,48	0,482109	42,84	0,0266	0,0811	-0,1452	0,01
S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	9,63	-0,002884	-0,000043 ^{0,00/0,13}	0,038944	0,13	0,342451	42,78	0,0329	0,0923	-0,1113	0,25
FMA	23,13	0,064487	0,000871 ^{0,00/0,38}	0,067242	0,50	0,473789	39,02	0,0496	0,0887	-0,1389	0,25
FTRB	19,38	0,067374	0,000911 ^{0,00/0,38}	0,063855	0,63	0,553705	40,31	0,0178	0,0541	-0,1325	0,38
VTRB	14,38	-0,002398	-0,000033 ^{0,00/0,13}	0,049971	0,38	0,393555	34,73	0,0161	0,0625	-0,0826	0,00
Momentum	24,50	-0,037012	-0,000506 ^{0,00/0,13}	0,045918	0,25	0,261860	25,92	0,0547	0,1193	-0,1362	0,63
Bollinger	9,75	0,050302	0,000680 ^{0,00/0,13}	0,055014	0,50	0,616003	84,95	0,0267	0,0703	-0,1579	0,25
∅	16,79	0,023312	0,000313^{0,00/0,21}	0,053491	0,40	0,440227	44,62	0,0330	0,0812	-0,1266	0,02

LMT (GTD)

S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	20,78	-0,029501	-0,000398 ^{0,00/0,00}	0,024912	0,67	0,401433	19,99	-0,0204	0,0057	-0,0099	4,22
FMA	14,33	-0,011176	-0,000151 ^{0,00/0,22}	0,029039	0,56	0,504273	59,25	-0,0036	0,0050	-0,0288	0,33
FTRB	12,11	-0,007759	-0,000105 ^{0,00/0,22}	0,023268	0,78	0,527467	30,50	0,0025	0,0085	-0,0341	0,67
VTRB	11,67	-0,018597	-0,000251 ^{0,00/0,22}	0,025330	0,67	0,405400	38,39	-0,0284	0,0086	-0,0099	1,56
Momentum	13,11	-0,011684	-0,000158 ^{0,00/0,56}	0,023565	0,78	0,392955	30,58	-0,0316	0,0080	-0,0079	1,56
Bollinger	28,89	-0,039034	-0,000527 ^{0,00/0,33}	0,027057	0,22	0,570125	17,35	-0,0116	0,0056	-0,0129	6,56
∅	16,81	-0,019625	-0,000265^{0,00/0,26}	0,025529	0,61	0,466942	32,68	-0,0155	0,0069	-0,0172	0,13

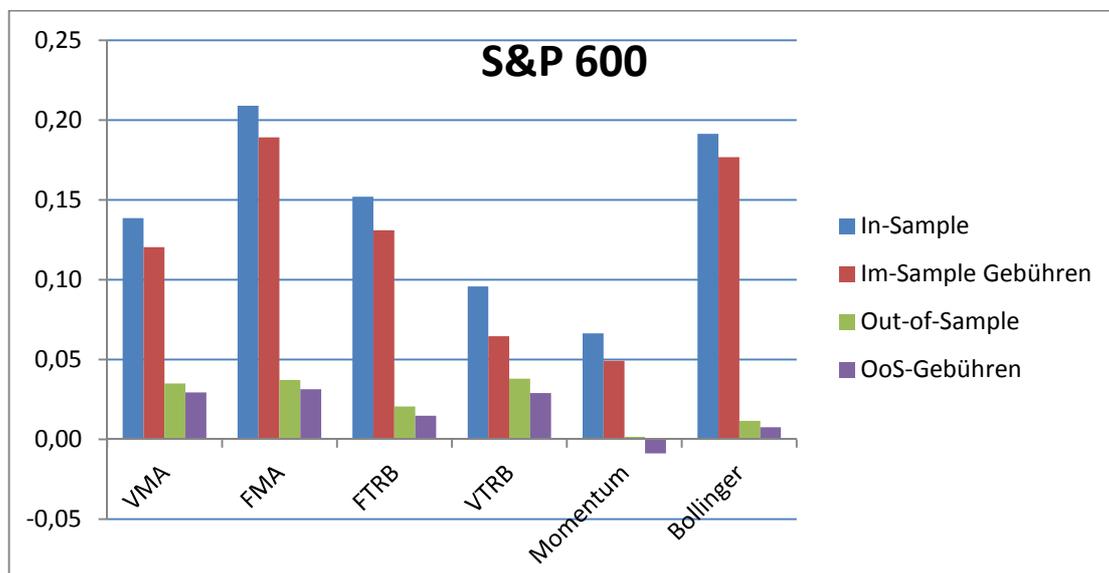
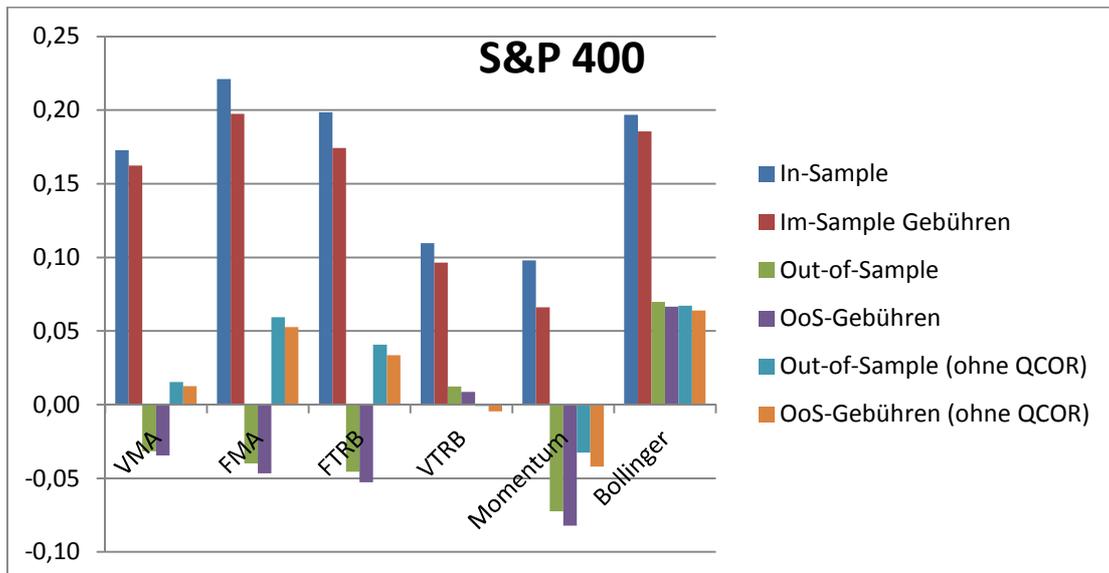
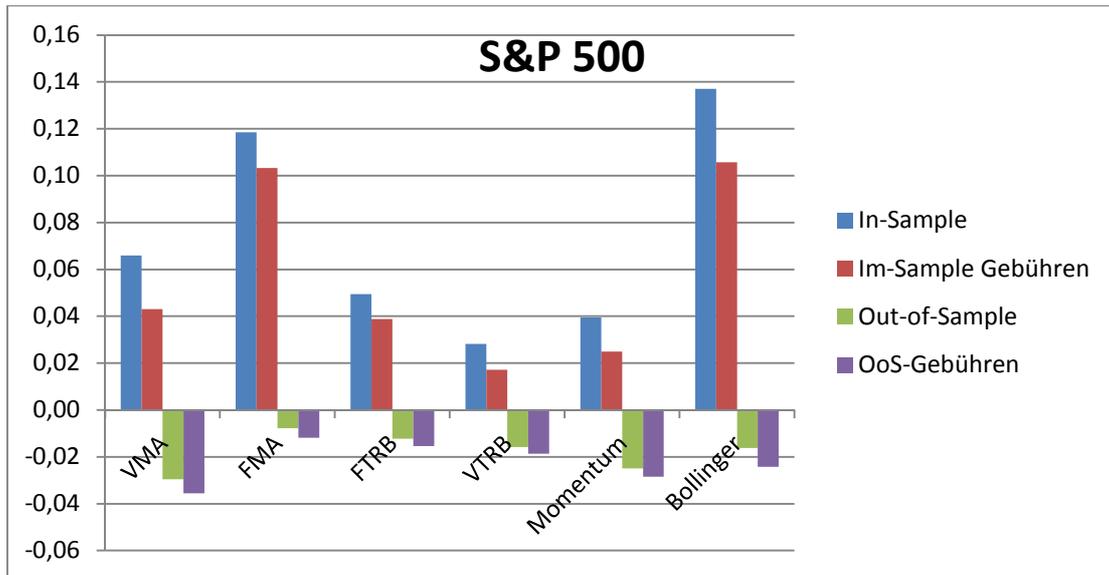
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	10,22	-0,045573	-0,000617 ^{0,00/0,00}	0,057635	0,33	0,366581	48,05	0,0090	0,0620	-0,0547	3,89
FMA	22,00	-0,034668	-0,000468 ^{0,00/0,33}	0,088417	0,44	0,480975	38,01	0,0453	0,0852	-0,1309	0,33
FTRB	21,33	-0,054144	-0,000730 ^{0,00/0,33}	0,089775	0,56	0,557555	68,56	0,0005	0,0466	-0,1038	5,56
VTRB	14,22	-0,015851	-0,000214 ^{0,00/0,11}	0,055535	0,56	0,391549	34,17	0,0002	0,0545	-0,0423	3,44
Momentum	32,33	-0,056454	-0,000763 ^{0,11/0,22}	0,061558	0,33	0,290727	13,86	-0,0037	0,0678	-0,0588	8,89
Bollinger	11,22	0,051459	0,000694 ^{0,00/0,22}	0,059718	0,44	0,610210	38,04	0,0007	0,0537	-0,0668	6,78
∅	18,56	-0,025872	-0,000350^{0,02/0,20}	0,068773	0,44	0,449599	40,11	0,0087	0,0616	-0,0762	0,21
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	21,00	0,044706	0,000607 ^{0,11/0,00}	0,035734	0,44	0,385936	23,10	-0,0042	0,0765	-0,0463	4,11
FMA	20,11	-0,007103	-0,000099 ^{0,00/0,22}	0,045962	0,44	0,506644	36,63	0,0499	0,0810	-0,1994	0,11
FTRB	22,00	0,055655	0,000751 ^{0,00/0,11}	0,046254	0,67	0,600790	32,62	0,0098	0,0752	-0,1499	2,44
VTRB	35,00	0,032842	0,000445 ^{0,00/0,00}	0,036476	0,56	0,422003	13,51	-0,0036	0,0552	-0,0601	6,78
Momentum	36,33	-0,006753	-0,000098 ^{0,00/0,11}	0,035985	0,11	0,351287	12,60	0,0162	0,0744	-0,0690	8,00
Bollinger	15,00	-0,022520	-0,000309 ^{0,00/0,33}	0,039734	0,33	0,646937	33,58	-0,0127	0,0593	-0,0668	4,00
∅	24,91	0,016138	0,000216^{0,02/0,13}	0,040024	0,43	0,485599	25,34	0,0093	0,0703	-0,0986	0,15
S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	10,13	0,010098	0,000135 ^{0,00/0,00}	0,043471	0,25	0,389676	48,67	0,0130	0,0652	-0,0583	4,00
FMA	23,13	0,064487	0,000871 ^{0,00/0,38}	0,067242	0,50	0,473789	39,02	0,0496	0,0887	-0,1389	0,25
FTRB	21,13	0,038047	0,000514 ^{0,00/0,38}	0,068061	0,63	0,562032	72,49	0,0062	0,0472	-0,1088	5,75
VTRB	14,13	-0,001605	-0,000022 ^{0,00/0,00}	0,049489	0,50	0,398826	34,05	0,0017	0,0577	-0,0427	3,25
Momentum	31,63	-0,023978	-0,000325 ^{0,13/0,25}	0,047834	0,25	0,290883	14,05	0,0007	0,0720	-0,0591	9,50
Bollinger	11,00	0,047436	0,000640 ^{0,00/0,25}	0,053877	0,38	0,609563	39,24	0,0008	0,0565	-0,0722	7,38
∅	18,52	0,022414	0,000302^{0,02/0,21}	0,054996	0,42	0,454128	41,25	0,0120	0,0645	-0,0800	0,21

LMT (DAY)

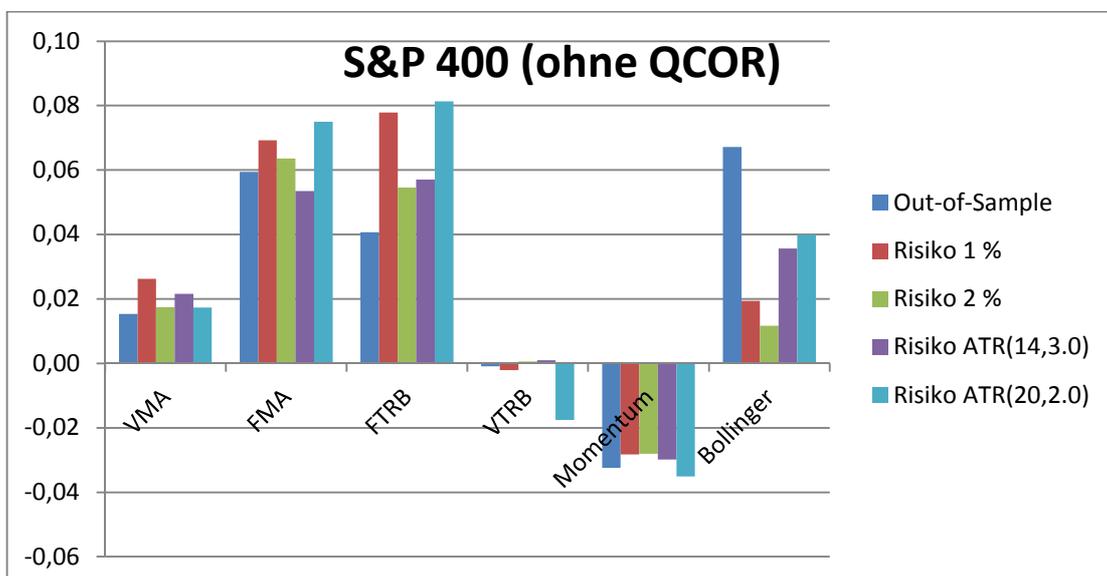
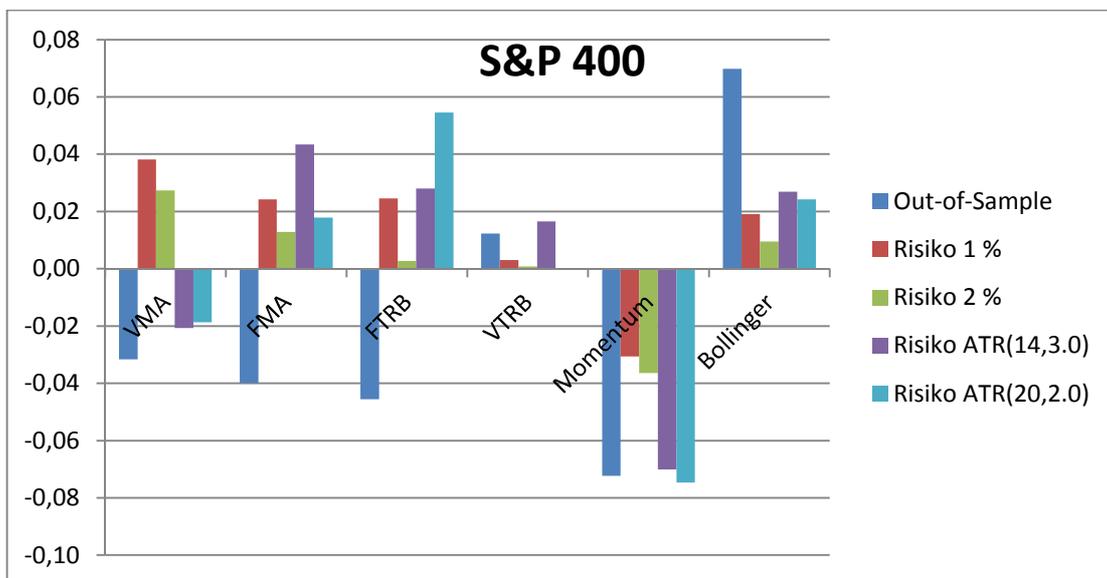
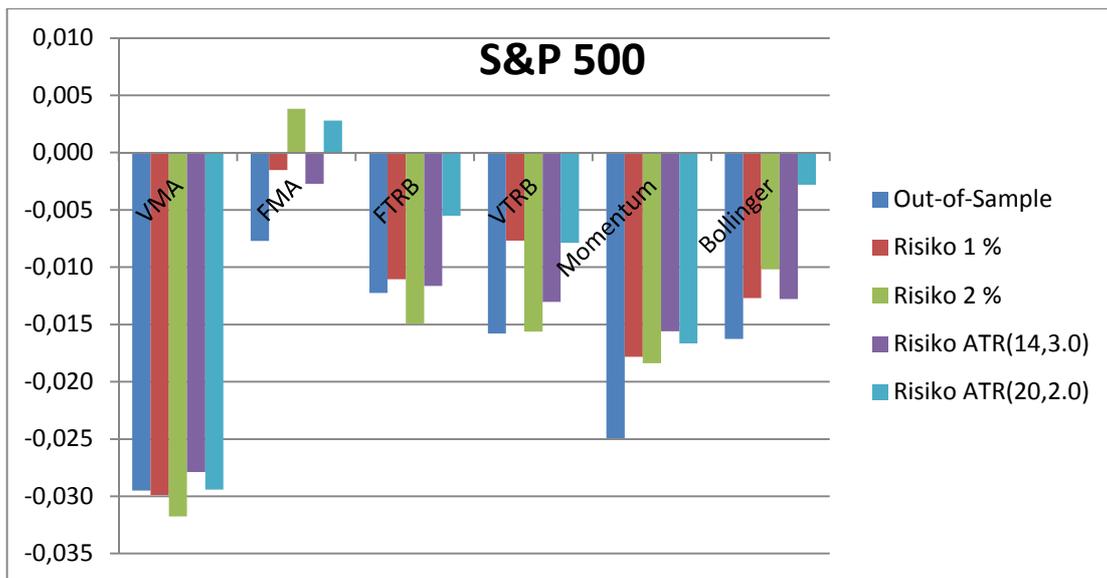
S&P 500	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	20,00	-0,040093	-0,000541 ^{0,00/0,11}	0,025779	0,33	0,400989	21,54	-0,0001	0,0138	-0,0093	5,00
FMA	14,56	-0,012360	-0,000167 ^{0,00/0,22}	0,029054	0,67	0,503281	58,79	-0,0035	0,0175	-0,0252	0,33
FTRB	12,33	-0,016170	-0,000218 ^{0,00/0,22}	0,023231	0,56	0,506915	30,37	0,0011	0,0150	-0,0288	1,11
VTRB	11,22	-0,021243	-0,000287 ^{0,00/0,22}	0,025248	0,78	0,391343	40,50	-0,0002	0,0128	-0,0099	2,67
Momentum	11,89	-0,003560	-0,000048 ^{0,00/0,22}	0,023270	0,67	0,415300	34,73	-0,0001	0,0117	-0,0072	2,78
Bollinger	27,33	-0,028131	-0,000380 ^{0,00/0,44}	0,027145	0,44	0,577851	18,23	0,0000	0,0114	-0,0118	9,33
∅	16,22	-0,020260	-0,000273^{0,00/0,24}	0,025621	0,57	0,465946	34,03	-0,0005	0,0137	-0,0154	0,18
S&P 400	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	10,44	-0,062606	-0,000848 ^{0,00/0,11}	0,059605	0,33	0,347435	49,19	-0,0003	0,0484	-0,0457	2,89
FMA	22,22	-0,047596	-0,000642 ^{0,00/0,33}	0,087779	0,33	0,477613	36,42	0,0433	0,0839	-0,1110	0,33
FTRB	22,78	-0,034582	-0,000464 ^{0,00/0,56}	0,089766	0,33	0,518215	40,25	0,0189	0,0720	-0,1017	4,22
VTRB	14,22	-0,031547	-0,000426 ^{0,00/0,22}	0,056284	0,56	0,380315	35,01	-0,0006	0,0523	-0,0450	3,22
Momentum	29,00	-0,058043	-0,000788 ^{0,00/0,11}	0,059537	0,33	0,305973	16,35	-0,0001	0,0459	-0,0449	10,56
Bollinger	11,67	0,061219	0,000828 ^{0,00/0,00}	0,060869	0,33	0,619429	37,83	0,0002	0,0517	-0,0690	3,11
∅	18,39	-0,028859	-0,000390^{0,00/0,22}	0,068973	0,37	0,441497	35,84	0,0102	0,0590	-0,0695	0,18
S&P 600	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	21,22	0,039043	0,000530 ^{0,00/0,11}	0,035203	0,44	0,385508	23,56	-0,0004	0,0431	-0,0462	5,11
FMA	20,11	0,014737	0,000196 ^{0,00/0,22}	0,046552	0,33	0,546141	36,69	0,0429	0,0846	-0,1609	0,11
FTRB	22,00	0,027657	0,000371 ^{0,00/0,22}	0,045654	0,56	0,562625	32,69	0,0106	0,0539	-0,0671	4,22
VTRB	31,78	0,049389	0,000669 ^{0,00/0,11}	0,035817	0,56	0,422291	14,70	-0,0004	0,0538	-0,0518	9,67
Momentum	34,67	-0,010897	-0,000154 ^{0,00/0,00}	0,035639	0,22	0,337495	13,15	-0,0002	0,0470	-0,0449	8,78
Bollinger	14,67	-0,006926	-0,000096 ^{0,00/0,22}	0,038862	0,44	0,635555	36,38	-0,0023	0,0610	-0,0673	5,00
∅	24,07	0,018834	0,000253^{0,00/0,15}	0,039621	0,43	0,481603	26,20	0,0084	0,0572	-0,0730	0,19

