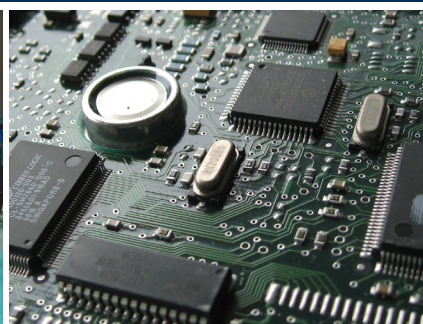




Universität Potsdam



Johannes Gomolka

Algorithmic Trading

Analyse von computergesteuerten Prozessen
im Wertpapierhandel unter Verwendung
der Multifaktorenregression

Universitätsverlag Potsdam

Algorithmic Trading

Johannes Gomolka

Algorithmic Trading

Analyse von computergesteuerten Prozessen
im Wertpapierhandel unter Verwendung
der Multifaktorenregression

Universitätsverlag Potsdam

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.de/> abrufbar.

Universitätsverlag Potsdam 2011

<http://info.ub.uni-potsdam.de/verlag.htm>

Am Neuen Palais 10, 14469 Potsdam
Tel.: +49 (0)331 977 4623 / Fax: 3474
E-Mail: verlag@uni-potsdam.de

Zugl.: Potsdam, Univ., Diss., 2011

Das Manuskript ist urheberrechtlich geschützt.

Umschlagfotos:

- (1) Logenhaus der Berliner Börse um 1952
Mit freundlicher Genehmigung der Berliner Börse.
- (2) Handelssaal der Berliner Börse um 2003
Mit freundlicher Genehmigung der Berliner Börse.
- (3) Computer-Festplatte [Quelle: Autor]

Online veröffentlicht auf dem Publikationsserver der
Universität Potsdam:

URL <http://pub.ub.uni-potsdam.de/volltexte/2011/5100/>

URN [urn:nbn:de:kobv:517-opus-51009](http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:kobv:517-opus-51009)

<http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:kobv:517-opus-51009>

Zugleich gedruckt erschienen im Universitätsverlag Potsdam:

ISBN 978-3-86956-125-7

Besonderen Dank an meine Eltern
für die Unterstützung
während der Dissertation.

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand im Zeitraum von April 2008 bis August 2010 als externer Doktorand am Lehrstuhl für Corporate Governance und E-Commerce der Universität Potsdam. Mein Betreuer, Professor Dr. Christoph Lattemann, gab mir die Möglichkeit, zur selbstständigen Forschung und stand mir während dieses Zeitraums immer beratend zur Seite. Ziel dieser Dissertation war es, mehr Transparenz im Bereich des computergesteuerten Wertpapierhandels (*Algorithmic Trading*) zu schaffen. Es gibt nur wenige Literatur über Algorithmic Trading und bei Banken und Hedgefonds herrscht eine „Kultur der Geheimhaltung“. Die Auseinandersetzung mit dem Thema führte zu der Frage, ob man diese Kultur der Geheimhaltung umgehen und die Eigenschaften von Algorithmic Trading in den Renditen (z.B. von Hedgefonds) empirisch nachweisen kann. Dazu mussten zuerst diese Eigenschaften erforscht werden und danach Renditen ermittelt werden, an denen man diese Eigenschaften überprüfen konnte. Eine weitere Schwierigkeit dieser Arbeit bestand darin, eine geeignete Methode zu finden, um diese Eigenschaften überprüfen zu können. Für diese Dissertation wurde die Software des Consulting Unternehmens Tempelhove genutzt, welches im Rahmen des Förderprogramms EXIST von Juni 2008 bis Juni 2009 vom Bundesministeriums für Wirtschaft und Technologie gefördert wurde.

Ich danke Professor Christoph Lattemann für die langjährige Unterstützung während der Dissertation. Er hat mit seiner konstruktiven Kritik zur stetigen Verbesserung dieser Arbeit beigetragen und meine wissenschaftliche Arbeit, auch unter schwierigsten Bedingungen, angeleitet. Mein Dank geht auch an Professor Jan Annaert von der Universität Antwerpen, der mich bei der Themensuche und der Literaturrecherche über Multifaktorenmodelle unterstützte. Ich danke Dr. Sören Kupke und Dr. Dirk Reuter für ihre Unterstützung. Ich danke Herrn Heinrich Heuser, der mich zur wissenschaftlichen Arbeit anleitete und mich die wichtigsten Grundlagen lehrte. Ganz besonderer Dank gilt meinen Eltern und Freunden, die mich bei der Dissertation unterstützten, und Susanne Grassl, deren unermüdliche Unterstützung mir half, die Arbeit zu einem Abschluss zu bringen.

Potsdam, 14. Januar 2011

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung.....	1
1.1	Problemstellung.....	1
1.2	Abgrenzung des Themas.....	3
1.3	Begriffsabgrenzung.....	4
1.3.1	Algorithmic Trading.....	4
1.3.2	Buy-Side und Sell-Side.....	9
1.3.3	Funktionale Definition von Algorithmic Trading.....	16
1.3.4	Zusammenfassung.....	19
1.4	Einordnung in die Literatur.....	19
1.4.1	Überblick.....	19
1.4.2	Sell-Side in der Literatur	21
1.4.3	Buy-Side in der Literatur.....	26
1.4.4	Literatur über Hedgefonds.....	30
1.4.5	Forschungsfrage.....	32
1.4.6	Begrenzung der Aussagen.....	33
1.4.7	Gang der Untersuchung.....	35
2	Basis für Algorithmic Trading.....	38
2.1	Marktmikrostrukturtheorie.....	38
2.1.1	Grundlagen des Algorithmic Trading.....	38
2.1.2	Abbildung von Transaktionsprozessen in Marktdaten	39
2.1.3	Informationsphase.....	51
2.1.4	Orderroutingphase.....	62
2.1.5	Zusammenfassung.....	68
2.2	Elektronische Handelssysteme.....	69
2.2.1	Begriffsabgrenzung.....	69
2.2.2	Einordnung in die Transaktionsprozesse.....	71
2.2.3	Quelle von Marktdaten.....	73
2.2.4	Ort der Orderausführung.....	87
2.2.5	Zusammenfassung.....	95
2.3	Software-Agenten.....	96
2.3.1	Überblick.....	96
2.3.2	Begriffsabgrenzung von Software-Agenten.....	98
2.3.3	Eigenschaften von Software-Agenten.....	99
2.3.4	Software-Agenten im Algorithmic Trading.....	101

2.3.5 System-Umgebung.....	105
2.3.6 Zusammenfassung	108
3 Sell-Side Algorithmic Trading.....	109
3.1 Einordnung in die Transaktionsprozesse.....	109
3.2 Überblick.....	110
3.3 Begriffsabgrenzung von Sell-Side Algorithmic Trading.....	111
3.4 Formulierung von Orders.....	114
3.4.1 Überblick über die Teilprozesse.....	114
3.4.2 Transaktionskosten.....	116
3.4.3 Benchmarks.....	125
3.4.4 Orientierung an Marktmodellen.....	135
3.5 Weiterleitung von Orders.....	144
3.5.1 Überblick über die Teilprozesse.....	144
3.5.2 Handelsstrategien.....	146
3.6 Zusammenfassung.....	169
4 Buy-Side Algorithmic Trading.....	172
4.1 Einordnung in die Transaktionsprozesse.....	172
4.2 Initiatoren von Algorithmic Trading.....	174
4.3 Technik der Algorithmic Trading Software.....	178
4.3.1 Technische Konzepte für Algorithmic Trading.....	178
4.3.2 Interpretation als Software-Agenten.....	190
4.4 Prozesse innerhalb der Software.....	197
4.4.1 Informationsbeschaffung und -bereitstellung.....	197
4.4.2 Informationsauswertung.....	199
4.4.3 Handelsstrategien.....	204
4.5 Ergebnisse der Buy-Side Untersuchung.....	228
5 Renditen mit Algorithmic Trading.....	233
5.1 Algorithmic Trading in Hedgefonds-Datenbanken.....	233
5.1.1 Bezug zur Forschungsfrage.....	233
5.1.2 Definition von Hedgefonds.....	234
5.1.3 Hedgefonds Datenbanken	239
5.2 Zwischenfazit.....	263
6 Multifaktorenanalyse.....	265
6.1 Gang der weiteren Untersuchung.....	265
6.2 Simulation der Renditen.....	266
6.2.1 Vorgehensweise.....	266

6.2.2 Vereinfachung der Untersuchung	268
6.2.3 Beschreibung der einfachen Strategie.....	269
6.2.4 Beschreibung der komplexen Strategie	270
6.2.5 Simulationsergebnisse.....	275
6.2.6 Test auf Normalverteilung.....	278
6.3 Vergleich der Renditen.....	280
6.3.1 Auswahl der Methode.....	280
6.3.2 Style-Analyse.....	281
6.3.3 Durchführung des Vergleichs	296
6.3.4 Zusammenfassung des Vergleiches.....	315
7 Zusammenfassung und Ausblick.....	317
7.1 Algorithmic Trading im Multifaktorenmodell.....	317
7.2 Fazit und Ausblick.....	320
8 Literaturlisten.....	325
Journals & Working Papers.....	325
Internetquellen.....	365
Gesetzestexte.....	369
EU und Deutschland.....	369
USA.....	369
Anhang.....	371
A1. Objektorientierte Programmierung der Tempelhive-Software. .	371
A2. Ethik von Algorithmic Trading.....	377
A3. Rohdaten: Renditen der komplexen und einfachen Strategien. .	379

Abkürzungsverzeichnis

ABS	Asset Based Style Factors
ACE	Agent-Based Computation Economics
AES	Advanced Execution Services
AI	Alternative Investments
AIMA	Alternative Investment Management Association
ARCA	Archipelago Stock Exchange
ASA	Adaptive Stochastic Annealing
ATP	Algorithmic Trading Program (Kundenprogramm der Deutschen Börse AG)
ATS	Alternative Trading Systems
AP	Arrival Price
API	Application Program Interface
APT	Arbitrage Pricing Theory
BAFIN	Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht
BMWi	Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie (Deutschland)
BörsG	Börsengesetz
BVI	British Virgin Islands
CAPM	Capital Asset Pricing Model
CBS	Computerbörsensysteme
CEP	Complex Event Processing
CD	Computer Driven
CFTC	Commodity Futures Trading Commission
CHS	Computerhandelssysteme
CIMA	Cayman Island Monetary Authority
CISDM	Center for International Securities and Derivatives Markets
CMI	Canonical Momenta Indicators
CN	Crossing Networks