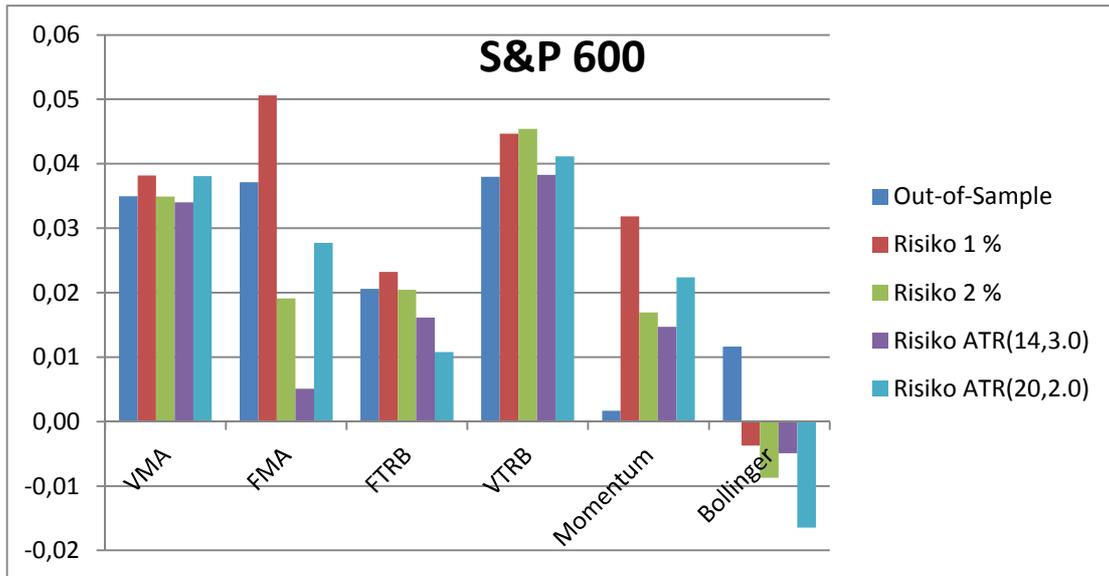
S&P 400 (ohne QCOR)	<i>H</i>	<i>R</i>	\bar{R}	<i>s</i>	$R > R_{BH}$	$R_h > 0$	<i>hd</i>	<i>tc</i>	<i>lp</i>	<i>ap</i>	<i>cc</i>
VMA	10,38	-0,005708	-0,000080 ^{0,00/0,13}	0,045665	0,25	0,368137	49,79	-0,0004	0,0501	-0,0477	2,75
FMA	23,38	0,049944	0,000675 ^{0,00/0,38}	0,066525	0,38	0,470007	37,23	0,0474	0,0872	-0,1174	0,25
FTRB	22,25	0,056699	0,000768 ^{0,00/0,63}	0,067999	0,38	0,513548	41,28	0,0253	0,0763	-0,1085	4,25
VTRB	14,25	-0,015127	-0,000204 ^{0,00/0,13}	0,049688	0,50	0,392141	34,62	-0,0007	0,0548	-0,0457	3,00
Momentum	28,50	-0,031766	-0,000434 ^{0,00/0,13}	0,045644	0,25	0,306340	16,80	0,0000	0,0478	-0,0460	10,75
Bollinger	11,50	0,057266	0,000775 ^{0,00/0,00}	0,055153	0,25	0,619934	38,93	0,0002	0,0540	-0,0739	3,50
\emptyset	18,38	0,018551	0,000250^{0,00/0,23}	0,055112	0,33	0,445018	36,44	0,0120	0,0617	-0,0732	0,18

E.1 Kursrenditen von TD0 und TD1 (In-Sample und Out-of-Sample)

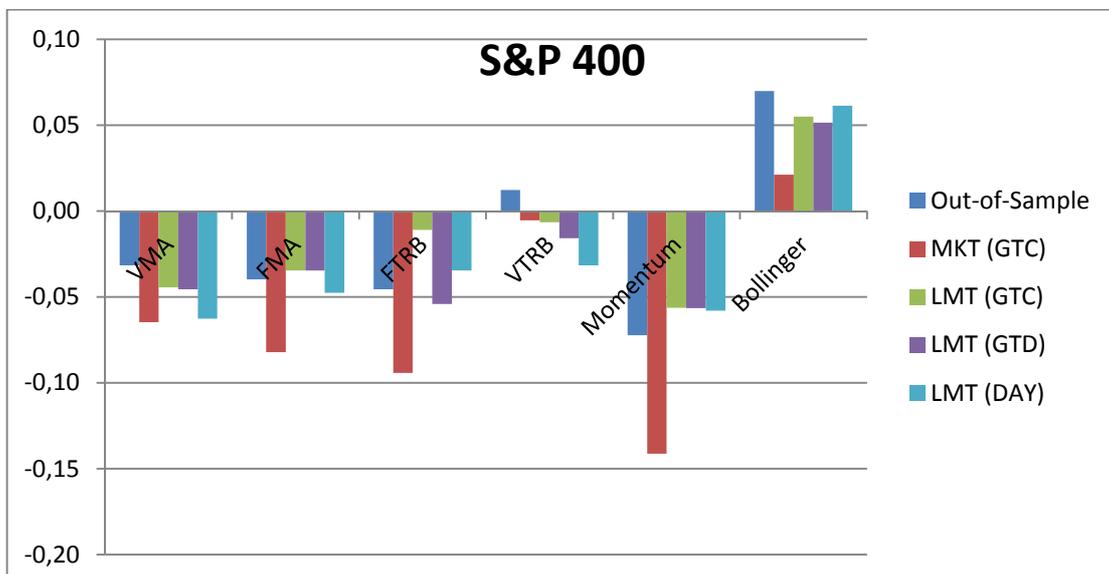
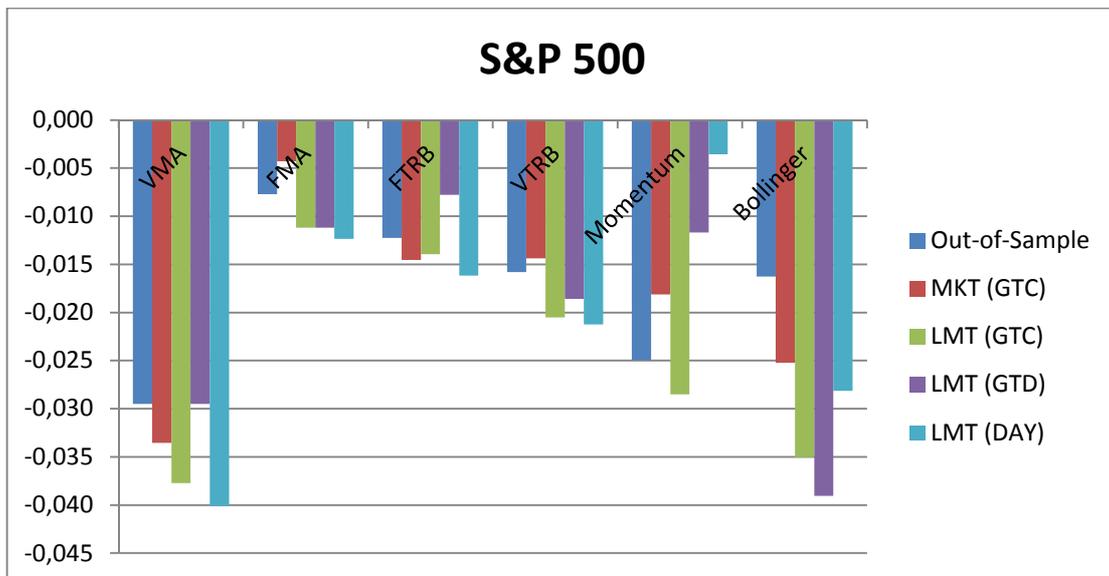


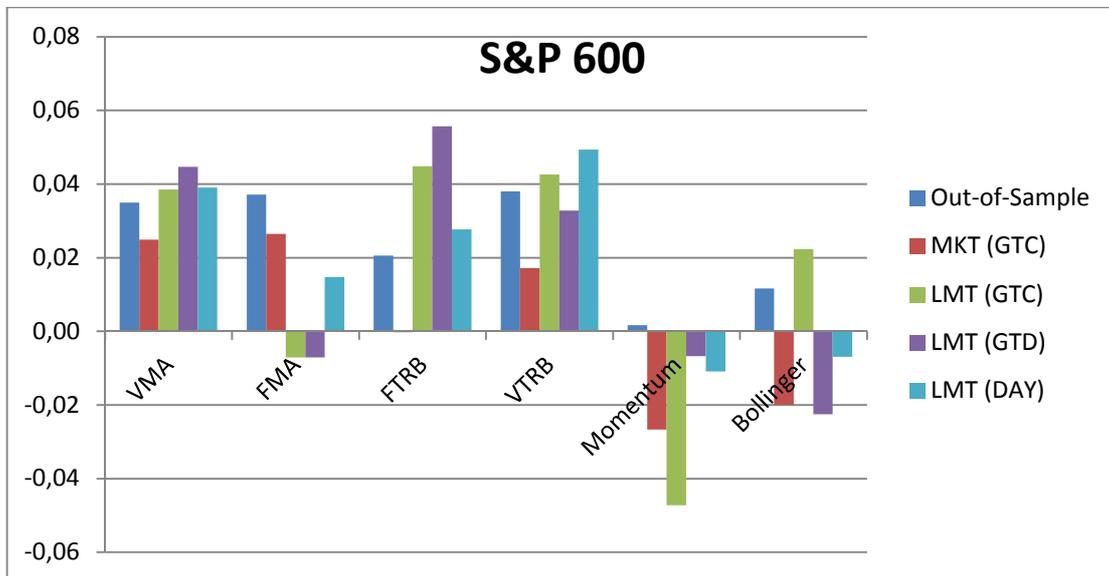
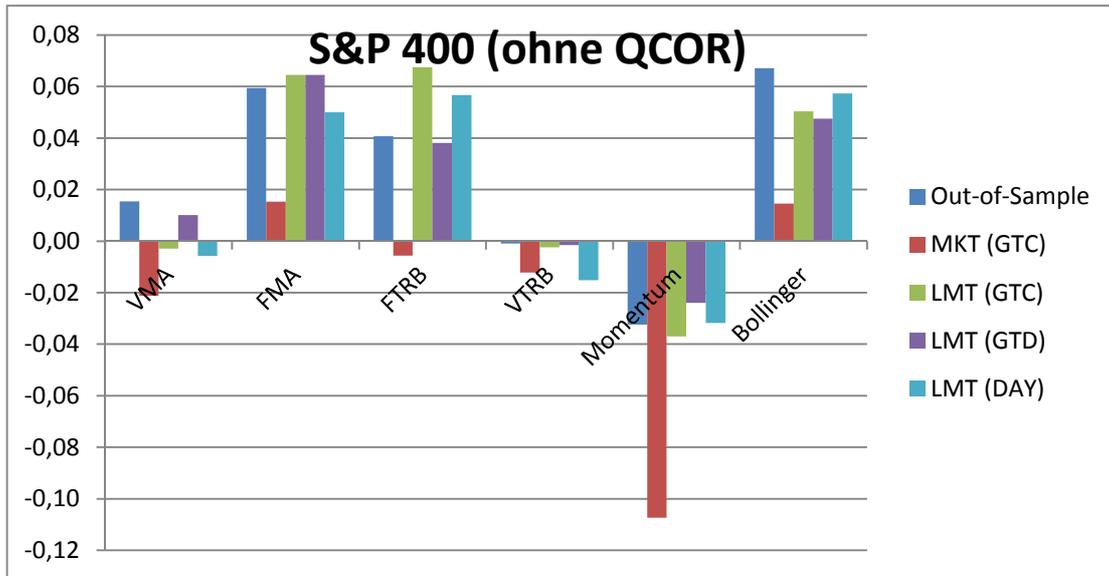
E.2 Kursrenditen von TD0 und TD2





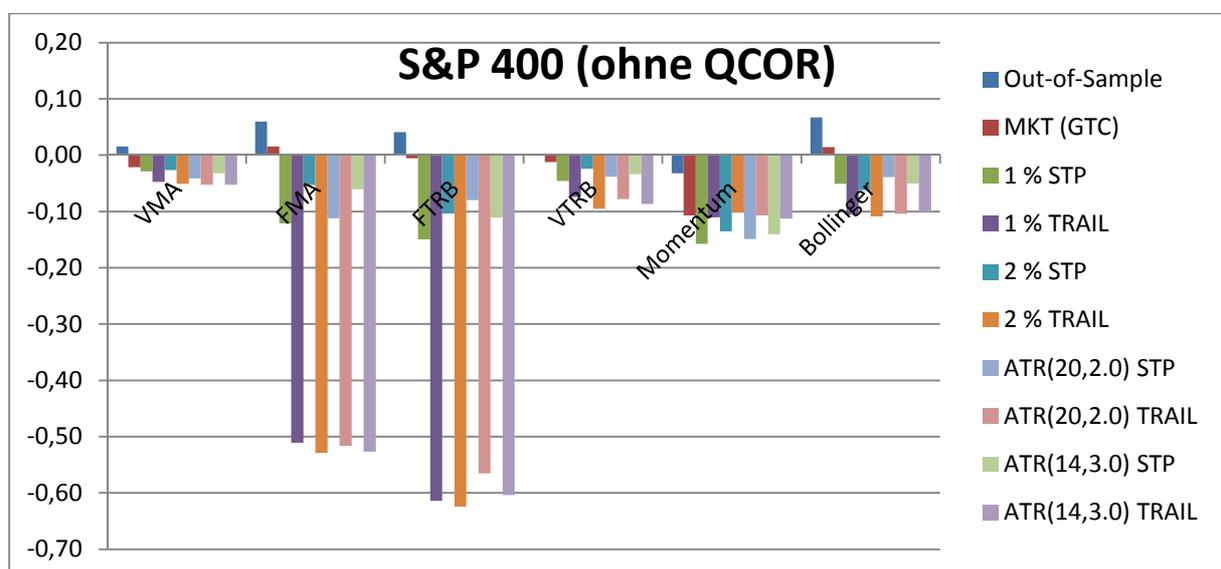
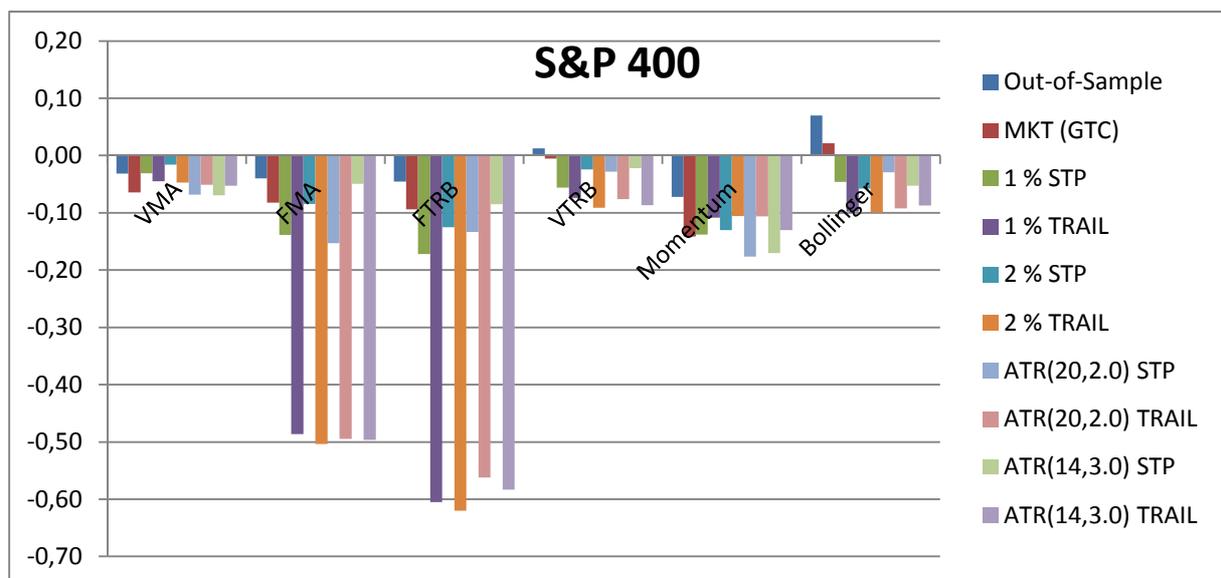
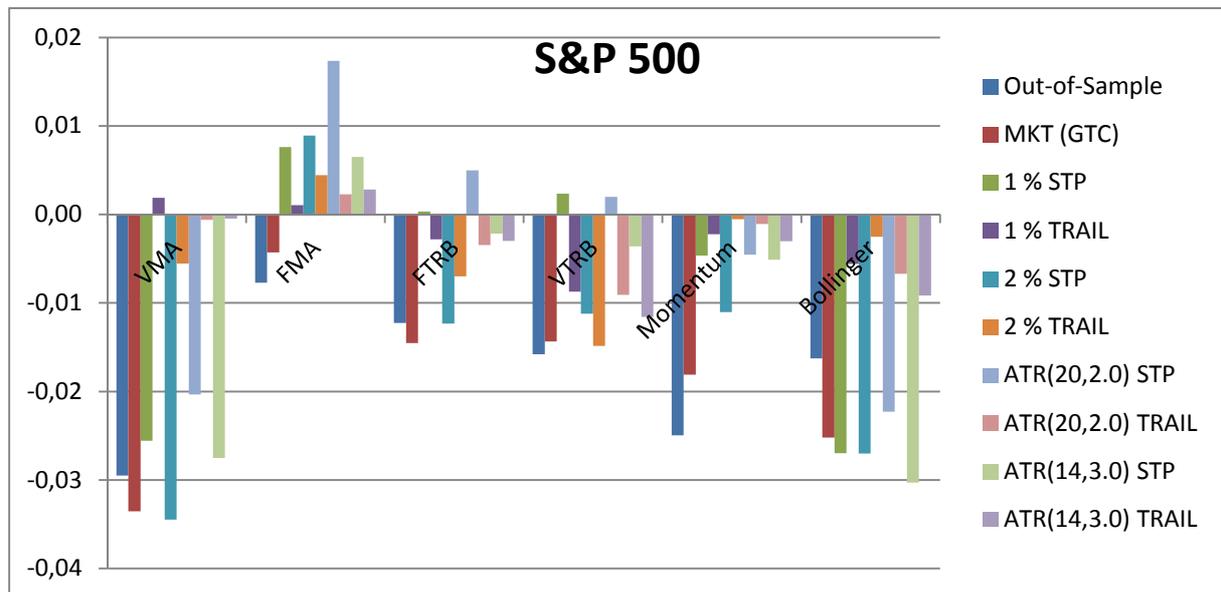
E.3 Kursrenditen von TD0 und TD3

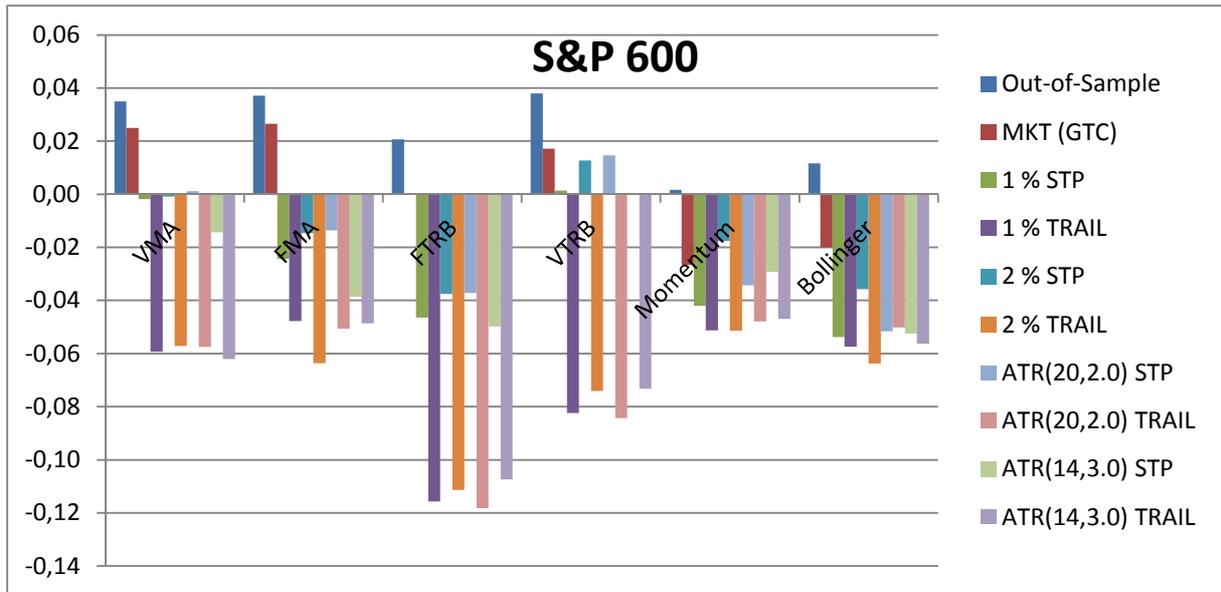




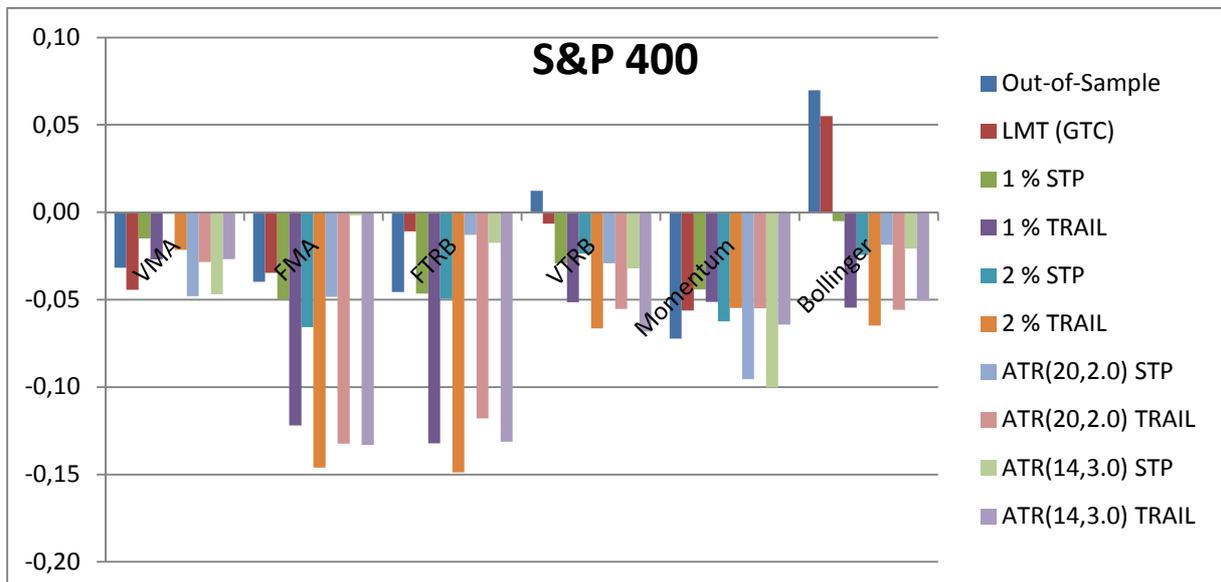
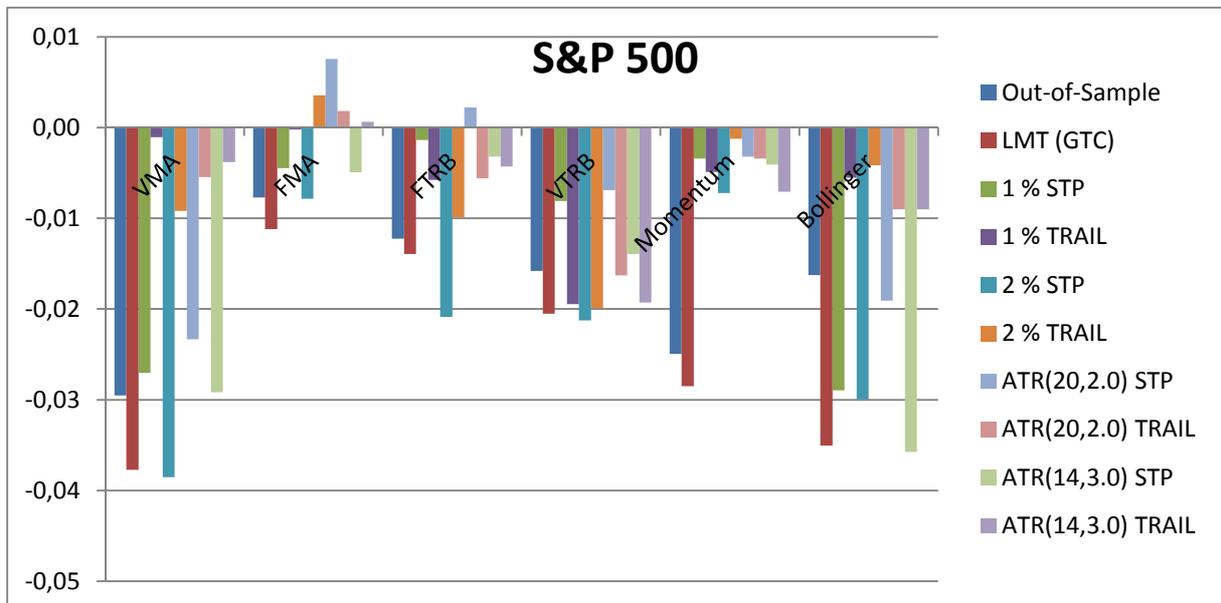
E.4 Kursrenditen von TD0 und TD4

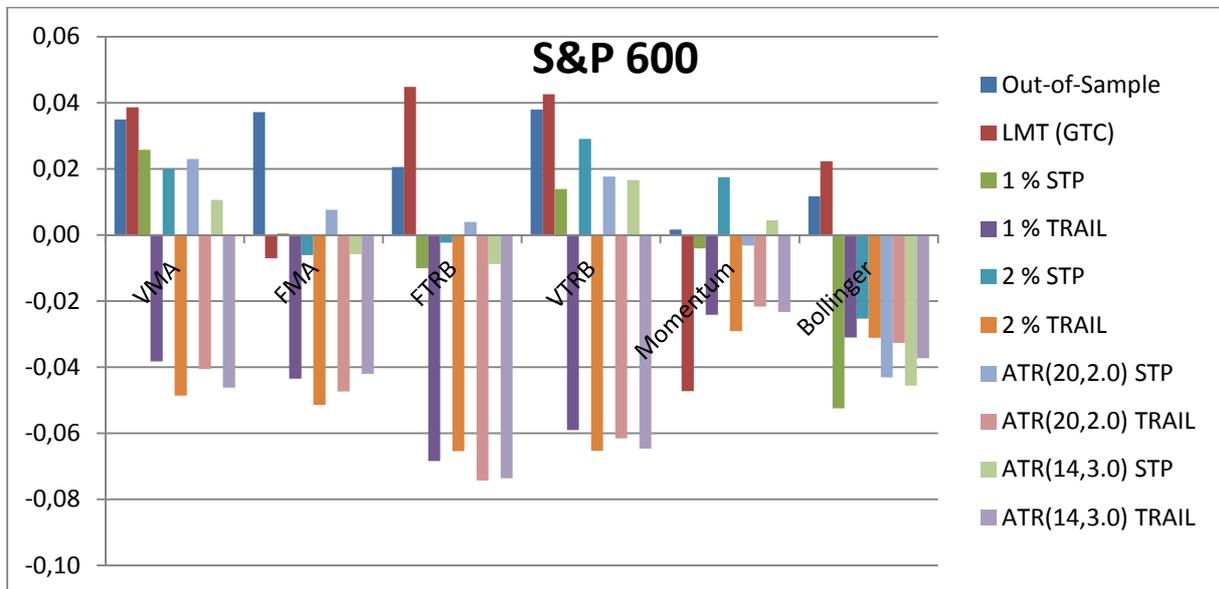
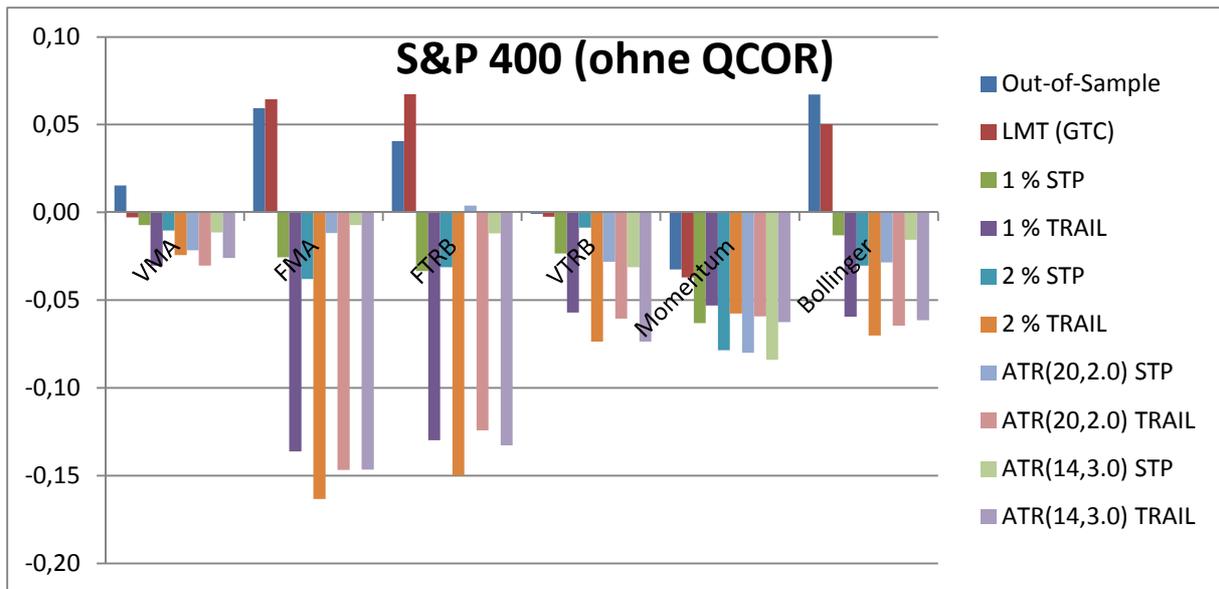
MKT (GTC)