CTA	Commodity Trading Advisors
CTP	Commodity Trading Pools
CUHS	Computerunterstützte Handelssysteme
CUPHS	Computerunterstützte Parketthandelssysteme
DCF	Discounted Cash Flow Model
DMA	Direct Market Access
DDE	Dynamic Data Exchange
ECN	Electronic Crossing Network
EHS	Elektronische Handelssysteme (Börsen)
EMA	Exponential Moving Average
EMS	Execution Management System (System zur Orderausführung)
ETF	Exchange Traded Funds
FIS	Fuzzy Inference System
FIX	Financial Information Exchange Protocol
FOK	Fill or Kill
FSA	Financial Service Authority (Großbritannien)
FSC	Financial Services Commission (British Virgin Islands)
FWB	Frankfurter Wertpapierbörse
FX	Foreign Exchange Markets
GMT	Greenwich Mean Time
GOOG	Aktiensymbol an der Nasdaq für Google
HFR	Hedge Fund Research
HMM	Hidden Markov Models
HNWI's	High Net Worth Individuals
ICA	Investment Company Act of 1940
INSTINET	Institutional Networks Corporation
ITG	Investment Technology Group (US amerikanisches Consulting Unternehmen)
IOC	Immediate or Cancel
JAVA	Aktiensymbol an der Nasdaq für Sun Microsystems

KGV	Kurs-Gewinn-Verhältnis
LGC	Lipper Global Classification
LSE	London Stock Exchange
LTCM	Longterm Capital Management
MA	Managed Account
MAR	Managed Account Research
MBA	Midpoint of Bid and Ask
Mifid	Markets in Financial Instruments Directive
MSCI	Morgan Stanley Capital International
MSFT	Aktiensymbol an der Nasdaq für Microsoft
MTF	Multilateral Trading Facilities
NAV	Net Asset Value (Nettoinventarwert eines Fonds)
NN	Neuronale Netze
NYSE	New York Stock Exchange
NASDAQ	National Association of Securities Dealers Automated Quotations
NBBO	National Bid Best Offer
OMS	Order-Management-System (System zur intelligenten Orderweiterleitung)
OTC	Over the Counter
PLAT	Penn-Lehmann Automatic Trading Competition
PMTS	Primitive Market Timing Strategy
PTFS	Primitive Trend Following Strategy
PTS	Proprietary Trading Systems
Reg-NMS	Regulation New-Market-Systems
RBS	Return Based Style Factors
SC-LC	Small Cap minus Large Cap (Spread)
SEC	U.S. Securities and Exchange Commission
SOFM	Self Organizing Feature Map
SOR	Smart Order Routing
SUE	Standardized Unexpected Earnings

Statarb	Statistische Arbitrage
STP	Straight Through Processing
SVN	Support Vector Machine
TASS	Trading Advisors Selection System
TCA	Transaction Cost Analysis
TWAP	Time Weighted Average Price
VB	Visual Basic
VWAP	Volume Weighted Average Price
WpHG	Wertpapierhandelsgesetz
XETRA	Exchange Electronic Trading (Handelssystem der Deutschen Börse AG)

Symbolverzeichnis

Kapitel 1-6

t	Allgemein: Beliebiger Zeitpunkt während einer Periode $t = 1, \dots, T$
P_t	Allgemein: Transaktionspreis zum Zeitpunkt t
σ	Allgemein: Standardabweichung
σ^2	Allgemein: Varianz
n	Allgemein: Anzahl Preise pro Periode t , $n = 1, \dots, N$
P_{Ask}	Allgemein: Bester Briefkurs im Orderbuch (Ask)
P_{Bid}	Allgemein: Bester Geldkurs im Orderbuch (Bid)
P_{Levell}	Allgemein: Die jeweils besten Geld- und Briefkurse im Orderbuch (P_{Bid} , P_{Ask})
R_t	Allgemein: Rendite eines Aktien-Portfolios zum Zeitpunkt t

Kapitel 3

$Cost$	TCA: Market Impact Kosten in Abbildung 3.6, S. 123
λ	TCA: Maß für die Risikoaversion
γ	TCA: Handels- und Ausführungsrate
ϕ	TCA: Benchmark-Kosten
L	TCA: Kumulierte Transaktionskosten
Ψ	TCA: Timing Risk
IS	Benchmarks: Implementation Shortfall
Q_t	Benchmarks: Transaktionsvolumen zum Zeitpunkt t
P_{TWAP}	Benchmarks: Time Weighted Average Price (TWAP)
P_{VWAP}	Benchmarks: Volume Weighted Average Price (VWAP)
P_{MBA}	Benchmarks: Midpoint of Bid und Ask
$P_{Execute}$	Benchmarks: Transaktionspreis aus der <i>Post-Trade</i> Analyse
P_{Decide}	Benchmarks: Entscheidungspreis aus der <i>Pre-Trade</i> Analyse

Kapitel 4

A_t	Pairs Trading Modell: Kurs einer Aktie A zum Zeitpunkt t
B_t	Pairs Trading Modell: Kurs einer Aktie B zum Zeitpunkt t
κ_B	Pairs Trading Modell: Korrelation der Aktie B mit den Marktfaktoren
Γ	Pairs Trading Modell: Nicht stationärer Prozess
ϖ	Pairs Trading Modell: Preisdrift
DIV_t	Dividendendiskontierungsmodell: Dividende einer Aktie zum Zeitpunkt t
r	Dividendendiskontierungsmodell: Zinssatz zur Diskontierung
g	Dividendendiskontierungsmodell: Wachstumsrate der Dividenden
W_0	Dividendendiskontierungsmodell: Wahrer Wert einer Aktie/Unternehmens
r_{WACC}	Durchschnittliche Kosten des Kapitals
S_t	Chart-Analyse: Status-Variable
P_t	Chart-Analyse: Transaktionspreis zum Zeitpunkt t
π	Chart-Analyse: Transformationsvariable
ε_t	Chart-Analyse: Störgeräusche (Noise) zum Zeitpunkt t
τ	Econophysics: Betrachtungshorizont
$r(\log)$	Econophysics: Logarithmierte Rendite

Kapitel 6

α	Style-Analyse: Konstanter Faktor im Regressionsmodell (wird auch als Management Skill interpretiert)
β_k	Style-Analyse: Faktorladung des Style-Faktors SF_k
SF	Style-Analyse: Allgemeine Bezeichnung der Style-Faktoren nach Fung, Hsieh (1997)
ϵ	Style-Analyse: Fehler-Residuum
$F_{k,t}$	Style-Analyse: Systemischer Marktfaktor k zum Zeitpunkt t
φ_k	Style-Analyse: Faktorladungen systemischer Marktfaktoren F_k
r_{jt}	Style-Analyse: Zinssatz einer Aktie j zum Zeitpunkt t
w	Style-Analyse: Gewichtungsfaktor von Wertpapieren in einem Portfolio
j	Style-Analyse: Anzahl der Wertpapiere in einem Portfolio
k	Style-Analyse: Anzahl der Marktfaktoren, $k = 1, \dots, K$
P_b	Style-Analyse: Theoretischer Benchmark-Preis
V_{Bid}	Style-Analyse: Volumen aller Quotierungen auf der Bid-Seite des Orderbuches
V_{Ask}	Style-Analyse: Volumen aller Quotierungen auf der Ask-Seite des Orderbuches
\tilde{R}	Regressionsmodell: Erklärbare Streuung
$\tilde{\epsilon}$	Regressionsmodell: Nicht erklärbare Streuung im Regressionsmodell
R^2	Regressionsmodell: Bestimmtheitsmaß der Regressionsanalyse
$R^2_{adjustiert}$	Regressionsmodell: Adjustiertes Bestimmtheitsmaß
α_{jensen}	CAPM: Jensens's Alpha
β_{CAPM}	CAPM: Systemisches Risiko
R_f	CAPM: Risikoloser Zins
R_H	CAPM: Rendite eines Fonds
R_m	CAPM: Marktrendite

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1:	Zusammenhang zwischen Buy-Side und Sell-Side.....	10
Abbildung 1.2:	Einteilung der Buy-Side nach Harris (2003).....	12
Abbildung 1.3:	Algorithmic Trading auf der Buy-Side und Sell-Side...	13
Abbildung 1.4:	Kombinationsmöglichkeiten zwischen Buy-Side und Sell-Side.....	15
Abbildung 1.5:	Prozessorientierte Sicht von Algorithmic Trading.....	16
Abbildung 1.6:	Gliederung der Algorithmic Trading Literatur.....	20
Abbildung 1.7:	Ebenenmodell für Algorithmic Trading.....	34
Abbildung 2.1:	Marktmikrostruktur beim Algorithmic Trading.....	38
Abbildung 2.2:	Phasen der Handelsprozesse, in Anlehnung an Picot, Bortenlänger, Röhl (1996).....	47
Abbildung 2.3:	Teilprozesse und deren Aufgaben beim Algorithmic Trading in der Informationsphase.....	51
Abbildung 2.4:	Schnappschuss eines Orderbuches.....	54
Abbildung 2.5:	Gliederung der Teilprozesse der Informationsphase....	58
Abbildung 2.6:	Anlageprozesse nach Lüscher-Marty (2008).....	60
Abbildung 2.7:	Teilprozesse in der Orderroutingphase.....	62
Abbildung 2.8:	Aufgaben der Teilprozesse im Sell-Side Algorithmic Trading.....	67
Abbildung 2.9:	Einordnung elektronischer Handelssysteme in die Transaktionsprozesse.....	71
Abbildung 2.10:	Bedeutung elektronischer Handelssysteme für Algorithmic Trading.....	72
Abbildung 2.11:	Klassifikation von proprietären Handelssystemen.....	77
Abbildung 2.12:	Hypothese vernetzter Märkte.....	82
Abbildung 2.13:	Hypothese zur Vernetzung der Märkte durch Quote Machines.....	85
Abbildung 2.14:	Entwicklungsstufen elektronischer Handelssysteme nach Gomber (2000).....	88
Abbildung 2.15:	Strukturdarstellung einer voll integrierten Computerbörse.....	90
Abbildung 2.16:	System-Architektur beim Algorithmic Trading.....	105
Abbildung 3.1:	Einordnung von Sell-Side Algorithmic Trading in die Phasen der Handelsprozesse.....	109