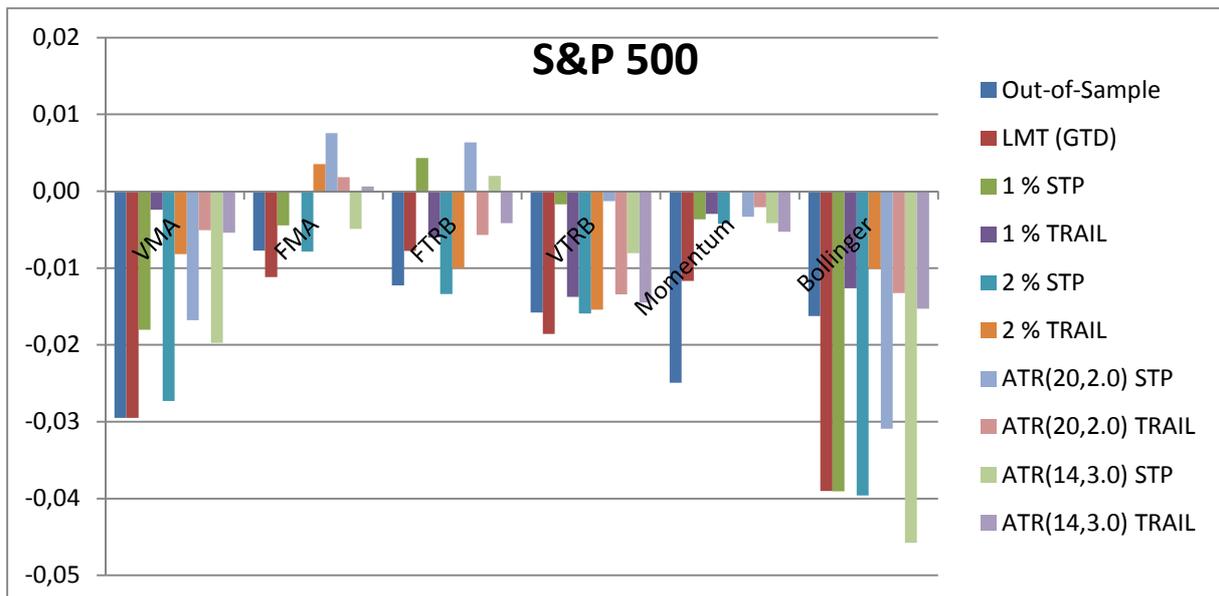


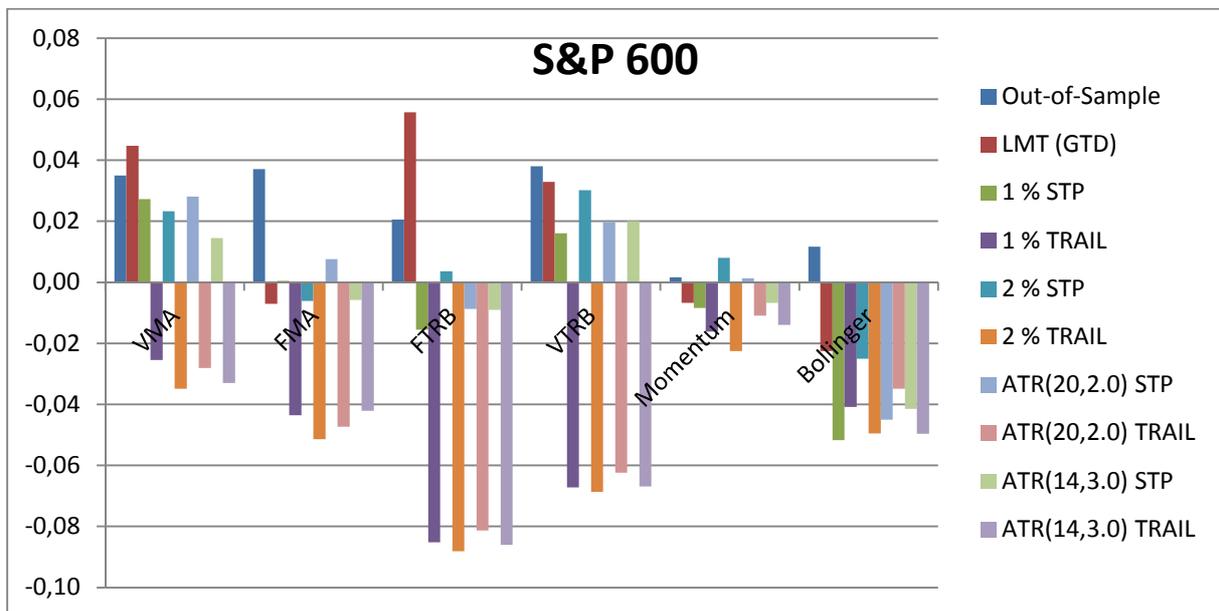
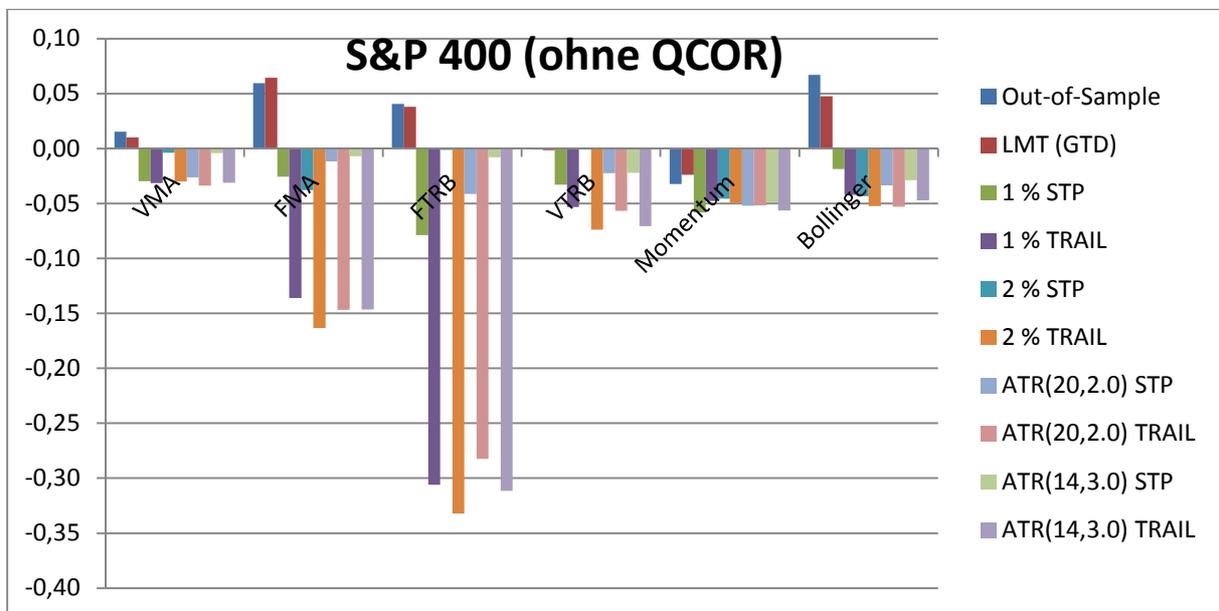
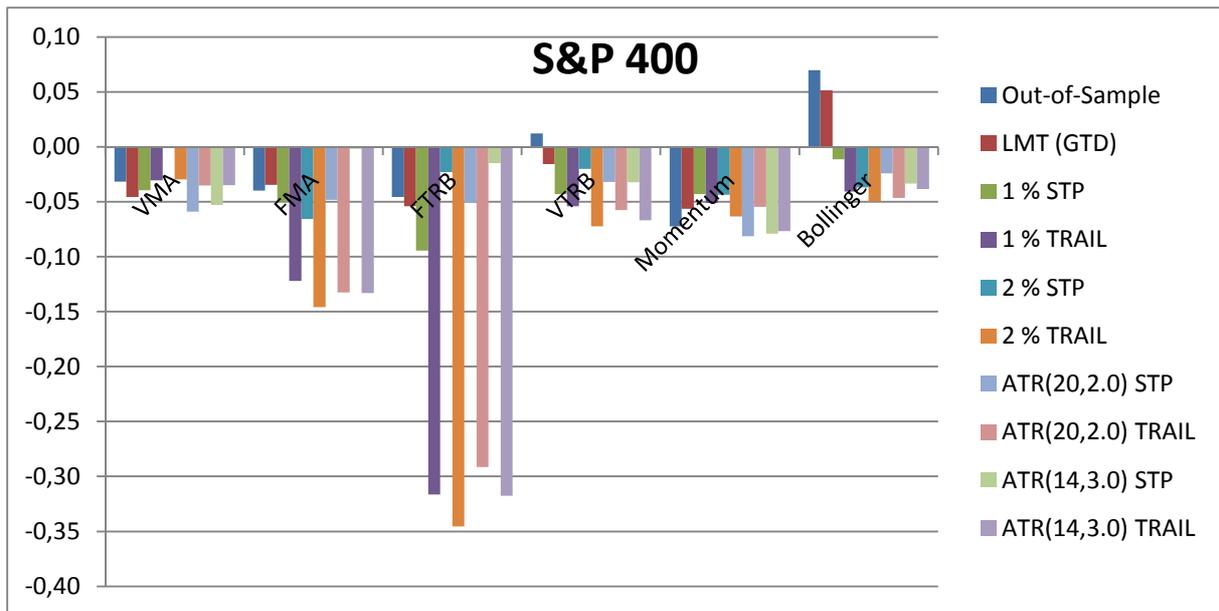
LMT (GTC)



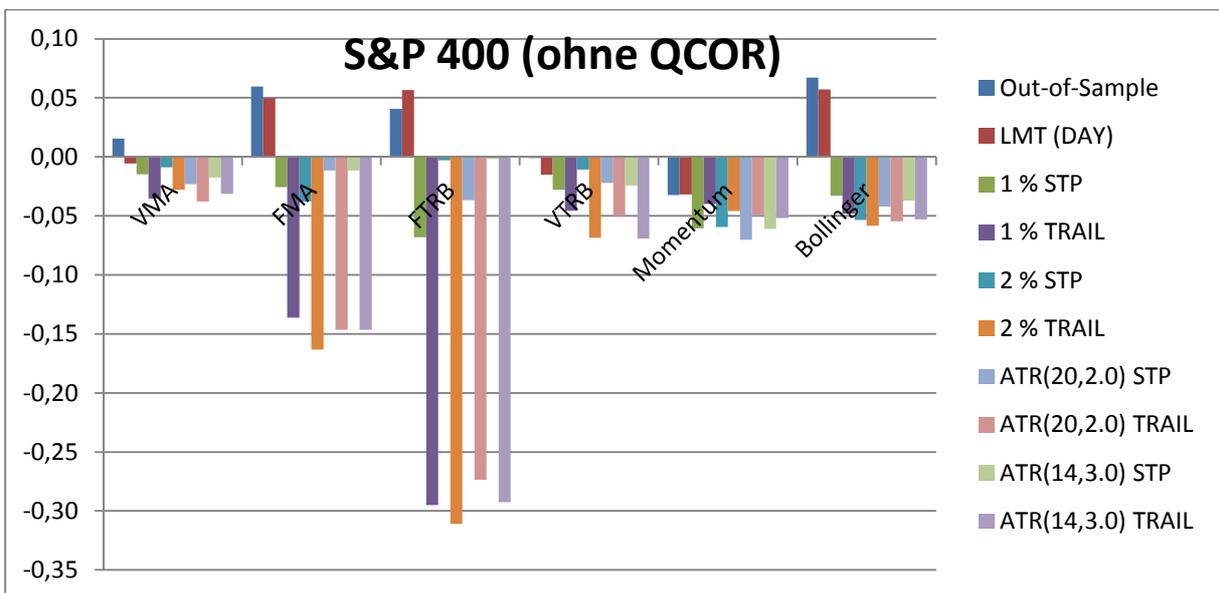
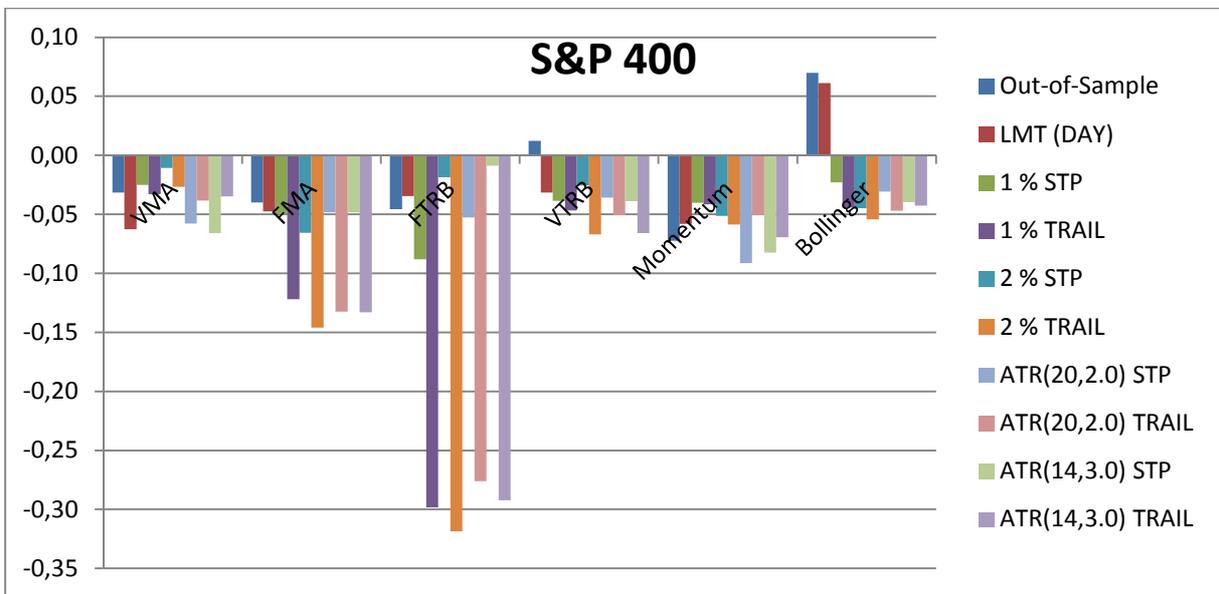
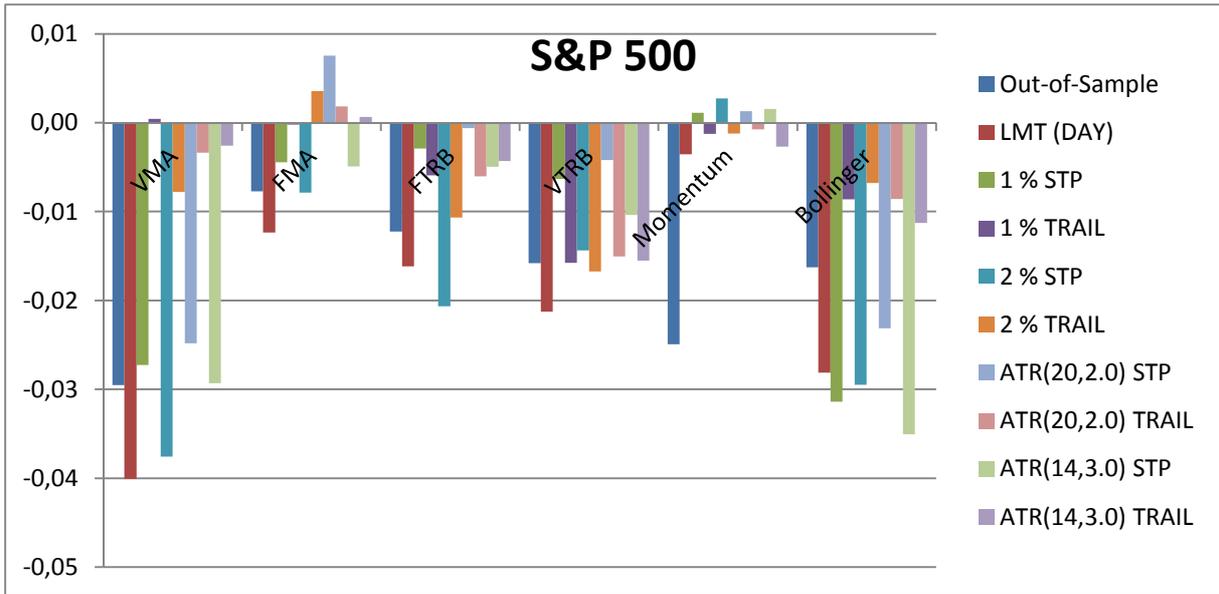


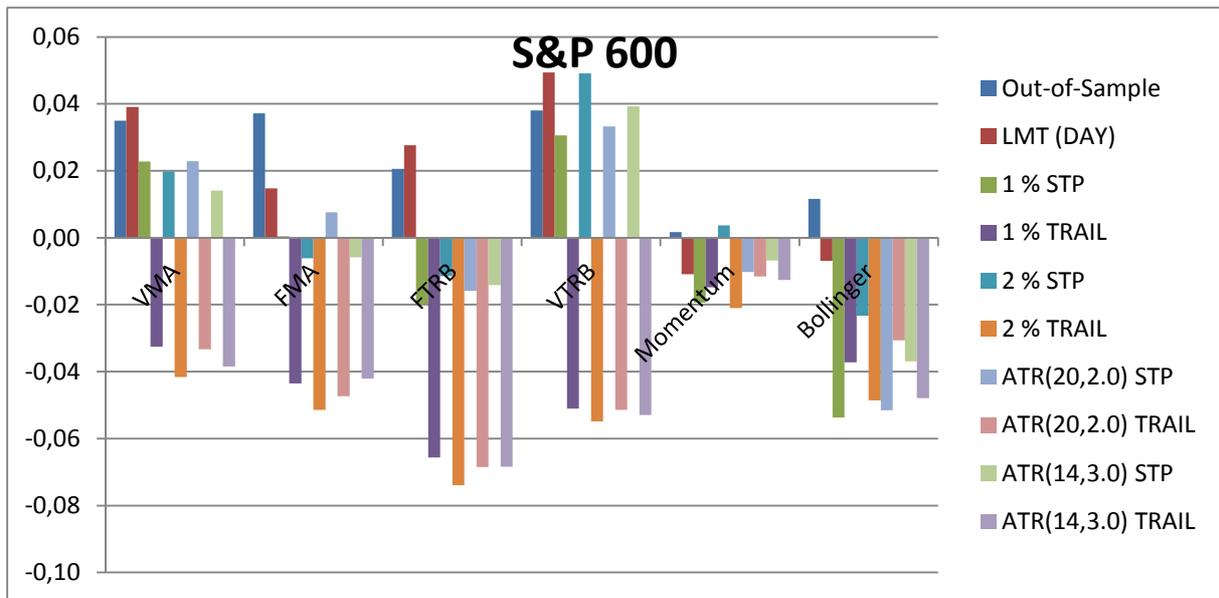
LMT (GTD)





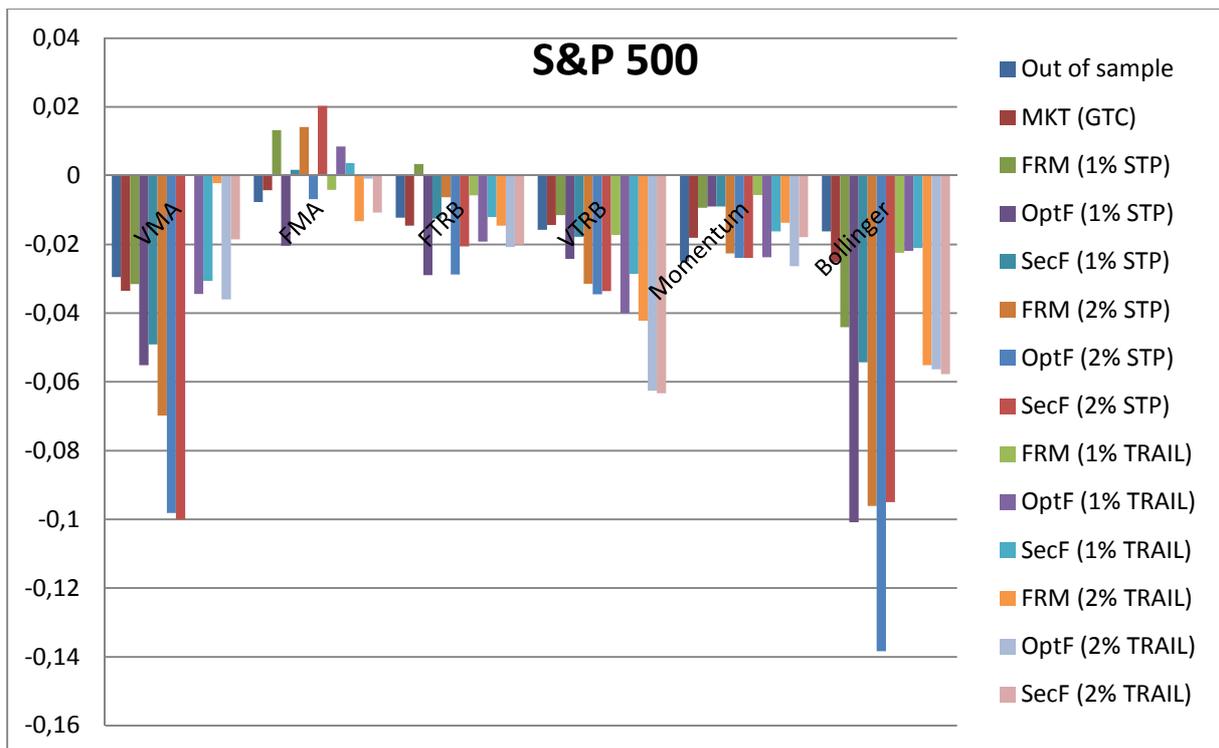
LMT (DAY)

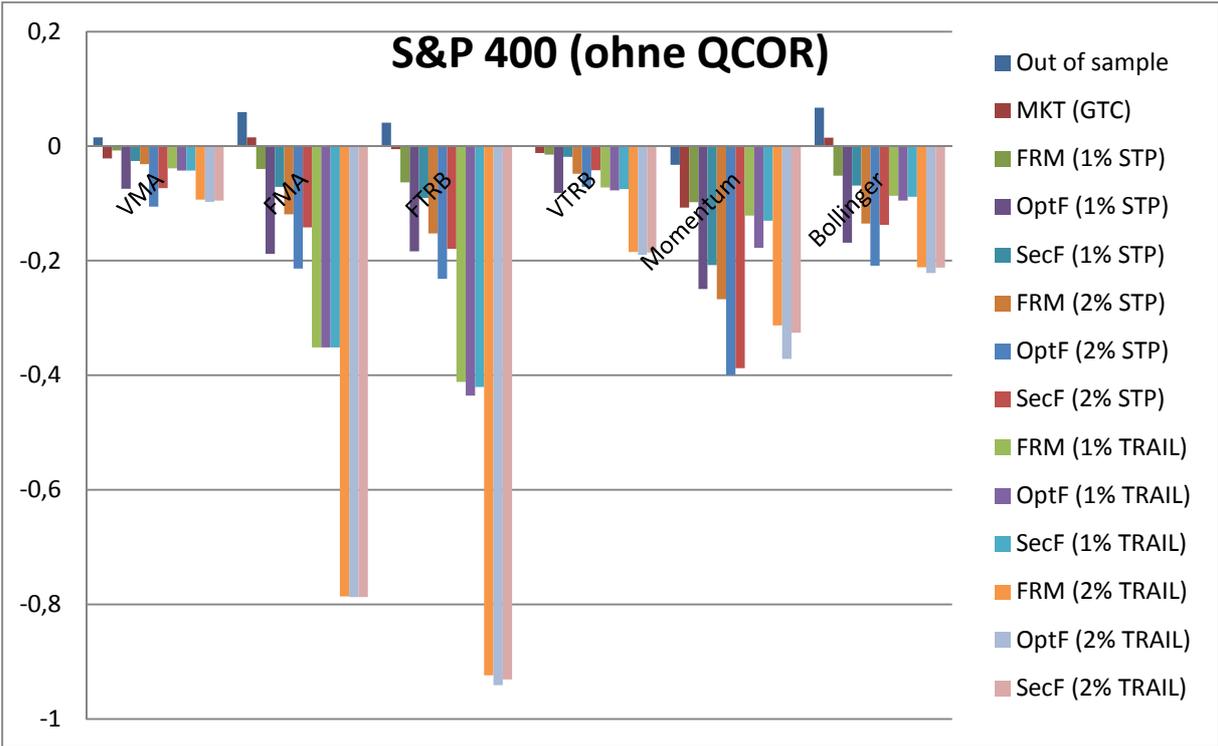
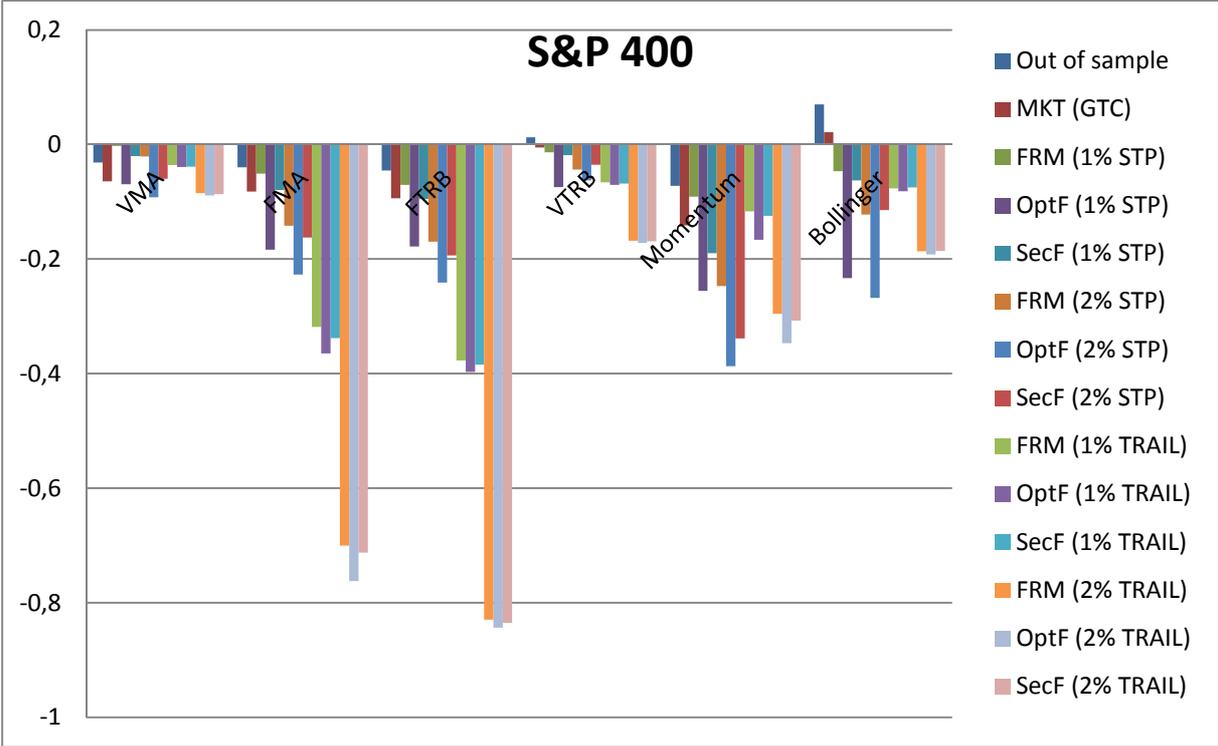


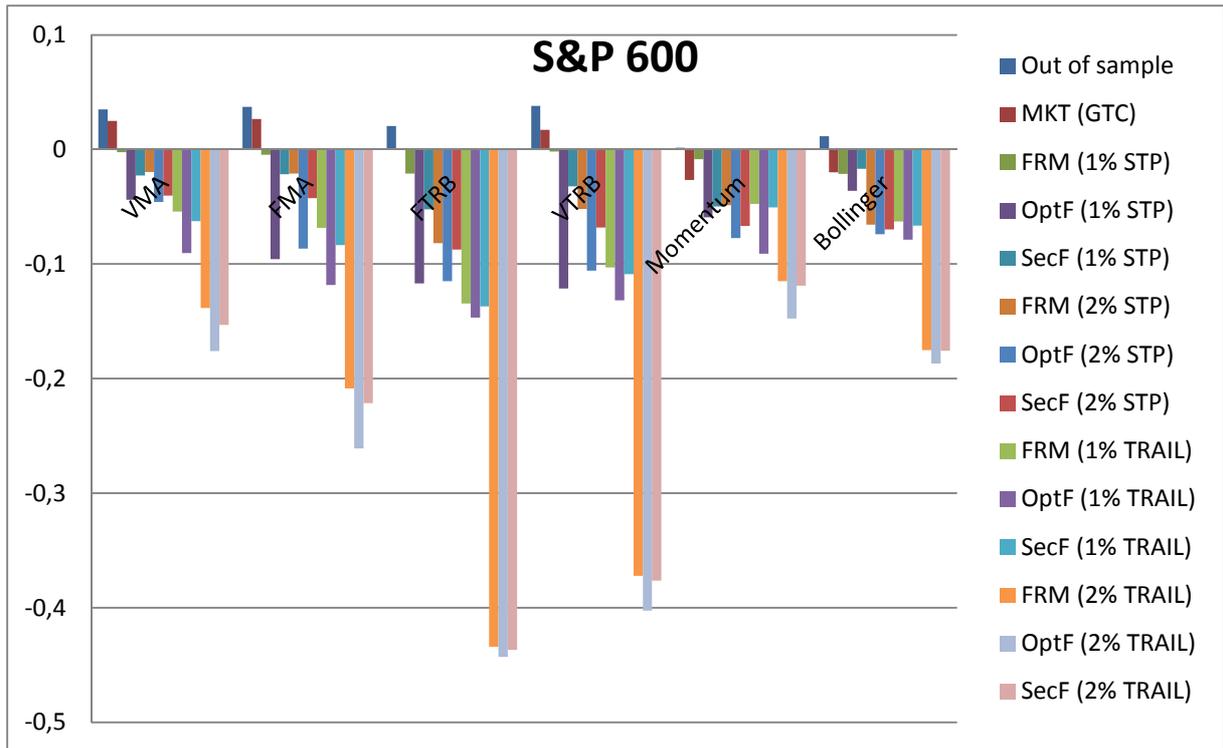


E.5 Kursrenditen von TD0 und Kapitalrenditen von TD5

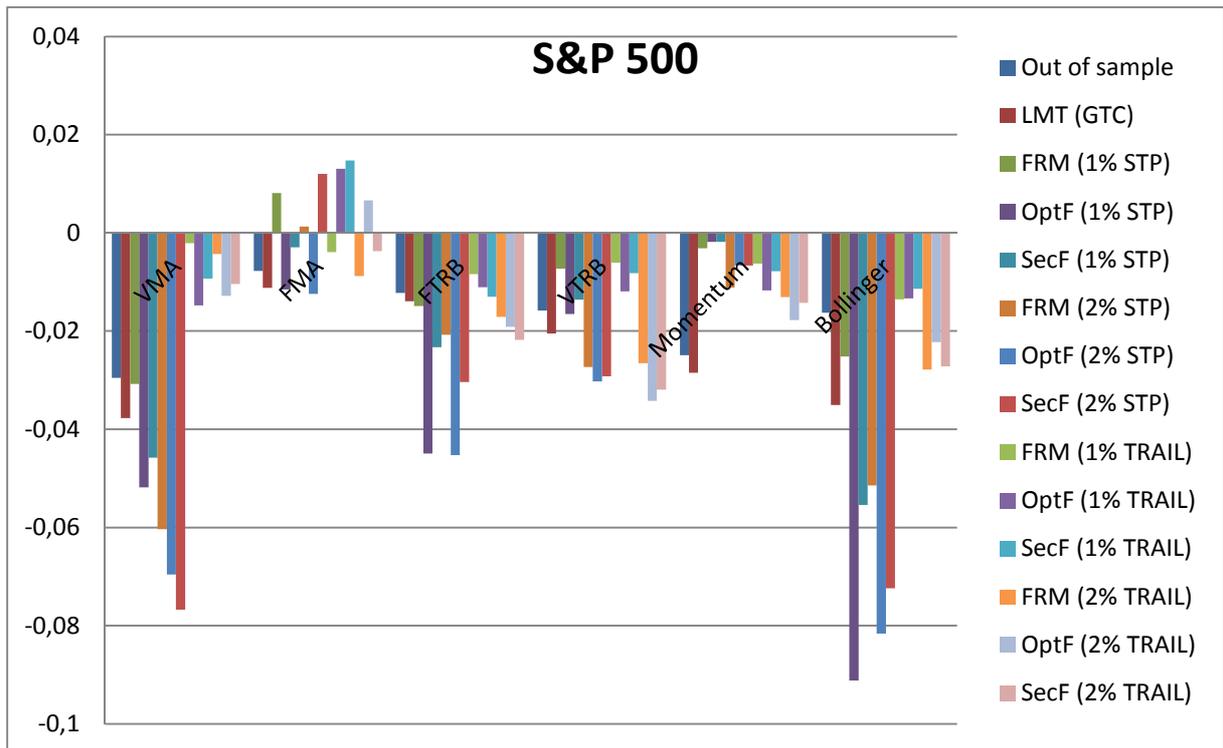
MKT (GTC)

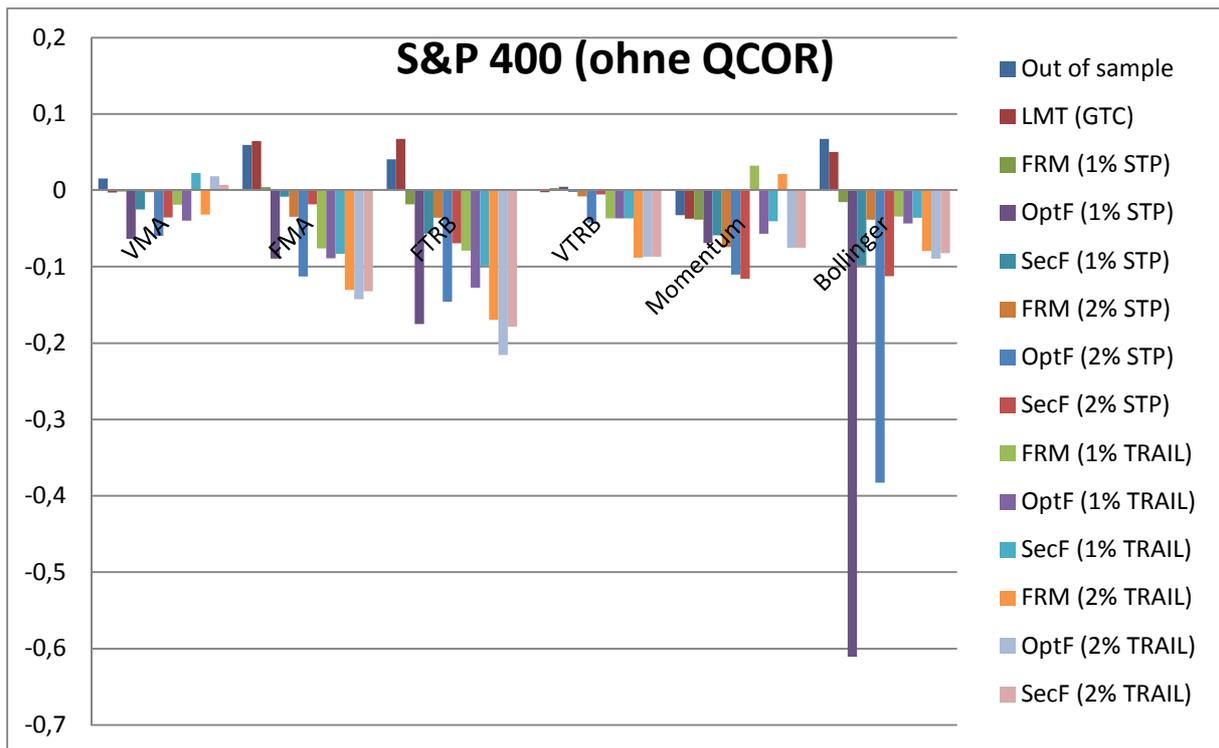
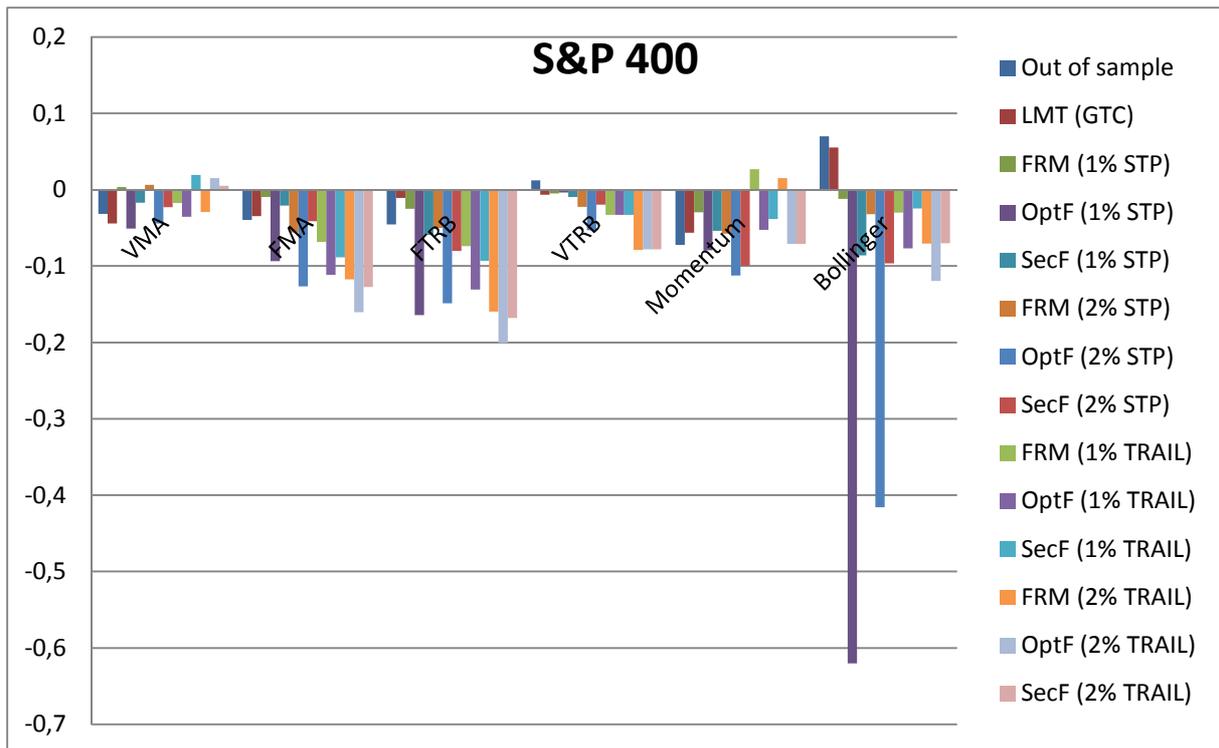