Abbildung 3.2:	Aufteilung einer Order auf der Sell-Side.....	110
Abbildung 3.3:	Aufgaben zur Orderformulierung in der Orderroutingphase.....	114
Abbildung 3.4:	Formulierung von Orders.....	115
Abbildung 3.5:	Temporärer und permanenter Market Impact.....	119
Abbildung 3.6:	Market Impact Kosten und Timing Risk.....	123
Abbildung 3.7:	Orderkette aus 4 Elementen.....	143
Abbildung 3.8:	Aufgaben zur Orderweiterleitung in der Orderroutingphase.....	144
Abbildung 3.9:	Algorithmic Trading Strategien bei der Orderausführung	145
Abbildung 3.10:	Abgrenzung zwischen Smart Order Routing (SMO) sowie Algorithmic Trading.....	146
Abbildung 3.11:	Beschreibung von illegalem Frontrunning beim Algorithmic Trading.....	164
Abbildung 3.12:	Schematische Darstellung der Prozesse bei der Orderausführung im Algorithmic Trading.....	169
Abbildung 4.1:	Einordnung von Buy-Side Algorithmic Trading in Transaktionsprozesse.....	172
Abbildung 4.2:	Analyse von Buy-Side Algorithmic Trading mittels Stufenmodell.....	173
Abbildung 4.3:	Gliederung der Akteure im Algorithmic Trading.....	175
Abbildung 4.4:	Initiatoren im Buy-Side Algorithmic Trading.....	176
Abbildung 4.5:	Workflow in der Runtime und Post-Trade Phase von einer typischen High Frequency Strategie	179
Abbildung 4.6:	Möglicher Einsatz von CEP-Systemen zur Ordererzeugung im Algorithmic Trading.....	181
Abbildung 4.7:	Schematische Darstellung einer quantitativen Handelsstrategie einer Black Box.....	183
Abbildung 4.8:	Beispiel für ein Supervised NN.....	187
Abbildung 4.9:	Entwicklungsstufen von Software-Agenten beim Algorithmic Trading auf der Buy-Side	191
Abbildung 4.10:	Einfluss der Handelsstrategien auf die Informationsbeschaffung.....	197
Abbildung 4.11:	Aufgaben von Algorithmic Trading in der Informationsauswertung.....	199

Abbildung 4.12: Entwicklungsstufen bei der Auswertung von Textnachrichten im Algorithmic Trading.....	216
Abbildung 4.13: Ergebnisse einer Umfrage von FINalternatives.....	225
Abbildung 4.14: Evolution des Algorithmic Trading.....	226
Abbildung 4.15: Schematische Darstellung der Prozesse im Buy-Side Algorithmic Trading.....	228
Abbildung 5.1: Schematische Darstellung eines Hedgefonds	236
Abbildung 5.2: Überschneidungen in Hedgefonds-Datenbanken.....	241
Abbildung 5.3: Überblick zu den erläuterten Transaktionsprozessen..	263
Abbildung 6.1: Schematischer Überblick über den Aufbau der Tempelhive-Software, als CEP-System.....	271
Abbildung 6.2: Vergleich der Renditen komplexen und einfachen Strategie nach Börsentagen.....	277
Abbildung A1: Zuordnung der Klassen objektorientierten Programmierung zu den Teilaufgaben im Transaktionsprozess der Informationsphase.....	373

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Ausgewählte Definitionen zum Algorithmic Trading.....	8
Tabelle 2: Zusammenfassung endogener und exogener Marktdaten in der Informationsphase.....	53
Tabelle 3: Beispiel für Order-Grundtypen im elektronischen Handelssystem XETRA.....	64
Tabelle 4: Orderzusätze der Orderarten im XETRA Handelssystem.....	65
Tabelle 5: Marktmikrostruktur von Algorithmic Trading.....	68
Tabelle 6: Gliederung von Börsenformen entsprechend ihrer Marktorganisation nach Gomber (2000).....	74
Tabelle 7: Direct Market Access im Handelssystem XETRA.....	94
Tabelle 8: Zuordnung der Eigenschaften von Software-Agenten auf Algorithmic Trading.....	102
Tabelle 9: Definitionen speziell zu Sell-Side Algorithmic Trading.....	111
Tabelle 10: Klassifikation der Transaktionskosten.....	117
Tabelle 11: Übersicht weit verbreiteter Benchmarks beim Algorithmic Trading.....	125
Tabelle 12: VWAP Varianten nach Madhavan (2002).....	127
Tabelle 13: Realisierung des VWAP.....	129
Tabelle 14: Schematischer Überblick zu Benchmarks im Algorithmic Trading.....	133
Tabelle 15: Kategorisierung der Handelsstrategien (Sell-Side).....	148
Tabelle 16: Gliederung von Handelsstrategien beim Sell-Side Algorithmic Trading.....	152
Tabelle 17: Übersicht technischer Konzepte zur Beschreibung von Algorithmic Trading.....	178
Tabelle 18: Eigenschaften von Software-Agenten und Zuordnung im Algorithmic Trading (Buy Side).....	192
Tabelle 19: Einfluss der Handelsstrategien auf die Prozesse beim Algorithmic Trading.....	204
Tabelle 20: Gliederung der Handelsstrategien nach Aldridge.....	206
Tabelle 21: Hedgefonds-Strategien in der Mar/Hedge Datenbank.....	247
Tabelle 22: Einteilung der Hedgefonds-Klassen in der Lipper (TASS) Datenbank.....	249

Tabelle 23: Klassifikation von Hedgefonds-Strategien in der HFR-Datenbank.....	255
Tabelle 24: Kategorisierung von Hedgefonds-Strategien durch eine Analyse von Renditen.....	259
Tabelle 25: Deskriptive Statistiken der komplexen Strategie mit Algorithmic Trading und einer Buy-Hold Strategie ohne Algorithmic Trading.....	275
Tabelle 26: Ergebnisse des Kolmogorov Smirnov Tests zur Normalverteilung.....	279
Tabelle 27: Gliederung der Style-Faktoren von Hedge Fonds.....	286
Tabelle 28: Style-Analyse der Renditen einer komplexen und einer einfachen Strategie unter Verwendung der Regressionsfaktoren von Fung, Hsieh (2004a).....	300
Tabelle 29: Style-Analyse der simulierten Renditen mit zusätzlichen Regressionsfaktoren.....	306
Tabelle 30: Regressionsanalyse mit Volumen als Regressionsfaktor.....	309
Tabelle 31: Vereinfachte Auswahl objektorientierten Klassen der Tempelhove-Software.....	374
Tabelle 32: Rohdaten der Simulation der komplexen Strategie (Algorithmus D01b4) und der einfachen Strategie (Buy-Hold).....	382

1 Einführung

1.1 Problemstellung

Im September 2008 führte u.a. die Immobilienkrise (*Subprime Mortgage Crisis*) in den USA zum Zusammenbruch der renommierten Investmentbank Lehman Brothers. Der Zusammenbruch sendete Schockwellen über die internationalen Finanzmärkte. In den Folgemonaten intervenierten viele Zentralbanken und Regierungen weltweit, um einen Zusammenbruch weiterer Banken (z.B. *Hypo Real Estate* in Deutschland) oder ganzer Staaten (z.B. Island) zu verhindern. Als Urheber dieser jüngsten Finanzkrise wurde in der Presse oft der computergesteuerte Börsenhandel (*Algorithmic Trading*) von Hedgefonds und Investmentbanken ausgemacht, bei dem komplexe Investmentstrategien mit Hilfe von Software-Programme umgesetzt und Transaktionen in Millisekunden durchgeführt werden.

Die vielen negativen Medienberichte und die allgemeine Skepsis gegenüber dem Thema zeigen, wie unverständlich dieser Bereich der Bankwelt für die Öffentlichkeit geworden ist. Es herrscht Unkenntnis über die Methoden und Techniken, die im Algorithmic Trading angewendet werden. Diesem Bereich werden gerne alle Anomalien zuordnet, die auf den Finanzmärkten auftreten. Das Problem besteht in der Intransparenz des Algorithmic Trading, die dazu führt, dass keinerlei Informationen aus den Banken nach außen getragen werden. Stattdessen wird das Wissen um die Strategien geheim gehalten (*Black Boxes*) und als Geschäftsgeheimnis gehütet.¹ Diese „*Kultur der Geheimhaltung*“ macht es fast unmöglich,

1 Ein Beispiel dafür ist der Fall von Sergeij Aleynikov, einem früheren Mitarbeiter der US-Investmentbank *Goldman Sachs*. Aleynikov wurde am 3. Juli 2009 am Flughafen von New Jersey durch das FBI festgenommen, nachdem man ihm Vorwurf einen geheimen Computercode der Bank gestohlen und auf einen Webserver nach Deutschland überspielt zu haben. Nach Angaben der Bank bot dieses Computerprogramm die Möglichkeit, die Märkte in „unfairer Weise“ zu manipulieren und stellte ein potentielles Risiko für die Finanzmärkte dar. Aleynikov hatte zuvor ein

festzustellen, in welchem Ausmaß Algorithmic Trading angewendet wird und wie die Strategien im Inneren der Software aussehen. Dadurch lassen sich auch die Vor- und Nachteile des Algorithmic Trading nur schwer bestimmen, und Chancen und Risiken dieser Technologie bleiben im Dunkeln.

Die wissenschaftliche Literatur über Algorithmic Trading ist zweigeteilt und beschäftigt sich mit der Orderausführung (*Transaktionsdurchführung*) einerseits und der Ordererzeugung (*Investmentstrategien*) andererseits. Die Orderausführung dominiert die noch junge Literatur, die Ordererzeugung spielt bisher noch keine Rolle. Aber gerade in diesem Bereich werden die Investmententscheidungen getroffen, Käufe und Verkäufe veranlasst. Hier entstehen die Risiken.