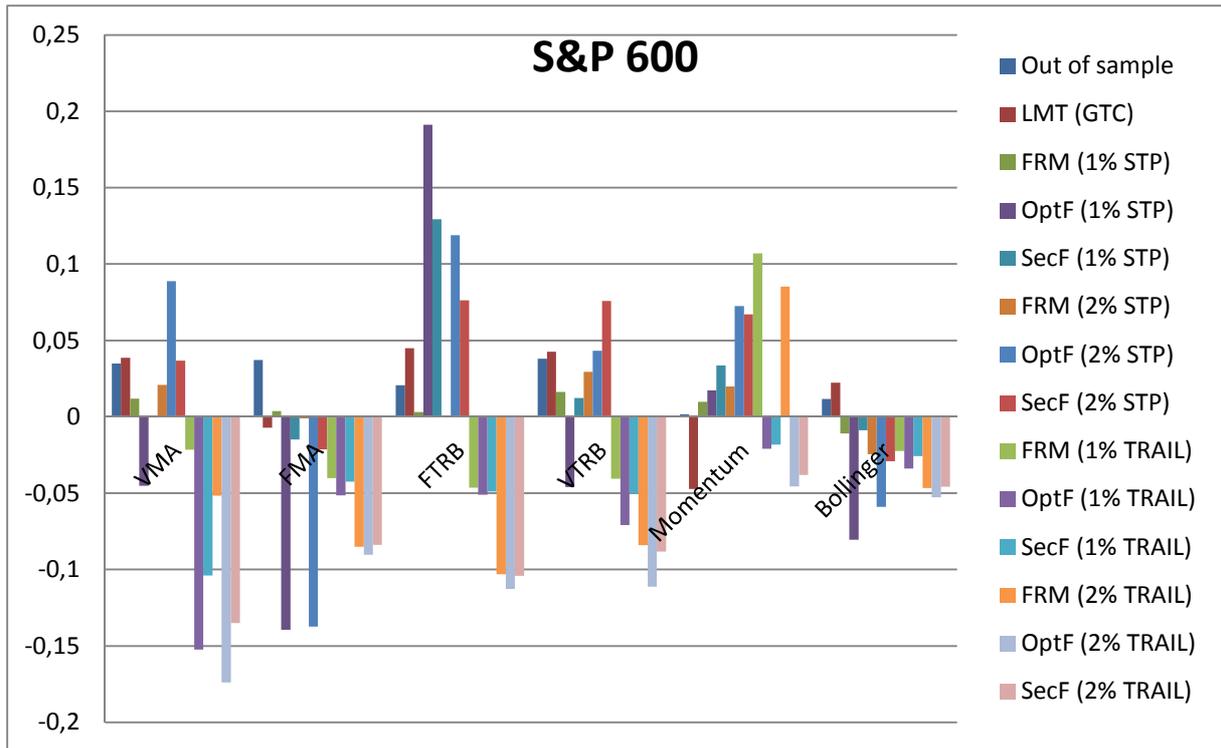




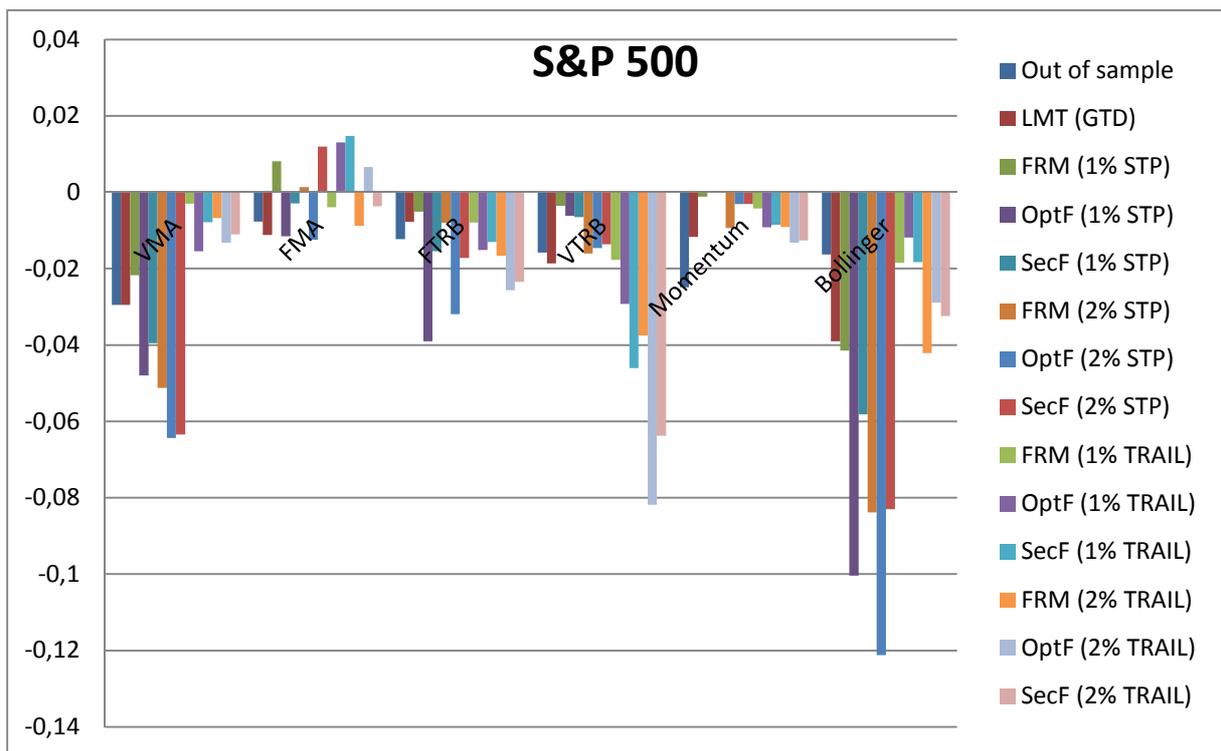
LMT (GTC)

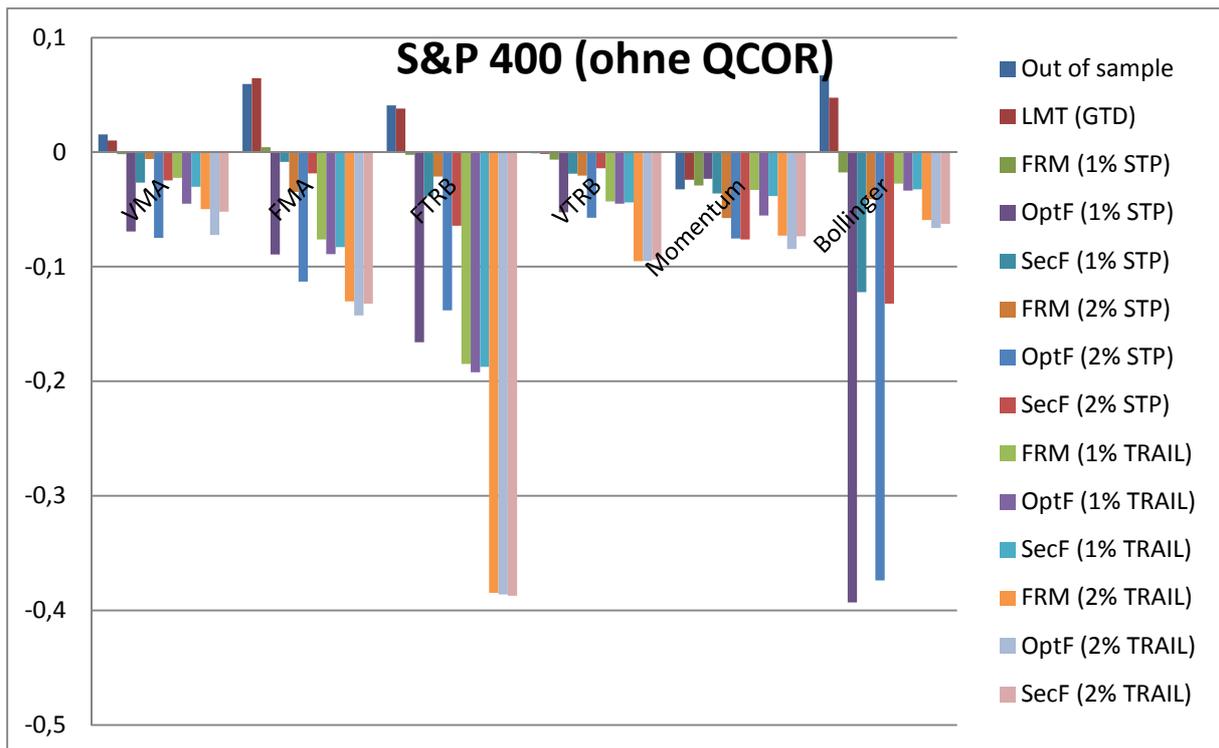
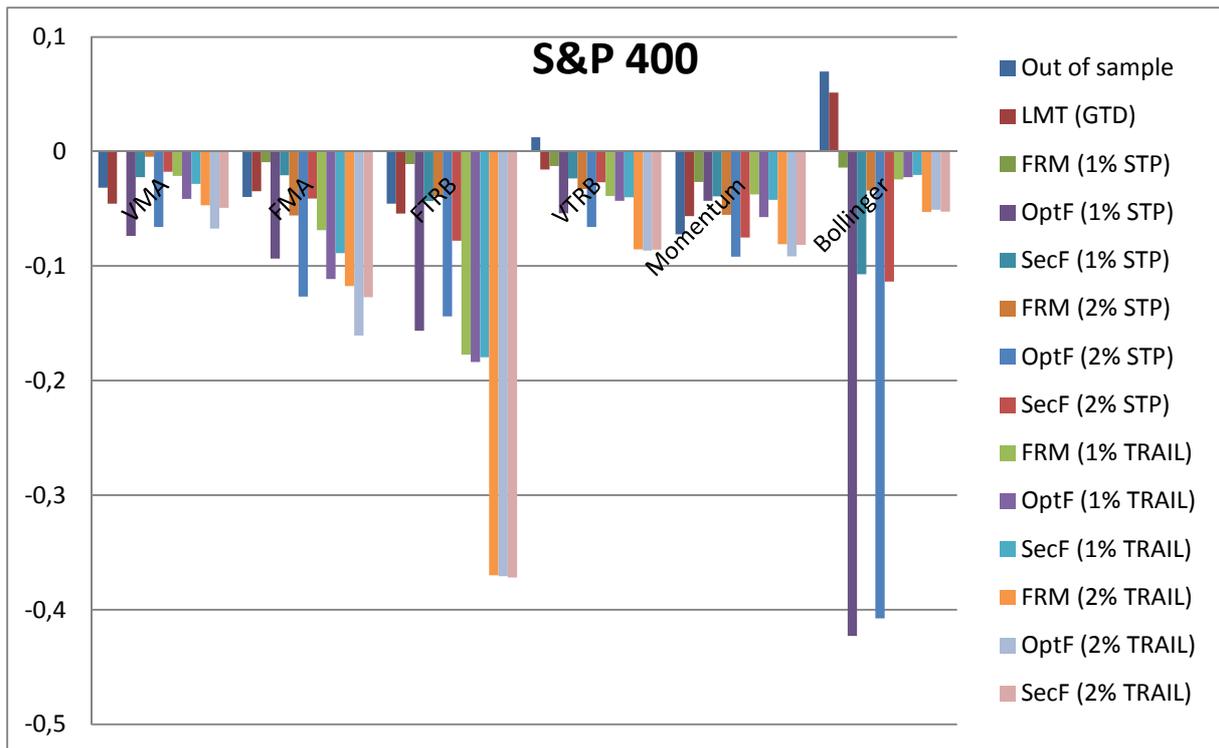


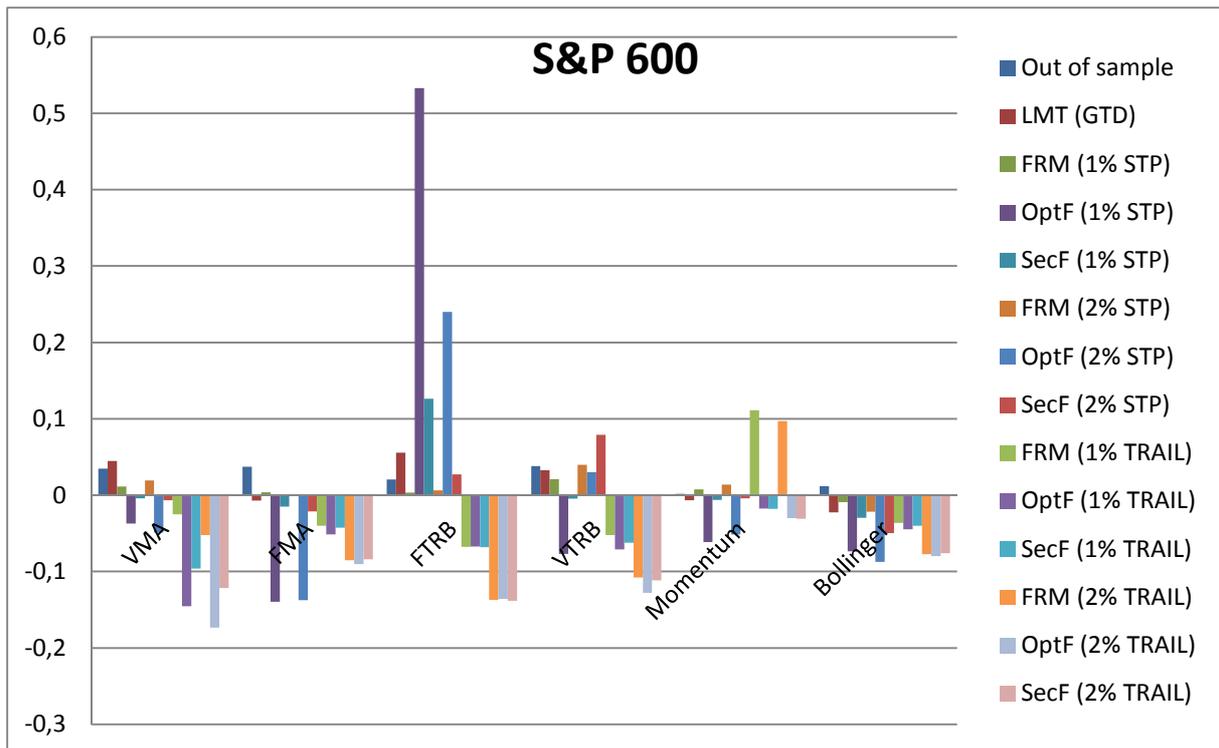




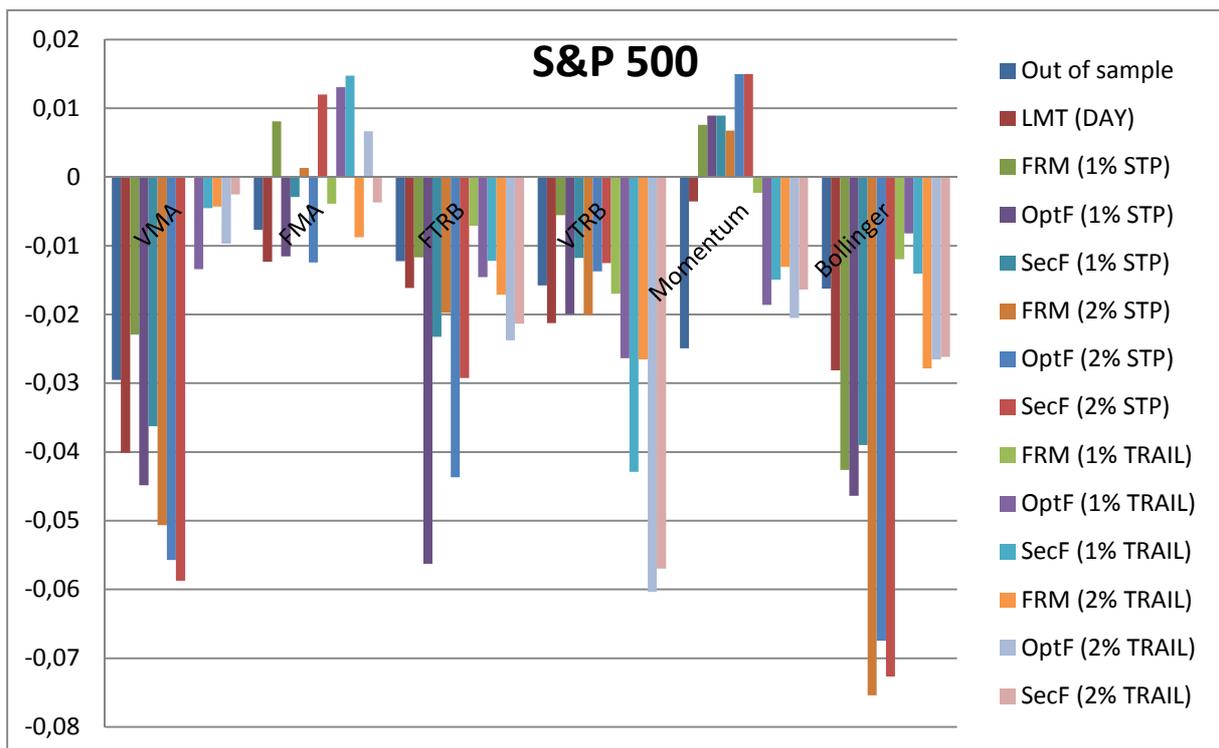
LMT (GTD)