Diese Arbeit verfolgt die Idee, die Kultur der Geheimhaltung zu umgehen, und Algorithmic Trading indirekt über die Analyse der Renditen (z.B. von Hedgefonds) nachzuweisen. Die Untersuchung konzentriert sich dabei auf die Ordererzeugung und soll darstellen, welche Strategien es im computergesteuerten Handel gibt und wie sich diese erkennen lassen. Schon die Beantwortung dieser einfachen Frage birgt große Schwierigkeiten in sich, weil nicht eindeutig bestimmbar ist, wo das menschliche Handeln aufhört und wo Algorithmic Trading beginnt. Diese Arbeit greift das Identifikationsproblem auf und verfolgt die Forschungsfrage, *welche Aussagen sich über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-)Renditen ziehen lassen.*

Der Autor verfolgt einen experimentellen Ansatz zur Beantwortung der Forschungsfrage. Zuerst werden die *qualitativen* Eigenschaften des Algorithmic Trading untersucht. Danach werden diese Eigenschaften *quantitativen* Daten gegenüber gestellt, die mit einer eigenen Algorithmic Trading Software simuliert wurden. Anders als in der geschlossenen Bank-

Job-Angebot des mit Goldman Sachs konkurrierenden Consulting-Unternehmens Teza Technologies LLC angenommen, die von einem ehemaligen Mitarbeiter des US-Hedgefonds Citadel gegründet wurde. Vgl. Weil (2009).

welt, sind in der Simulation sämtliche Entscheidungsparameter (Algorithmen) bekannt. Mit der Methode der Multifaktorenregression von **FUNG UND HSIEH** erfolgt abschließend ein Vergleich der simulierten mit einer einfachen Strategie, um auf die empirischen Eigenschaften des Algorithmic Trading zu schließen.² Damit wird eine Basis für die Identifikation von Algorithmic Trading in weiteren Untersuchungen geschaffen.

1.2 Abgrenzung des Themas

Die Erforschung von Algorithmic Trading ist so umfangreich, dass nicht alle Teilaspekte gleichermaßen berücksichtigt werden können. Algorithmic Trading wird hier nicht auf bestimmte Wertpapiermärkte (z.B. FWB, XETRA) beschränkt, sondern aus Sicht eines Investors betrachtet, der über Ländergrenzen und Handelssysteme hinweg investiert. Die Literatur zum Thema ist spärlich, viele Publikationen wenden sich an Praktiker und Laien. Die Fragestellung wird im Laufe der Untersuchung deshalb auf Hedgefonds eingegrenzt, die über eine umfangreiche Literatur verfügen. Die Rolle des Algorithmic Trading in der Subprime Mortgage Crisis, die (operationellen³) Risiken oder die historische Entwicklung von Algorithmic Trading⁴ sind für die Beantwortung der Forschungsfrage irrelevant und finden keine Beachtung. Die Auswirkungen von Algorithmic Trading im Bereich der Transaktionsabwicklung (*Clearing and Settlement*)⁵ übersteigen den Rahmen dieser Arbeit und werden deshalb vernachlässigt. Die Regulierung von Algorithmic Trading durch Finanzaufsichtsbehörden und Börsen (z.B. Circuit Breakers⁶) ist für die Forschungsfrage auch nicht relevant.

2 Vgl. Fung und Hsieh (1997).

3 Für eine Erklärung operationeller Risiken vgl. Alexander (2003).

4 Der interessierte Leser wird auf Derman (2004) verwiesen.

5 Für eine Erläuterung der sogenannten „*Trade Facilitators*“, siehe dazu auch Harris (2003), S. 34ff.

6 Vgl. Nabben (1996).

1.3 Begriffsabgrenzung

1.3.1 Algorithmic Trading

Eine Order ist ein formelles Kauf- oder Verkaufsgebot eines Investors, das an Finanzintermediäre⁷ übermittelt wird.⁸ Der Begriff der *Ordererzeugung* beschreibt die Prozesse beim Investor, bei denen Investmententscheidungen getroffen und Orders formuliert werden. Der Begriff der *Orderausführung* beschreibt alle Prozesse beim Finanzintermediär, die der Realisierung der Kauf- und Verkaufsgebot in einer Transaktion dienen. Unter einer Transaktion versteht man die erfolgreiche Zusammenführung von kompatiblen Kauf- und Verkaufsorders.⁹

Der Begriff Algorithmic Trading (*kurz: Algo Trading*) bedeutet übersetzt: „(Börsen-)Handel mit Algorithmen“. Bisherige Definitionen von Algorithmic Trading haben widersprüchliche Bedeutungen. **GROSSMANN** definiert Algorithmic Trading beispielsweise ausschließlich mit der Funktion der Orderausführung, ohne die Prozesse zur Ordererzeugung zu beachten.¹⁰ Er schreibt, Algorithmic Trading sei die:

*„... automated computer-based execution of equity orders via direct market-access channels, usually with the goal of meeting a particular benchmark“.*¹¹

7 Zur Existenz von Finanzintermediären siehe Hartmann-Wendels, Pfingsten, Weber (2004), S. 108f.

8 Vgl. Gomber (2000), S. 11 Fußnote 8.

9 Vgl. Gomber (2000), S. 11 Fußnote 8.

10 Vgl. Grossmann (2005).

11 Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1 zitiert nach Grossmann (2005).

Liquidität ist die Bereitschaft eines Börsenteilnehmers, die Gegenseite in einer Transaktion zu bilden und ein existierendes Angebot bzw. eine Nachfrage des Kontrahenten anzunehmen.¹² Ein elektronisches Handelssystem dient dazu, die Kauf- und Verkaufsinteressen an einem Ort zu konzentrieren.¹³

GOMBER UND GSELL definieren Algorithmic Trading als die automatisierte Aufteilung einer großen Wertpapierorder in Orders mit kleineren Stückzahlen.¹⁴ Die dabei entstandenen Teilorders werden – bei Vorhandensein von entsprechender Liquidität – in das elektronische Handelssystem einer

12 In der Literatur gibt es einen Konsens hinsichtlich der Definitionen für Liquidität. **HARRIS** fasst die bisherigen Erkenntnisse zur Liquidität zusammen und definiert sie als die Fähigkeit, eine Transaktion mit hohem Ordervolumen zu jedem beliebigen Zeitpunkt ausführen zu können, wenn der Wunsch dazu besteht. Sie kann als das Ergebnis einer „bilateralen Suche“ interpretiert werden, bei der Käufer nach Verkäufern und umgekehrt suchen. Für **HARRIS** ist Liquidität das wichtigste Kriterium, um die Funktionsweise eines Handelssystem zu beurteilen, den sie zeigt an, wie effektiv die Zusammenführung von Käufern und Verkäufern an einer Börse funktioniert. Vgl. Harris (2003), S. 394. Liquidität kann man nach drei Dimensionen unterteilen: Sofortigkeit („*Immediacy*“), Marktbreite („*Market Width*“) und Markttiefe („*Market Depth*“). Die Beschreibungen der Dimensionen sind der Literatur ist aber oft nicht konsistent. *Immediacy* beschreibt die Zeit, die benötigt wird, um eine Transaktion mit einem vorgegebenen Volumen zu festgelegten Transaktionskosten durchführen zu können. Von Marktbreite spricht man, wenn Käufer und Verkäufer, große Volumina handeln können, ohne erhebliche Kursbewegungen zu verursachen. Markttiefe ist gegeben, wenn Transaktionen in der Nähe eines theoretischen Gleichgewichtskurses durchgeführt werden können. Vgl. Gomber (2000), S. 13. In Anlehnung an viele andere Forschungsarbeiten definiert **KAUL** den (unbekannt) Gleichgewichtskurs als Mittelpunkt zwischen höchstem Verkaufskurs und niedrigstem Kaufkurs ($\frac{1}{2}$ Spread). Käufer (Verkäufer) zahlen in Relation zu diesem Gleichgewichtspreis immer auch einen Aufschlag (Abschlag). Vgl. Kaul (2001), S. 30f. Markterneuerungskraft („*Market Resilience*“) ist die Fähigkeit des Marktes kurzfristige Orderungleichgewichte, die zu Abweichungen vom Gleichgewichtskurs geführt haben, wieder auszugleichen. Vgl. Harris (2003), S. 400.

13 Eine ausführliche Definition der elektronischen Handelssysteme erfolgt in Abschnitt 2.2, S. 69 dieser Arbeit.

14 Vgl. Gomber, Gsell (2006), S. 5.

Börse geleitet.¹⁵ Diese Definition der Autoren bezieht sich ebenfalls nur auf die Prozesse zur Orderausführung, ohne die Ordererzeugung zu beachten.

Im Gegensatz zu den zwei genannten Autoren definiert **LE BRETON** Algorithmic Trading nicht ausschließlich mit der Funktion der Orderausführung, sondern fügt der Definition auch die Funktion der Ordererzeugung hinzu.¹⁶ Seine Definition beschreibt Algorithmic Trading aus einer technischen Perspektive, ohne die finanzwirtschaftlichen Begriffe einzubeziehen. Die Orderausführung erfolgt danach mit Algorithmen und autonomen Agenten, die strategisch gewählten Parameter folgen.¹⁷ Die Ordererzeugung beschreibt er z.B. mit dem Einsatz von Computergrafiken.¹⁸

„...aujourd'hui trading algorithmique se compose de deux activités : les opérations de bourse assistées par des algorithmes qui anticipent et favorisent les opportunités de bénéfices (en informant le trader par des graphiques, des alertes et des traitements automatiques), et le trading automatisé qui utilise des automates comme agents autonomes effectuant des transactions selon des algorithmes et des stratégies paramétrées.“¹⁹

Die Funktion der Ordererzeugung (*Orderauslösung*) wird auch von der Definition der **DEUTSCHEN BÖRSE AG** aufgegriffen.²⁰ Sie definiert Algorithmic Trading als „zunehmenden Einsatz von vollständig rechnergestützten Handelsstrategien“ oder allgemein als „algorithmischen Handel“.²¹ Unter algorithmischem Handel versteht sie dann wiederum eine:

15 Vgl. Gomber, Gsell (2006), S. 5.

16 Vgl. Le Breton (2007).

17 Vgl. Le Breton (2007), S. 1.

18 Vgl. Le Breton (2007), S. 1.

19 Le Breton (2007), S. 1.

20 Vgl. Deutsche Börse AG (2009a), S. 110.

21 Die **DEUTSCHE BÖRSE AG** sieht im algorithmischen Handel das größte Wachstumssegment für den Börsenumsatz auf dem elektronischen Handelssystem XETRA. So

„Handelstechnik bei der die Systeme der Teilnehmer Kauf- und Verkaufsaufträge generieren, die von zuvor bestimmten mathematischen Bedingungen, den Algorithmen, ausgelöst wurden.“²²

Tabelle 1, S. 8, fasst die widersprüchlichen Definitionen zum Algorithmic Trading noch einmal zusammen. Die Tabelle zeigt, dass sich in den Definitionen zwei grundlegende Prozesse wiederfinden, die immer wieder aus unterschiedlichen Perspektiven betrachtet werden. Dies ist erstens die *Ordererzeugung*, bei der Computersoftware den Investor bei der Kauf- und Verkaufsentscheidungen unterstützt (*Entscheidungsunterstützung*), und zweitens die *Orderausführung*, bei der ein Computer den Finanzintermediär bei der Weiterleitung und Ausführung einer Order unterstützt (*Transaktionsunterstützung*). Zur Herleitung einer funktionalen Definition von Algorithmic Trading werden diese beiden Funktionen im folgenden Abschnitt den Rollen einzelner Finanzintermediäre zugeordnet, die man nach *Buy-Side* und *Sell-Side* unterscheiden kann.

stieg der Anteil des algorithmischen Handels im Jahresdurchschnitt 2008 auf ca. 43%, gemessen am gesamten Handelsvolumens auf XETRA. Ein Anstieg von 4% im Vergleich zum Vorjahr. Vgl. Deutsche Börse AG (2009a), S. 110.

22 Deutsche Börse AG (2009a), S. 239.

Autor	Definition von Algorithmic Trading	Perspektive	Funktions-Zuordnung
DOMOWITZ UND YEGERMAN (2005A)	<i>Algorithmic Trading is the „... automated computer-based execution of equity orders via direct market-access channels, usually with the goal of meeting a particular benchmark“ .²³</i>	Finanzwirtschaftlich	Orderausführung
GOMBER UND GSELL (2006)	<i>Algorithmic Trading... “emulates a broker’s core competency of slicing a big order into a multiplicity of smaller orders and of timing these orders to minimise market impact via electronic means”.²⁴</i>	Finanzwirtschaftlich	Orderausführung
LE BRETON (2007)	<i>„...aujourd’hui trading algorithmique se compose de deux activités: les opérations de bourse assistées par des algorithmes qui anticipent et favorisent les opportunités de bénéfices (en informant le trader par des graphiques, des alertes et des traitements automatiques), et le trading automatisé qui utilise des automates comme agents autonomes effectuant des transactions selon des algorithmes et des stratégies paramétrées.“²⁵</i>	Technisch	Ordererzeugung & Orderausführung
DEUTSCHE BÖRSE AG (2009A)	<i>„Vollständig rechnergestützten Handelsstrategien“²⁶</i>	Technisch	Ordererzeugung

Tabelle 1: Ausgewählte Definitionen zum Algorithmic Trading

23 Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1 zitiert nach Grossmann (2005).

24 Gomber, Gsell (2006), S. 5.

25 Le Breton (2007), S. 1.

26 Deutsche Börse AG (2009a), S. 110.

1.3.2 Buy-Side und Sell-Side

1.3.2.1 Überblick

STORKENMAIER, MÜLLER UND WEINHARD unterscheiden beim Algorithmic Trading zwei grundlegende Formen: das Agency Trading (*die Automatisierung der Wertpapierausführung beim Broker im Auftrag des Kunden*) und das Proprietary Trading (*den Eigenhandel mit Handelsstrategien zur Mustererkennung oder dem Hochfrequenzhandel*).²⁷ Für diese Kategorisierung von Algorithmic Trading kann man in der Literatur weitere, unterstützende Belege finden. Hier erfolgt eine generelle Unterscheidung von *Investmentbanken*²⁸ nach der *Buy-Side* und der *Sell-Side*. Wie die folgenden Abschnitte zeigen, kann man die Unterscheidung von *Buy-Side* und *Sell-Side* auf das Algorithmic Trading übertragen, und damit die zwei grundlegenden Funktionen erklären.

Unter der *Sell-Side* versteht man allgemein die Anbieter von Waren oder Dienstleistungen. Die *Buy-Side* besteht aus deren Nachfragern. Wie FLEURIET darstellt, lassen sich die Investmentbanken, je nachdem, welche Rolle sie dabei einnehmen, der *Buy-Side* oder *Sell-Side* zuordnen.²⁹ Diese Zuordnung ist universell und nicht auf das Trennbankensystem oder das Universalbankensystem beschränkt. HARRIS definiert das Begriffspaar aus Sicht der internationalen Finanzmärkte. Dabei besteht die *Buy-Side* aus Händlern, die Transaktions-Dienstleistungen (z.B. *Exchange Services*)

27 Vgl. Storkenmaier, Müller, Weinhard (2010), S. 371.

28 Investmentbanken können als Finanzintermediäre betrachtet werden, welche den erstmaligen Verkauf neu emittierter Wertpapiere an Investoren auf dem Primärmarkt organisieren, oder den Kauf oder Verkauf von bereits im Umlauf befindlichen Wertpapiere auf dem Sekundärmarkt zwischen Investoren vermitteln. Vgl. u.a. Wellons, Germidis, Glavanis (1986), S. 93ff. Unter dem Primärmarkt versteht man Märkte die Unternehmen, Regierungen oder Haushalte der erstmaligen Kapitalbeschaffung dienen. Unter dem Sekundärmarkt versteht man Märkte, auf denen Investoren die Rechte an diesem Kapital handeln. Vgl. z.B. Dabous, Rabhi (2008), S. 30.

29 Vgl. Fleuriet (2008), S. 35.

kaufen.³⁰ Eine notwendige Voraussetzung dafür ist das Vorhandensein von Liquidität. Die Händler der *Sell-Side* verkaufen diese Liquidität an die Händler der *Buy-Side*.³¹

1.3.2.2 Sell-Side Banken

Die *Sell-Side* bietet ihren Service den *Buy-Side* Institutionen an, um deren Transaktionswünsche zu erfüllen.³² Sie existiert nur deshalb weil die *Buy-Side* bereit ist, für Liquidität zu bezahlen.³³ HARRIS unterteilt die *Sell-Side* in Broker und Dealer, die sich nach ihrer Kundenbeziehung unterscheiden.³⁴ Einen Überblick dazu bietet Abbildung Nr. 1.1, S. 10.

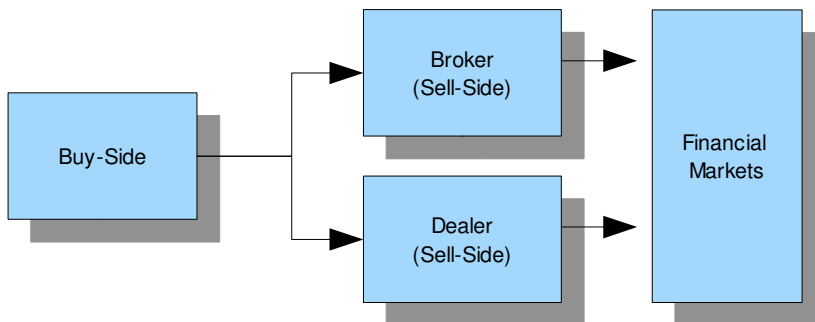


Abbildung 1.1: Zusammenhang zwischen Buy-Side und Sell-Side

30 Vgl. Harris (2003).

31 Vgl. Harris (2003), S. 32.

32 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

33 Vgl. Harris (2003), S. 34.

34 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

Dealer wenden sich direkt an die Finanzinstitute der *Buy-Side*, die Wertpapiere kaufen oder verkaufen wollen.³⁵ Sie versuchen, die Wertpapiere selbst niedrig zu kaufen und teuer zu verkaufen.³⁶ In dieser Funktion sind sie oft auch *Marktmacher* (engl.: *Market Maker*), das heißt, sie stellen einen Kauf- und Verkaufskurs an einer Börse. Der *Dealer* finanziert seinen Unterhalt aus dem Unterschiedsbetrag der Kauf- und Verkaufskurse (*Spread*).³⁷ Im Gegensatz dazu stehen nach HARRIS die *Broker*, die auf Kommissionsbasis arbeiten.³⁸ Die *Broker* helfen ihren Kunden, einen anderen Vertragspartner zu finden, ohne selbst in die Transaktion einzutreten. Dafür erhalten sie eine Provision, abhängig vom Transaktionsvolumen. Eine Mischform stellen *Broker-Dealer* dar, die beide Funktionen miteinander verbinden, das heißt, sie treten sowohl direkt als Vertragspartner in einer Transaktion auf (*Dealer*) als auch als Vermittler einer Transaktion (*Broker*).³⁹ *Sell-Side* Banken sind demnach Finanzinstitute, die im Kundenauftrag und auf Kommissionsbasis Aktien kaufen oder verkaufen.⁴⁰ Beispiele für *Sell-Side* Banken sind z.B. Marktmacher, Brokerages, Börsenhändler, Retail-Broker oder Discount Broker.⁴¹

35 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

36 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

37 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

38 Vgl. Harris (2003), S. 33f.

39 Harris (2003), S. 33f.

40 GROYSBERG, HEALY, CHAPMAN, SHANTIKUMAR UND GUI verfeinern diese Begriffsdefinition aus der Perspektive eines Analysten. *Sell-Side* Analysten arbeiten für Investmentbanken, Dealer, Brokerages oder Research Boutiques. Ihre Investment-Analysen werden an private und institutionelle Anleger verkauft und sind an die Öffentlichkeit gerichtet. Diese Investmentanalysen der *Sell-Side* werden oft von Fernsehmoderatoren für die Erklärung von Marktbewegungen in Einzelaktien herangezogen. Vgl. Groysberg, Healy, Chapman, Shantikumar, Gui (2007), S. 1.

41 Vgl. dazu Harris (2003), S. 34.

1.3.2.3 Buy-Side Banken

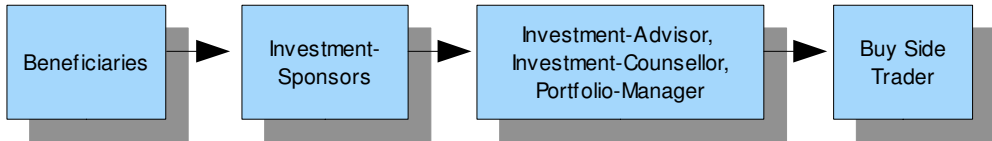


Abbildung 1.2: Einteilung der Buy-Side nach Harris (2003), S. 33f.

Nach **HARRIS** investieren *Buy-Side* Institute die Gelder ihrer Investoren (*Beneficiaries*).⁴² *Buy-Side* Institutionen werden daher auch *Investment-Sponsors* genannt.⁴³ Der *Investment-Sponsor* vertraut das Fondsmanagement und die Verwaltung seiner Fonds dem *Investment-Advisor* (auch bekannt als *Investment-Counsellor*, *Investment-Manager* oder *Portfolio-Manager*) an.⁴⁴ Die Handelsentscheidungen des *Investment-Advisor's* werden oft durch den Händler (*Buy-Side Trader*) ausgeführt.⁴⁵ Abbildung 1.2 (S. 12) stellt die *Buy-Side* in einer Übersicht dar.