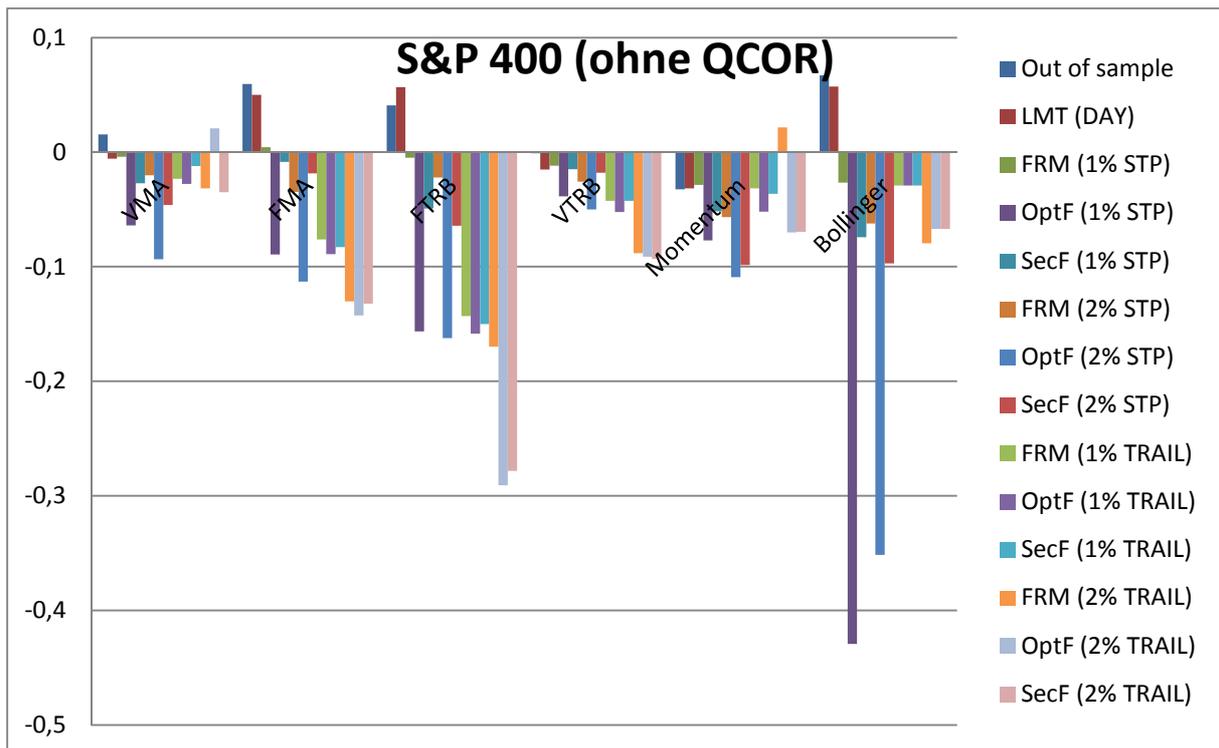
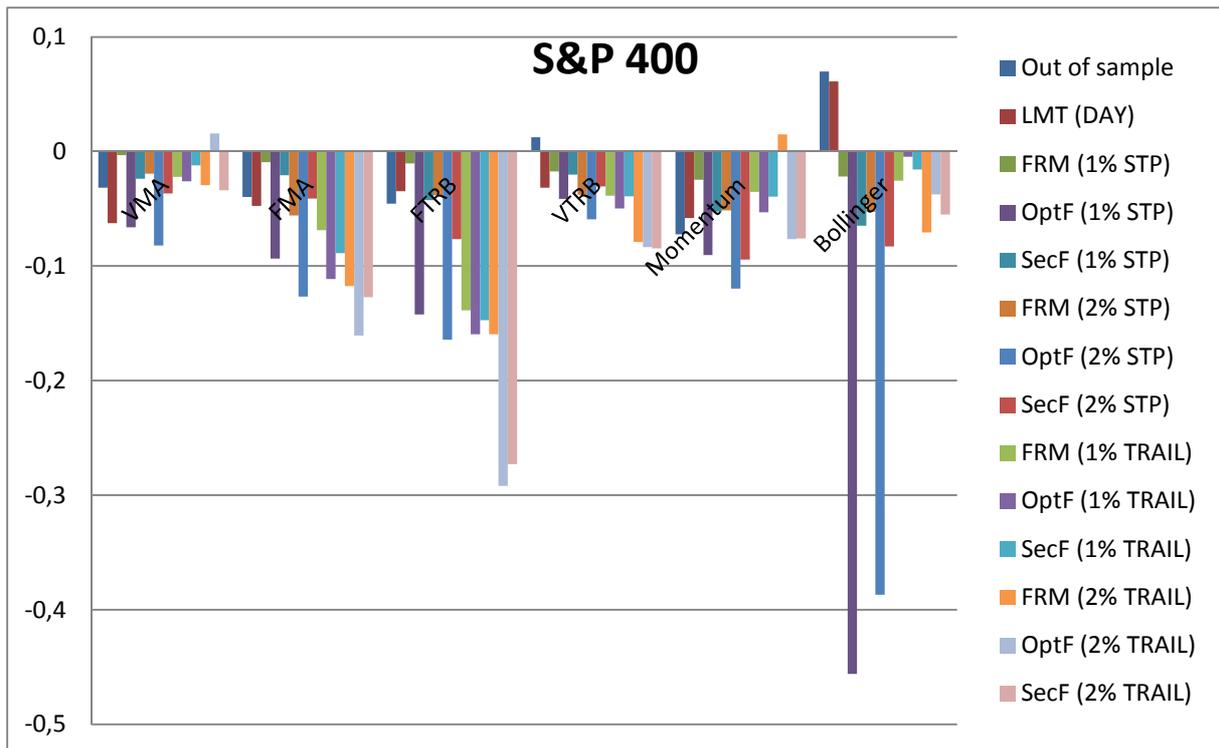


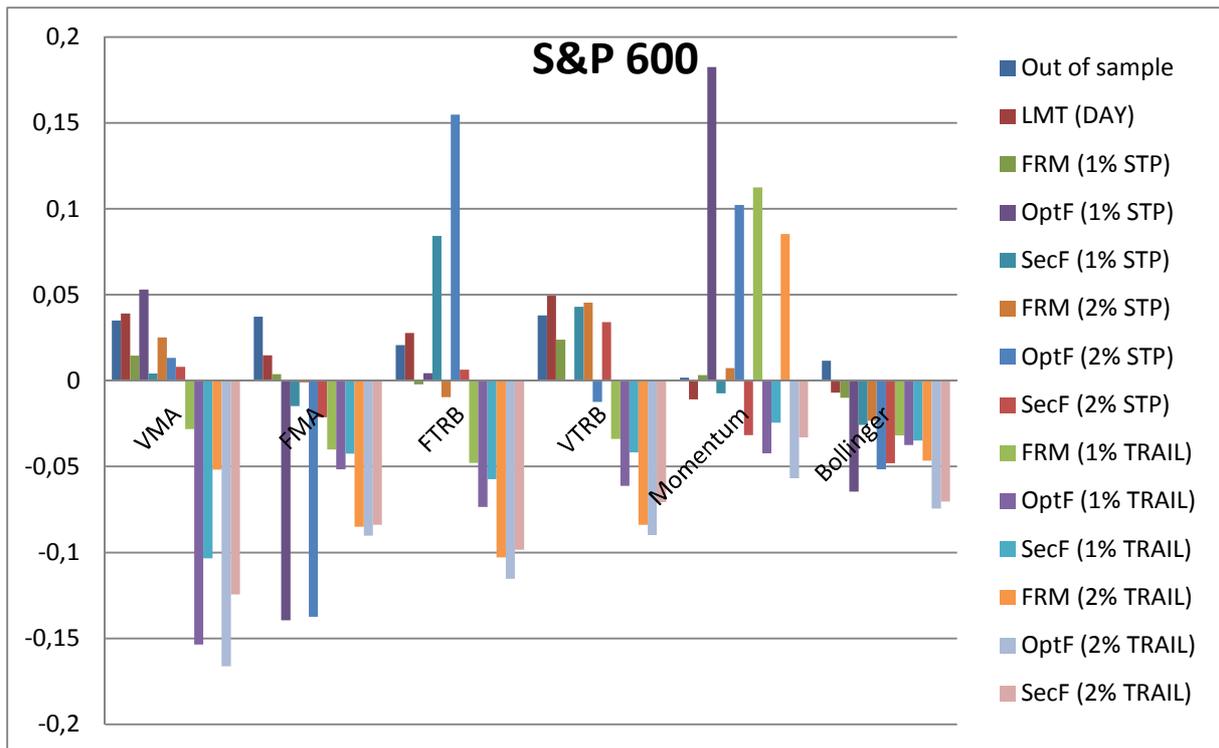




LMT (DAY)

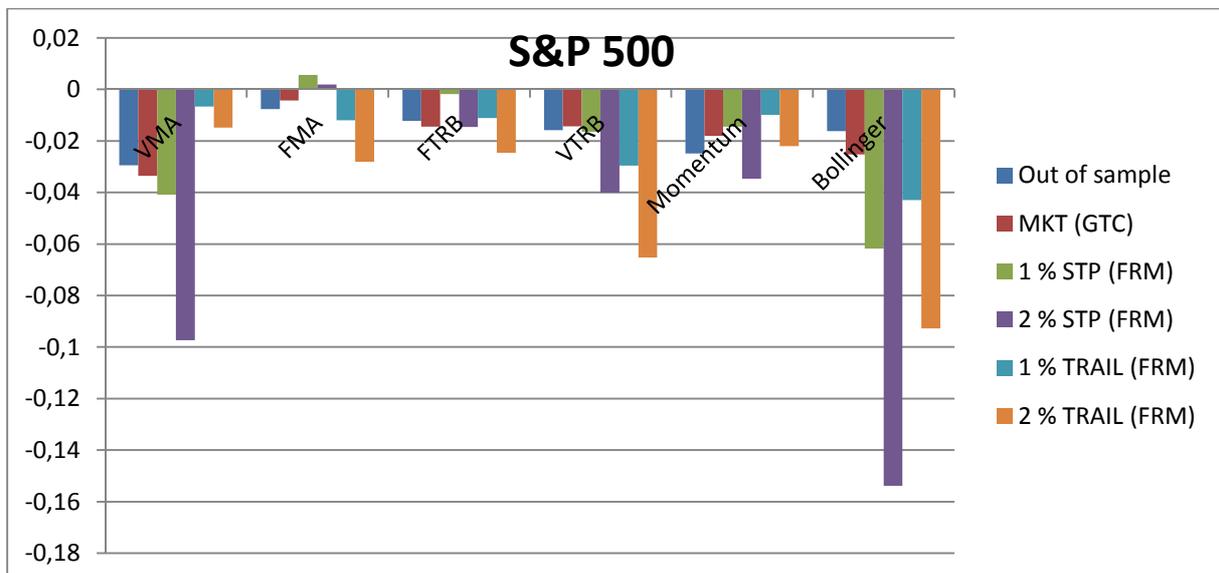


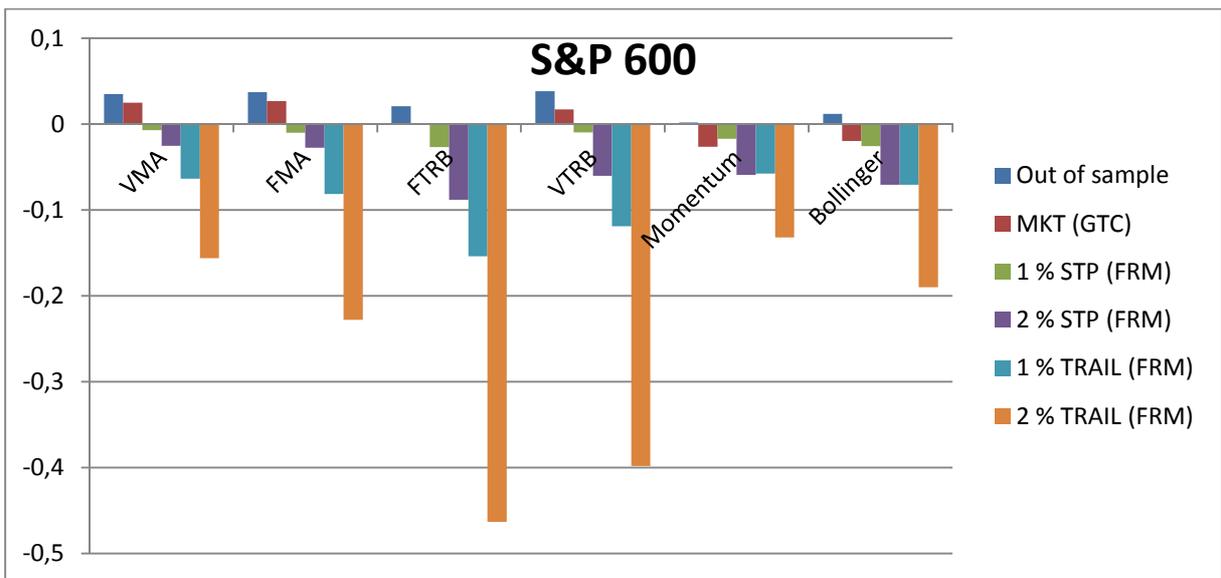
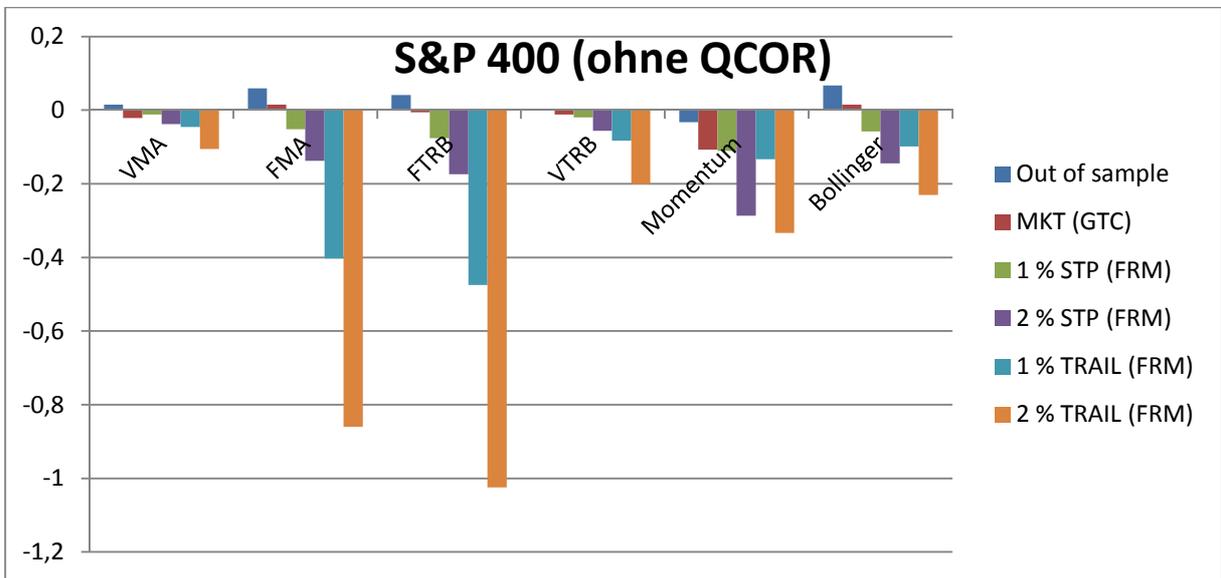
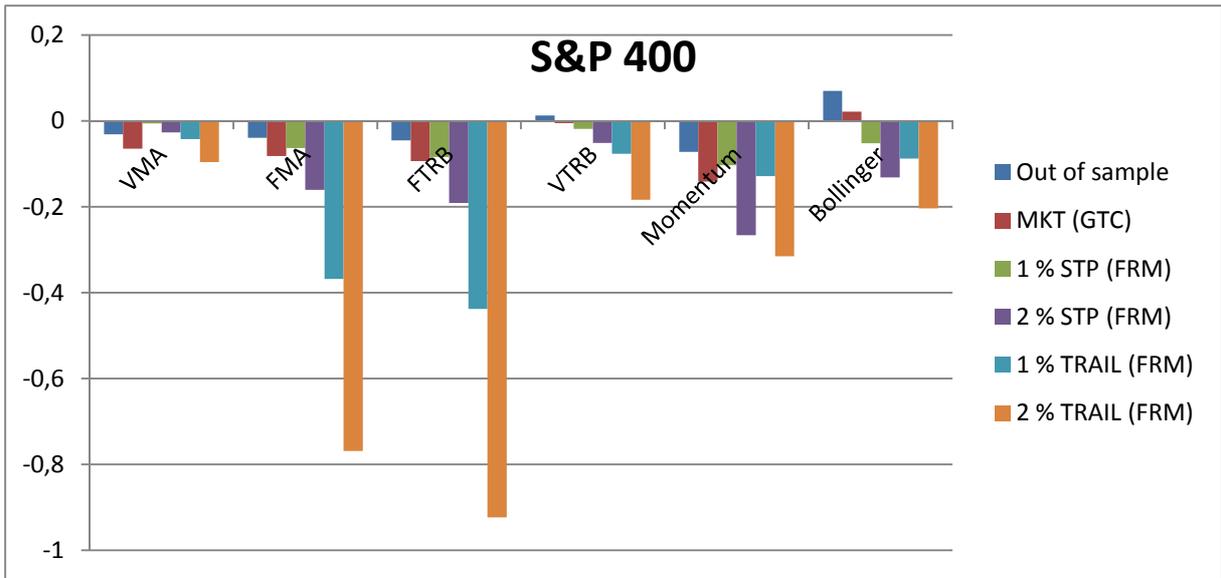