Diese Definition beschränkt die *Buy-Side* nicht ausschließlich auf die Investoren, sondern darin werden fünf Gruppen von Börsenteilnehmern zusammengefasst (*Investors*, *Borrowers*, *Hedgers*, *Asset Exchangers*, *Gamblers*).⁴⁶ *Buy-Side* Banken sind also Finanzinstitute, die auf eigene Rechnung handeln (*Eigenhandel* betreiben).⁴⁷ Diese Finanzinstitute werden auch als *Money Management Firms* bezeichnet.⁴⁸ Diese Definition setzt

42 Vgl. dazu Harris (2003), S. 33.

43 Vgl. dazu Harris (2003), S. 33.

44 Vgl. dazu Harris (2003), S. 33.

45 Vgl. dazu Harris (2003), S. 33.

46 Vgl. dazu Harris (2003), S. 33.

47 Vgl. Groysberg et al (2007), S. 1-2.

48 Vgl. Groysberg et al (2007), S. 1-2.

voraus, dass sie über genügend Kapital der *Beneficiaries* verfügen. Beispiele für *Buy-Side* Banken sind z.B. Investmentfonds, Hedgefonds, Pensionskassen oder University Endowments.⁴⁹

1.3.2.4 Funktionen des Algorithmic Trading

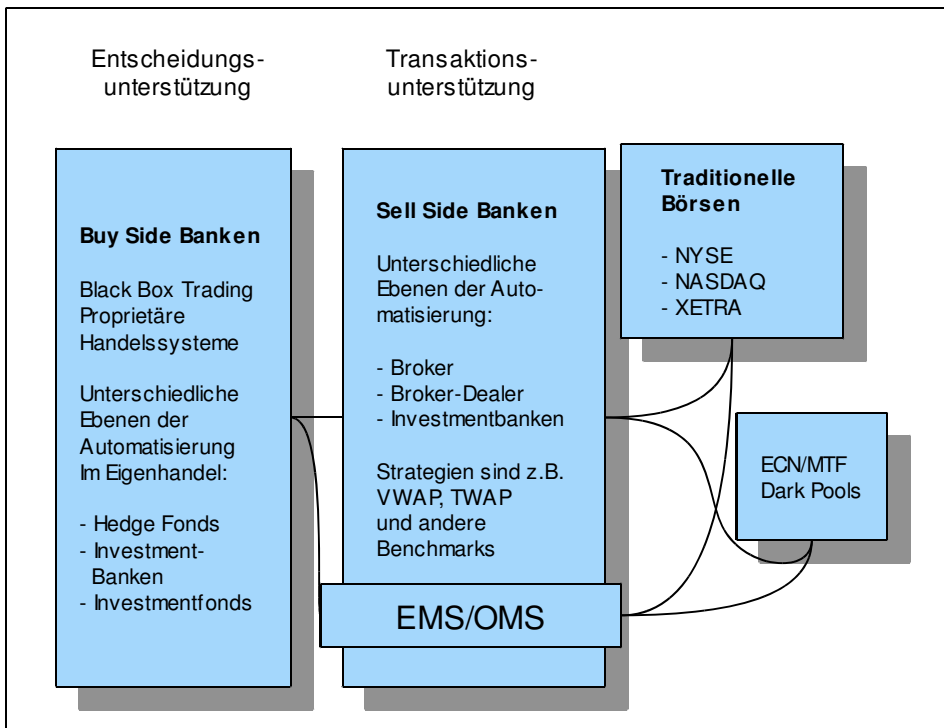


Abbildung 1.3: Algorithmic Trading auf der Buy-Side und Sell-Side (Quelle: Lattemann, Gomolka (2009)).

49 Vgl. Harris (2003), S. 33.

Sell-Side Banken sind Finanzintermediäre, welche die *Buy-Side* Banken bei der Abwicklung ihrer Transaktionen unterstützen. Dazu gehören auch Finanzintermediäre, die sich auf die Ausführung von Wertpapieraufträgen mit Hilfe von Algorithmic Trading Software spezialisiert haben. *Buy-Side* Banken sind Finanzinstitute, die sich vorrangig mit Eigenhandel beschäftigen. Dazu gehören auch solche Banken, die sich auf den Eigenhandel mit Hilfe von Algorithmic Trading Software spezialisiert haben (siehe Abbildung Nr. 1.3, S. 13).

Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* dient also der Transaktionsunterstützung. Die Finanzintermediäre übernehmen die Weiterleitung von Orders an die Börsensysteme (*Orderplatzierung*) und mit der Reduzierung potentieller Marktbeeinflussung (*Market Impact*⁵⁰). Die dafür eingesetzten Software-Systeme zur Orderplatzierung sind meist standardisierte Software-Programme, die über einen Pool von mehreren (hundert) vorgefertigten *Algorithmen* verfügen können. Die Algorithmen werden genutzt, um eine Order in kleinere Bestandteile aufzulösen und Stück für Stück an die Börse zu übermitteln (z.B. in Execution und Order Management Systemen [*EMS, OMS*] oder durch Smart Order Routing⁵¹ [*SMO*]).

Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* dient hingegen der Entscheidungsunterstützung. Die von den Finanzinstituten eingesetzte Software enthält Algorithmen, die zur Datenanalyse und Mustererkennung dienen. Je nachdem, wie automatisch diese Software aufgebaut ist, werden dem Investor nur Kauf- und Verkaufssignale geliefert, so dass dieser seine Order (manuell) formulieren kann. Alternativ kann diese Software auch die vollautomatische, selbstständige Erzeugung von Orders übernehmen. Unabhängig von ihrer Entstehung werden die erzeugten Orders an die *Sell-Side* Software übergeben.

50 Für eine Erklärung des Market Impact siehe Abschnitt 3.4.2.2 , S. 118, dieser Arbeit.

51 Die Systeme zum Smart Order Routing werden in Abschnitt 3.5.2.1 , S. 146, vorgestellt.

1.3.2.5 Abgrenzungsprobleme

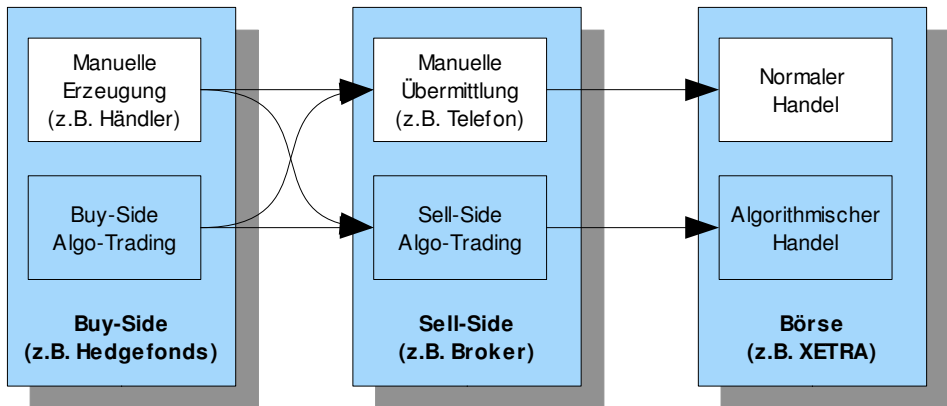


Abbildung 1.4: Kombinationsmöglichkeiten zwischen Buy-Side und Sell-Side

Die Grenzen zwischen Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* und *Sell-Side* sind fließend. Der Begriff Algorithmic Trading wird widersprüchlich verwendet, ohne ihn einer Seite zuzuordnen. Für Branchenfremde ist der Unterschied zwischen den Algorithmen in der Software dann nicht fassbar, so dass einfache Algorithmen zur Orderplatzierung (*Guerilla*, *VWAP*, *TWAP*, *Sniper* etc.) mit Algorithmen zur Ordererzeugung gleichgesetzt werden.

Abbildung 1.4, S. 15, macht dieses Abgrenzungsproblem aus Sicht der **DEUTSCHEN BÖRSE AG** deutlich. Sie ist Betreiberin des elektronischen Handelssystems XETRA. Ihre empirische Angaben zum algorithmischen Handel können auf Basis eines neuen Preismodells abgeleitet werden, bei dem die **DEUTSCHE BÖRSE AG** alle Orders von Algorithmic Trading Kunden mit einem speziellen Stempel kennzeichnet (*ATP-Stempel*).⁵² Im Gegensatz dazu steht der „*normale Handel*“, der aus Orderströmen besteht,

⁵² Vgl. Deutsche Börse AG (2009b).

die nicht über dieses Preismodell abgewickelt werden. Aus Sicht der **DEUTSCHEN BÖRSE AG** entspricht der algorithmische Handel also den mit dem *ATP-Stempel* versehenen Orders, die direkt auf das elektronischen Handelssystem XETRA treffen. Aber die **DEUTSCHE BÖRSE AG** sieht im Orderbuch de facto nur den algorithmischen Handel der *Sell-Side* (siehe Abbildung Nr. 1.3, S. 13). In deren algorithmischem Handel vermischen sich manuell-erstellte (nicht-algorithmische) und automatisch-erstellte (algorithmische) Orders von der *Buy-Side* (siehe Abbildung Nr. 1.4, S. 15). Über die genaue Herkunft einer Order kann die **DEUTSCHE BÖRSE AG** also keine Angaben machen. Diese unscharfe Sicht auf Algorithmic Trading spiegelt sich auch in den wissenschaftlichen Beiträgen zum Algorithmic Trading wider, welche sich auf XETRA-Daten stützen.

1.3.3 Funktionale Definition von Algorithmic Trading

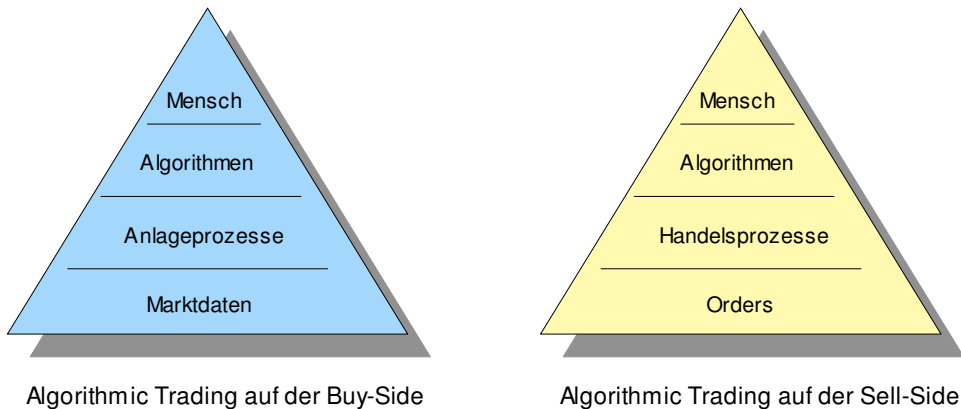


Abbildung 1.5: Prozessorientierte Sicht von Algorithmic Trading

Eine prozessorientierte, funktionale Definition von Algorithmic Trading muss sowohl die *Ordererzeugung* als auch die *Orderausführung* beinhalten. Sie muss sowohl die Rolle der Algorithmen bei diesen zwei Aufgaben beschreiben als auch dem technischen Charakter der Software ge-

recht werden, die dabei zum Einsatz kommt. Diese Arbeit verfolgt eine finanzwirtschaftliche Perspektive. Das heißt, die Definition dient nicht der Darstellung technischer Inhalte, sondern soll Algorithmic Trading aus Sicht der Finanzmärkte definieren.

Abbildung 1.5, S. 16, zeigt die Unterschiede zwischen Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* und *Sell-Side* aus prozessorientierter Sicht. Die Basis der *Buy-Side* besteht aus Marktdaten. Anlageprozesse (*Asset Allocation*) beschreiben die systematische Diversifikation von Finanzvermögen, die man in strategische (*langfristige*) und taktische (*kurzfristige*) *Asset Allocation* gliedern kann (siehe Abschnitt 2.1.3.3, S. 58, dieser Arbeit).⁵³ Die Aufgabe der Algorithmen auf der *Buy-Side* besteht darin, die Art und Weise der Datenauswertung mit bestimmten Verfahren zu regeln, die durch die Menschen (z.B. Programmierer, Investoren oder Fondsmanager) vorgegeben werden. Je nachdem, welche *Asset Allocation* verfolgt wird, werden mit Hilfe der Software entweder nur Kurssignale abgeleitet oder selbstständig Orders generiert.

Die Basis der *Sell-Side* besteht hingegen aus Orders, die von der *Buy-Side* zur Verfügung gestellt werden. Die Handelsprozesse sind eine dynamische Sichtweise der einzelnen Phasen im Wertpapierhandel (siehe Abschnitt 2.1.2.2, S. 47, dieser Arbeit).⁵⁴ Die Aufgabe der Algorithmen auf der *Sell-Side* besteht darin, die Handelsprozesse zu überwachen und die Ausführung der empfangenen Orders mit bestimmten Verfahren dem Marktangebot oder der -nachfrage anzupassen. Das heißt, die Algorithmen dienen dazu, den optimalen *Transaktionszeitpunkt*, die *Ordergröße* und den *Orderpreis* festzulegen. Der Mensch gibt diese Verfahren vor, indem er die Software programmiert, die laufenden Prozesse entweder kontrolliert oder darin eingreift.

53 Vgl. Lüscher-Marty (2008), S. 2.25.

54 Vgl. Gomber (2000), S. 11.

Beide Arten von Algorithmen dienen dazu, langfristige Handlungsanweisungen (*Handelsstrategien*) umzusetzen, die durch den Menschen vorgegeben werden. Eine Strategie ist die langfristige Planung von Handlungsanweisungen und die Essenz aller Aktivitäten, die sich im Vergleich zur Konkurrenz unterscheiden.⁵⁵ Die Algorithmen stellen Lösungsverfahren dar, die in eine Software eingebettet werden und der Auswertung von Marktdaten oder der Ausführung von Orders dienen. Man kann mehrere Lösungsverfahren gleichzeitig für die Bewältigung einer Aufgabe einsetzen und ihre Ergebnisse kombinieren oder gegeneinander abwägen. Die Software bildet den technischen Rahmen für alle diese Prozesse. Sie wird in eine technische System-Umgebung integriert, in der sie mit anderen Computerprogrammen kommunizieren kann (siehe Abschnitt 2.3.5, S. 105). Daraus lässt sich die folgende allgemeine Definition von Algorithmic Trading ableiten, die im weiteren Verlauf der Arbeit verfolgt wird:

Algorithmic Trading ist die Ausführung oder Unterstützung einer Handelsstrategie unter Zuhilfenahme von intelligenten, elektronischen Lösungsverfahren, die miteinander kombiniert werden können.

Der Vorteil dieser allgemeinen Definition ist, dass sie auch solches Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* oder *Sell-Side* erfasst, bei dem die Grenzen zwischen Mensch und Computer fließend sind. Die folgenden Kapitel zeigen, dass diese fließende Grenze bei der Identifikation von Algorithmic Trading besondere Schwierigkeiten bereitet.

⁵⁵ Vgl. Porter (1996), S. 64.

1.3.4 Zusammenfassung

Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* und *Sell-Side* bilden eine funktionale Einheit. Die *Sell-Side* wird von der *Buy-Side* mit Kauf- und Verkaufsaufträgen versorgt und liefert im Gegenzug Spezialwissen zur Ausführung von Orders. Die *Buy-Side* kann die Kauf- und Verkaufsaufträge mit manuellen oder automatischen Methoden erzeugen und wird damit selbst zum Initiator von Algorithmic Trading. Die *Sell-Side* reagiert nur auf die Orders, die durch die *Buy-Side* oder durch den Menschen (*manuell*) zur Verfügung gestellt werden. Der Kern des Algorithmic Trading sind die Handelsstrategien, die durch den Menschen vorgegeben werden.

1.4 Einordnung in die Literatur

1.4.1 Überblick

Die Literatur zum Algorithmic Trading ist zweigeteilt. Abbildung 1.6, S. 20, gibt einen Überblick über diejenigen Themenbereiche, die in der Literatur untersucht worden sind. Sie zeigt, dass der Schwerpunkt bisher in der Untersuchung der *Orderausführung (Sell-Side)* liegt. Die *Ordererzeugung (Buy-Side)* spielt praktisch noch gar keine Rolle. Der folgende Abschnitt gibt einen Überblick dazu. Die unvollkommene, lückenhafte Form der Abbildung macht deutlich, dass noch viele Fragen zum Algorithmic Trading unbeantwortet sind. Die vorliegende Arbeit schließt eine Lücke über die Ordererzeugung im Algorithmic Trading und bedient sich dafür Methoden, die aus der Literatur über Hedgefonds⁵⁶ bekannt sind.

56 Für eine Definition von Hedgefonds siehe Abschnitt 5.1.2, S. 234, dieser Arbeit.

1.4.2 Sell-Side in der Literatur

Die Literatur zum *Sell-Side* Algorithmic Trading (*Orderausführung*) kann nach Ansicht des Autors in folgende fünf Gruppen eingeteilt werden. Viele Arbeiten entstanden in Kooperation mit privaten Unternehmen oder Banken, die Daten für empirische Untersuchungen zur Verfügung stellten. Daraus könnte man schließen, dass die Verfügbarkeit von empirischen Daten aus unabhängigen Quellen ein zentrales Problem darstellt. Einige weitere Beiträge schneiden Randbereiche an, die für das Thema relevant sind.⁵⁷

Eine erste Gruppe von Beiträgen beschäftigt sich mit agenten-basierten Simulationen. Unter Agenten versteht man allgemein Personen, die in fremdem Auftrag selbstständig handeln.⁵⁸ Agenten-basierte Simulationen beschäftigen sich entweder mit der Simulation von Märkten und/oder der Rolle von selbstständigen Software-Programmen, die in Abschnitt 2.3, S. 96, dieser Arbeit ausführlich erläutert werden. Die Arbeiten in diesem Bereich verfolgen experimentelle Forschungsansätze und gehören zum Forschungsgebiet der *Agent-Based Computation Economics (ACE)*.⁵⁹ Eine experimentelle Herangehensweise ist immer dann erforderlich, wenn keine empirischen Daten über das Algorithmic Trading für die Forschungsfrage verfügbar sind. **GSELL** beispielsweise erweiterte die Modelle von **CHIARELLA UND IORI**, um einen künstlichen Orderstrom (*Orderflow*)⁶⁰ zu simulieren.⁶¹ Er verfolgte das Ziel, algorithmische Orders und

57 Vgl. Hendershott, Jones, Menkveld (2008), S. 3.

58 Vgl. Burkhard (1998), S. 6.

59 Vgl. Gsell (2008), S. 4.

60 Als Orderflow werden hier Orderströme bezeichnet, die aus vielen einzelnen Orders bestehen.

61 Vgl. Gsell (2008) und Chiarella, Iori (2002 und 2004).

sogenannten *Stylized Traders*⁶² zu unterscheiden und den Einfluss von unterschiedlichen Ordergrößen und Latenzzeiten auf die Volatilität zu untersuchen.⁶³

Eine zweite Gruppe von Beiträgen beschäftigt sich mit den Transaktionskosten⁶⁴ beim Algorithmic Trading, auch *Transaction Cost Analysis (TCA)* genannt. Die traditionelle Einteilung in explizite und implizite Transaktionskosten spielt hier nur eine geringe Rolle. Stattdessen werden

62 Als „*Stylized Trader*“ bezeichnet man Börsenhändler mit unterschiedlicher Motivation. Siehe dazu Harris (2003), S. 177 und Madhavan (2000).