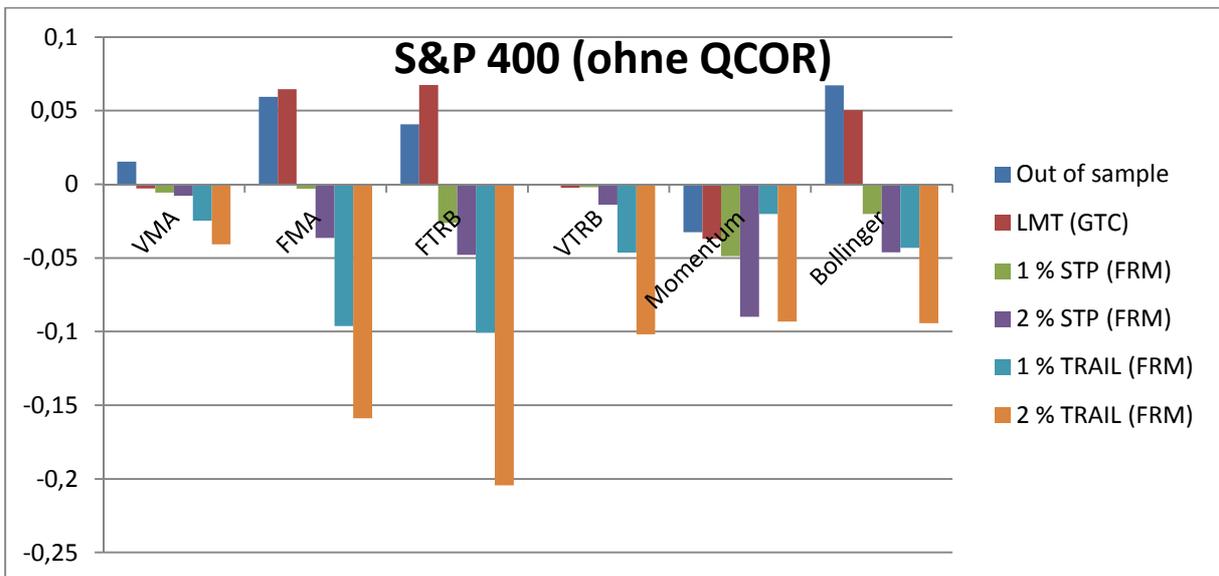
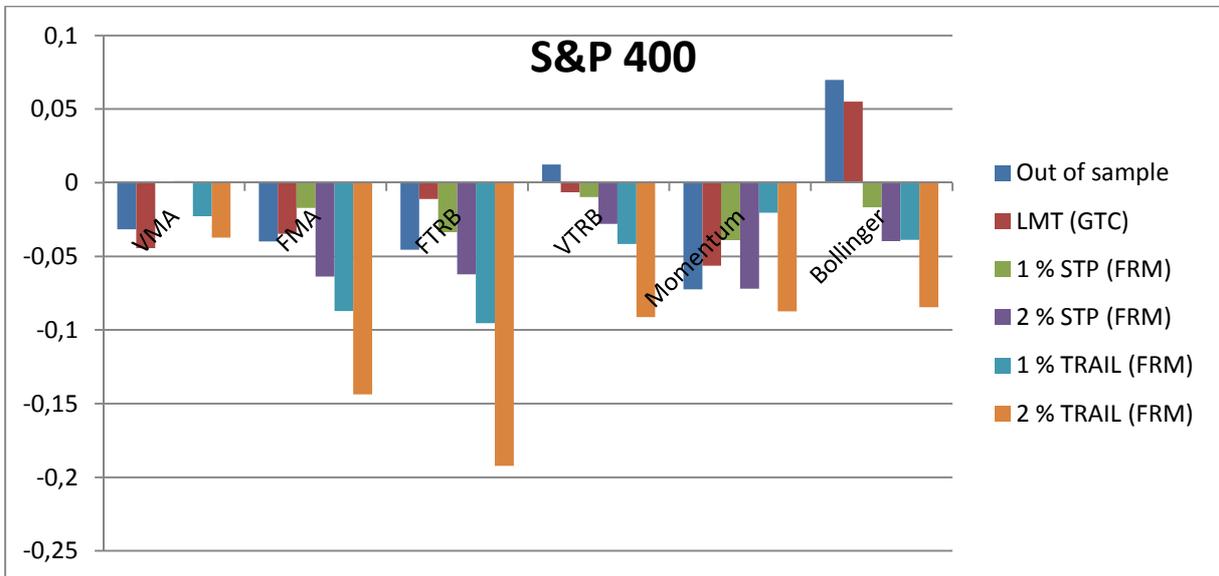
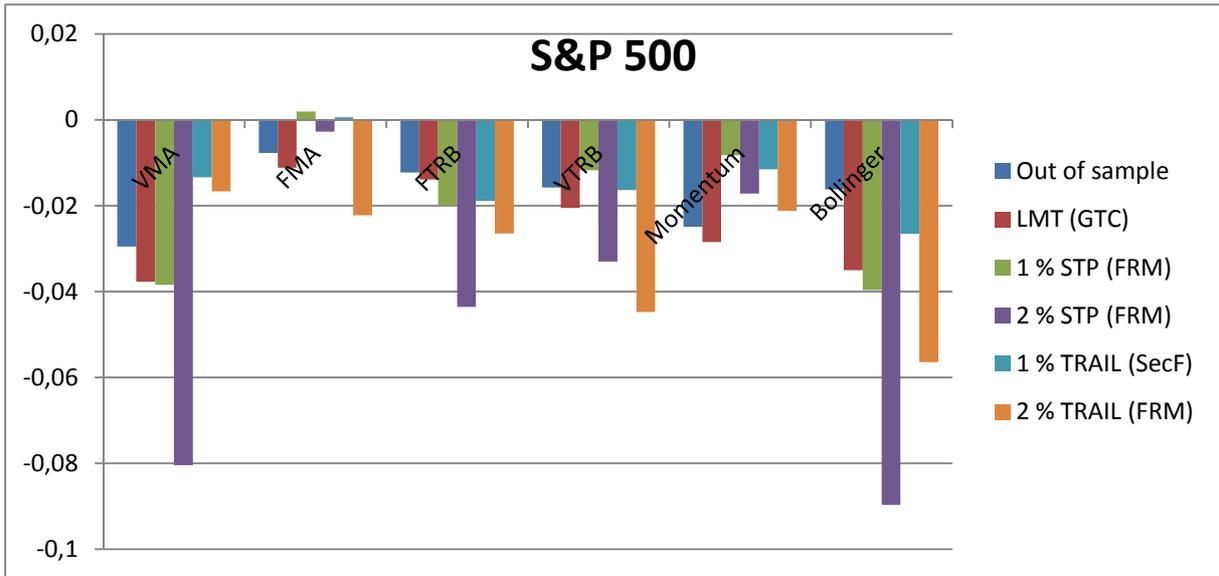
E.6 Kursrenditen von TD0 und Kapitalrenditen von TD6

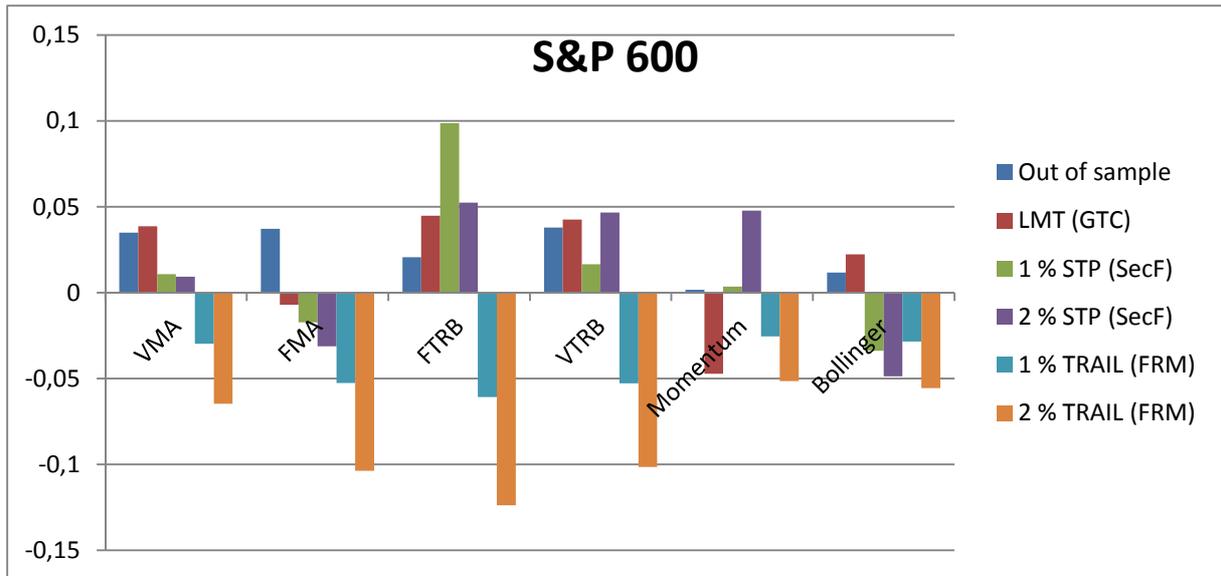
MKT (GTC)



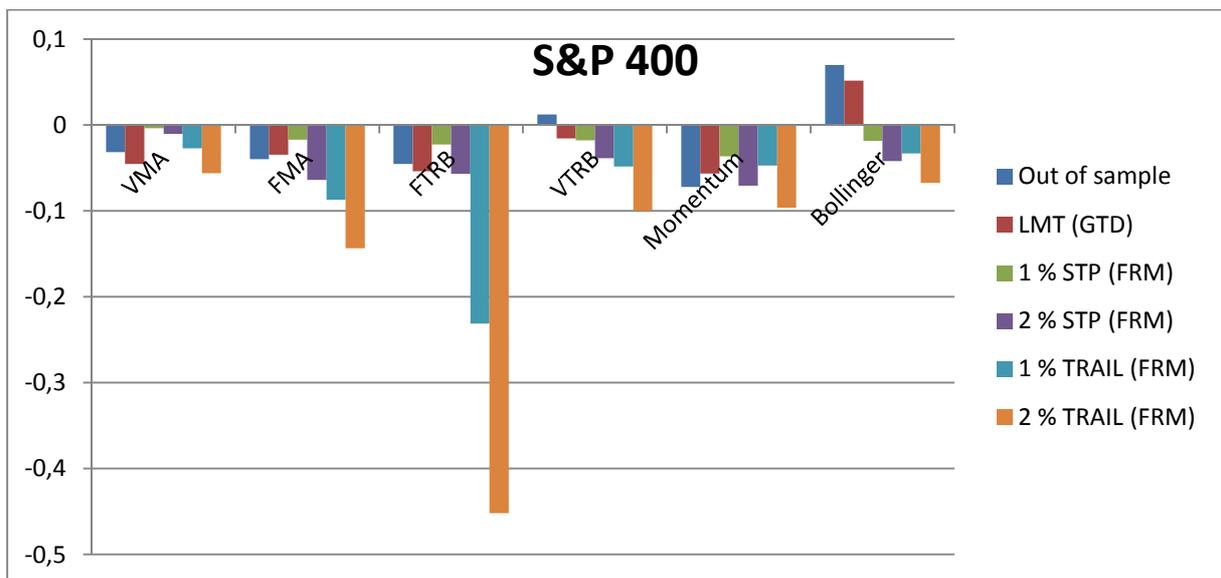
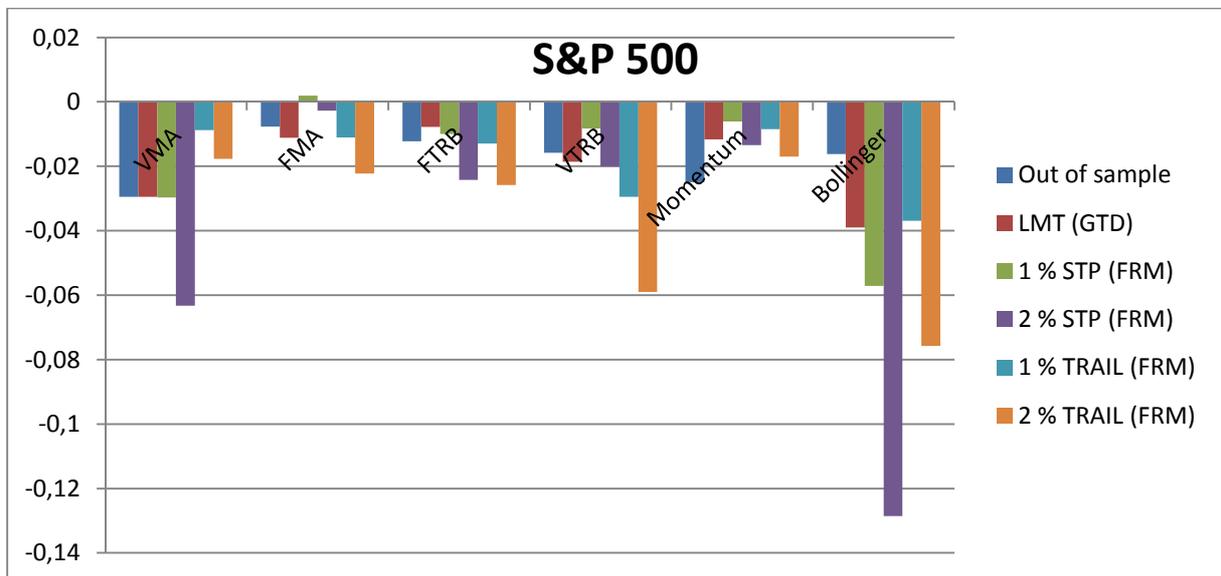


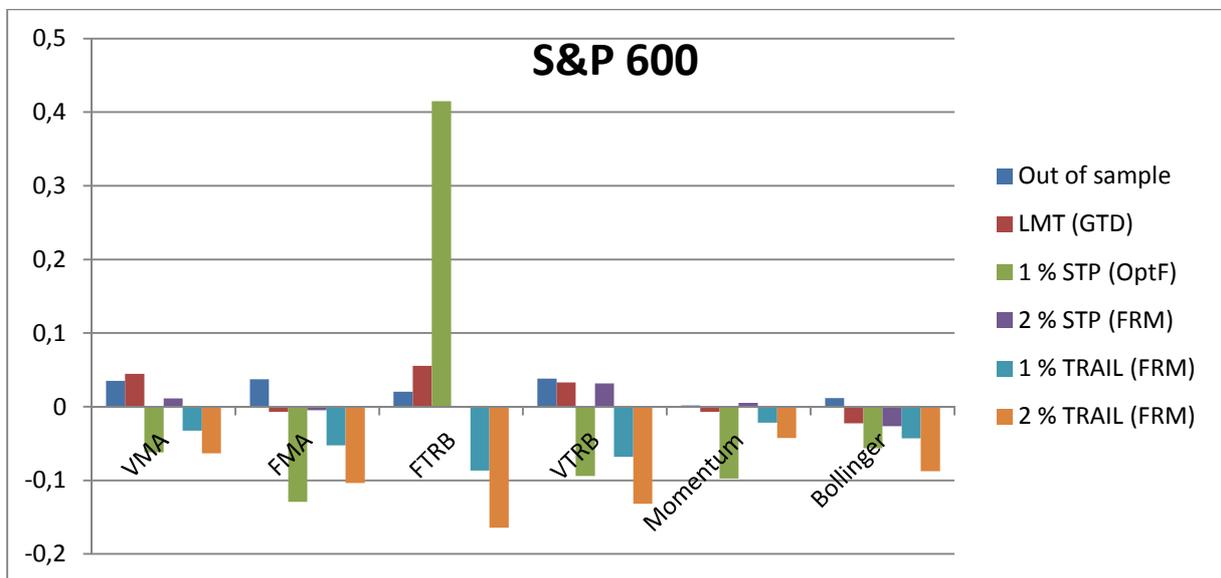
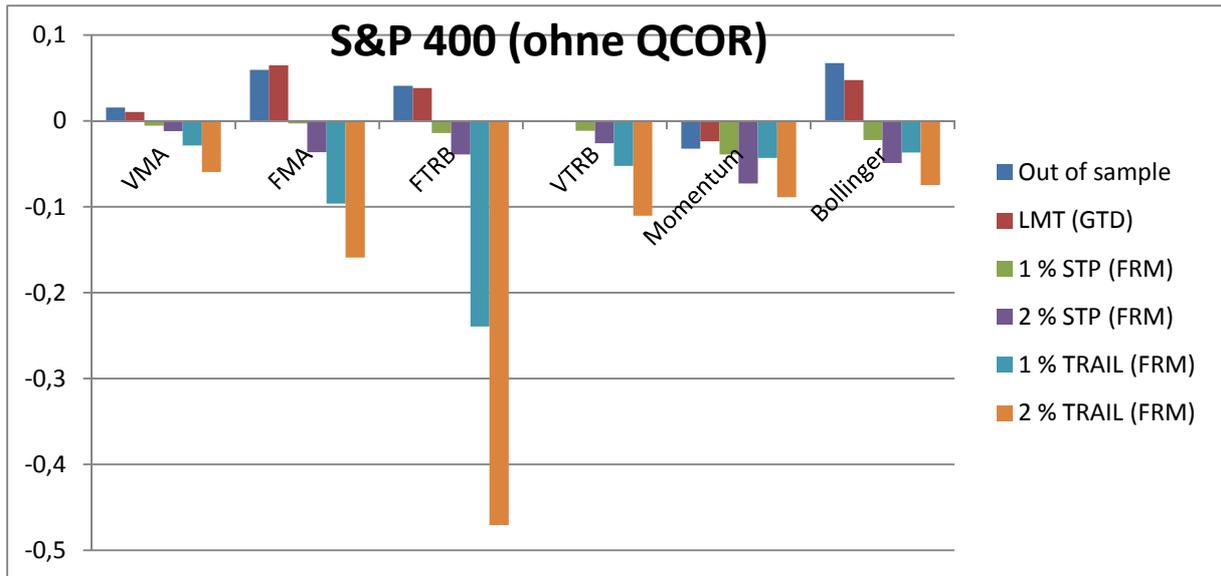
LMT (GTC)





LMT (GTD)





LMT (DAY)