63 Vgl. Gsell (2008), S. 5.

64 Der allgemeine Begriff der Transaktionskosten wird in der Literatur unterschiedlich weit definiert und in *explizite* und *implizite* Transaktionskosten unterschieden. Transaktionskosten wurden u.a. von DEMSETZ definiert. KEIM UND MADHAVAN untersuchen die Transaktionskosten aus Sicht institutioneller Anleger. Zu den expliziten Transaktionskosten gehören hier Informations- und Entscheidungskosten, Börsenabwicklungs- und Maklergebühren, Steuern auf Börsengeschäfte und Absicherungskosten gegen Transaktionsrisiken. Zu den impliziten Transaktionskosten zählen Opportunitätskosten, Kosten für die Inanspruchnahme von Liquidität und Preiseffekte. Explizite Transaktionskosten sind die direkt sichtbaren Kosten eines Börsengeschäftes. Vgl. Keim, Madhavan (1998), S. 50f und Demsetz (1968). Die *Informations- und Entscheidungskosten* beziehen sich auf die Kosten, ein passendes Wertpapier im aktuellen Marktgeschehen auszuwählen, den richtigen Zeitpunkt für Kauf- und Verkauf zu bestimmen oder die zukünftige Kursentwicklung mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit vorherzusagen. Die *Börsenabwicklungs- und Maklergebühren* beinhalten Provisionen und Gebühren für die Abwicklung eines Börsengeschäftes. Dazu zählt auch die Hinterlegung von Sicherheiten (*Margins*) in Derivate-Geschäften. *Steuern auf Börsengeschäfte* existieren zum derzeitigen Zeitpunkt in Deutschland nicht. Zuletzt sind *Absicherungskosten gegen Transaktionsrisiken* zu nennen. Vgl. Kaul (2001), S. 29. Die *Transaktionsrisiken* bestehen aus *Informationsrisiken* (wenn ein Wertpapier auf Basis ungenauer oder falscher Informationen zu einem überhöhten Kurs gekauft oder einem zu niedrigem Kurs verkauft wurde) und *Realisationsrisiken* (wenn die Orderausführung zu einem ungünstigeren Kurs erfolgte, als unter optimalen Bedingungen möglich wäre). Vgl. Keim, Madhavan (1998), S. 52f. Eine Absicherung gegen Transaktionsrisiken erfolgt durch *kalkulatorische Kosten einer Selbstversicherung*. Vgl. Kaul (2001), S. 29f. Implizite Transaktionskosten sind die „*versteckten*“ oder nicht sichtbaren Kosten eines Börsengeschäftes. Verluste aus einer verpassten oder nicht wahrgenommenen Handelsmöglichkeit werden als *Opportunitätskosten* interpretiert. Vgl. Keim, Madhavan (1998), S. 54. *Kosten für die Inanspruchnahme von Liquidität* treten auf, wenn man ein Handelsgeschäft sofort durchführen möchte und dazu die Preise, Volumina und

Vergleichsparameter (*Benchmarks*) berechnet, auf deren Basis sich die Transaktionskosten relativ zueinander bestimmen lassen. **DOMOWITZ UND YEGERMAN** beispielsweise untersuchten die Performance des computergesteuerten Handels im Vergleich zum traditionellen (manuellen) Broker-Geschäft.⁶⁵ Für ihre Untersuchung nutzen sie Benchmarks wie *Implementation Shortfall*, *Midpoint of Bid-Ask (MBA)* und *VWAP*, die im Späteren noch erläutert werden.⁶⁶ **KISSELL UND MALAMUT** leiten aus diesen Benchmarks einen dreistufigen Prozess zur Bestimmung eines Rahmenwerkes für Algorithmic Trading ab: Erstens die Auswahl der Benchmark, zweitens die Bestimmung der Risikoaversion und drittens die adaptive Handelstaktik.⁶⁷ Sie legen ihrer Untersuchung ein umfassendes Transaktionskostenmodell zu Grunde, das in Abschnitt 3.4.2, S. 116, erläutert wird. **ENGLE, FERSTENBERG UND RUSSEL** berufen sich auf Daten der Investmentbank **MORGAN STANLEY** und untersuchen die Ausführungskosten und

Transaktionsbedingungen der anderen Marktteilnehmer akzeptieren muss, weil entweder keine besseren vorhanden sind oder ein Marktmachersystem vorliegt, in welchem nur die Marktmacher Geld- und Briefkurse stellen dürfen. Vgl. Kaul (2001), S. 30 Wenn das Ordervolumen des Anlegers nicht durch die vom Marktmacher angebotene Quote gedeckt wird, können Preisverzerrungen (*Preiseffekte*) auftreten, die weitere implizite Kosten verursachen. Man spricht von *positiven* Preiseffekten, wenn sich der Spread (der Unterschiedsbetrag zwischen Geld- und Briefkurs) vergrößert und *negativen* Preiseffekten wenn sich der Spread verringert. Vereinbarungen zwischen Marktmachern und Anlegern abseits der Quotierungen von Marktmachern und innerhalb des Spread, verringern diese Kosten. Vgl. Keim, Madhavan (1998), S. 52.

65 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 7.

66 Ergebnis dieser Studie war, dass die Kosten des Algorithmic Trading unter den manuellen Order lagen, sogar dann wenn die Orderausführung nur eingeschränkt möglich war. Die Autoren stellten auch fest, dass die Vorteile des Algorithmic Trading von der Ordergröße abhängig sind. Die Ergebnisse und Kostenvorteile schwankten stark zwischen den Anbietern von Orderausführungen (*Execution Services*). Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1-2.

67 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 8ff.

-risiken der bankeigenen Strategien.⁶⁸ ENGLE UND FERSTENBERG stellen schließlich fest, dass Ausführungskosten und Investmentrisiken beim Algorithmic Trading identisch sind.⁶⁹

Eine dritte Gruppe von Beiträgen beschäftigt sich mit der Entwicklung der Benchmarks und ihrer Umsetzung in Trading Strategien. Hier dominiert die VWAP-Benchmark. KONISHI beispielsweise entwickelte eine Algorithmic Trading Strategie auf Basis der VWAP-Benchmark.⁷⁰ BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO entwickeln ein dynamisches Modell zur Vorhersage der täglichen Volumenschwankungen für Algorithmic Trading Strategien, die auch auf der VWAP-Benchmark basieren.⁷¹ COGGINS, LIM UND LO untersuchen verschiedene Techniken zur Orderausführung und leiten daraus eine Strategie ab, um die VWAP-Benchmark zu schlagen.⁷² ALMGREN UND LORENZ konzentrieren sich auf die Verbesserung der Benchmark *Adaptive Arrival Price* (auch *Implementation Shortfall* genannt).⁷³

Eine vierte Gruppe von Beiträgen beschäftigt sich mit der Bestimmung einer optimalen Strategie bzw. Auswahl einer optimalen Benchmark beim Algorithmic Trading. ALMGREN UND CHRISS untersuchten die effiziente Grenze der Orderausführung (*Efficient Frontier of Optimal Trading*), um die optimale Algorithmic Trading Strategie abhängig von einer quadratischen Nutzenfunktion oder *Value at Risk*⁷⁴ abzuleiten.⁷⁵ ALMGREN UND LORENZ übernehmen dafür die Logik des *Mean-Variance-Portfolios*⁷⁶ von MARKOWITZ.⁷⁷ Nach Meinung der Autoren ist es möglich, eine optimale

68 Vgl. Engle, Ferstenberg und Russel (2006).

69 Vgl. Engle und Ferstenberg (2006).

70 Vgl. Konishi (2002).

71 Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009).

72 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004).

73 Vgl. Almgren, Lorenz (2006 und 2009).

74 Für eine Erklärung der Risikokennzahl *Value at Risk* siehe Jorion (2001).

75 Vgl. Almgren und Chriss (2000).

76 Vgl. Markowitz, Todd, Sharpe (2000), S. 3ff.

77 Vgl. Almgren, Lorenz (2009) und Markowitz (1952).

Computerstrategie abzuleiten, bei der die Transaktionen einerseits schnell genug ablaufen, um die Preisvolatilität zu reduzieren und langsam genug, um einen *Market Impact* zu verhindern.⁷⁸ **YANG UND JIU** entwickeln ein Rahmenwerk, um den Investor bei der Auswahl von Algorithmen zu unterstützen, die z.B. von einem Broker angeboten werden.⁷⁹ **KISSELL** untersucht, wie Algorithmic Trading Strategien mit statistischen Methoden verglichen werden können.⁸⁰ **MORRIS UND KANTOR-HENDRICK** diskutieren, ob Algorithmic Trading Programme selber entwickelt oder eingekauft werden sollten.⁸¹

Während sich die ersten vier Teile der Literatur um die Erklärung der Strategien drehen, beschäftigt sich eine fünfte Gruppe von Beiträgen mit den Auswirkungen und der Verbreitung von Algorithmic Trading aus einer makroökonomischen Perspektive, ohne dabei näher auf Benchmarks, Algorithmen oder das Innere der Strategien einzugehen. **CHORDIA, ROLL UND SUBRAHMANYAM** zeigen, wie sich die Marktmikrostruktur unter dem Einfluss von Algorithmic Trading im Laufe der Jahre gewandelt hat.⁸² Die Theorie der Marktmikrostruktur dient der Beschreibung von Handels- und Transaktionsprozessen und wird ausführlich in Abschnitt 2.1, S. 38, dieser Arbeit behandelt. **GIRAUD** führte dazu eine Studie zur algorithmengestützten Orderausführung bei 68 europäischen Investmentmanagern durch.⁸³ **HENDERSHOTT, JONES UND MENKVELD** stellen fest, dass zwischen Algorithmic Trading und Liquidität eine positive Korrelation besteht.⁸⁴ Die empirischen Auswirkungen des Algorithmic Trading auf den Gesamtmarkt sind jedoch insgesamt noch unklar.

78 Vgl. Almgren, Lorenz (2009), S. 32 siehe auch Almgren, Chriss (2000).

79 Vgl. Yang und Jiu (2006).

80 Vgl. Kissell (2007).

81 Vgl. Morris, Kantor-Hendrick (2005).

82 Vgl. Chordia, Roll, Subrahmanyam (2008).

83 Vgl. Giraud (2004).

84 Vgl. Hendershott, Jones und Menkveld (2008).

1.4.3 Buy-Side in der Literatur

Die Literatur zum *Buy-Side* Algorithmic Trading ist noch spärlicher als über die *Sell-Side*. Ein möglicher Grund dafür ist die Intransparenz der Industrie und die Kultur der Geheimhaltung, wenn es um die Anlageprozesse in den Banken geht. Die Banken veröffentlichen nur wenige Informationen über Algorithmic Trading. Außer (monatlichen) Renditen von Hedgefonds und Marktdaten sind praktisch keine Informationsquellen verfügbar. Ein anderer Grund für die noch fehlende akademischen Diskussion über Algorithmic Trading könnte das frühe Entwicklungsstadium dieser Industrie sein.

Der erste Teil der Literatur über die *Buy-Side* behandelt wieder das Forschungsgebiet der *ACE*. Er beschäftigt sich mit der Simulation von künstlichen Märkten und der Untersuchung von automatischen Software-Agenten. Während die Software-Agenten der *Sell-Side* die Orderausführung betreiben, verfolgen die Software-Agenten der *Buy-Side* die Absicht, selbstständig Profite zu erwirtschaften. **POGGIO, LO, LE BARON, BLAKE UND CHAN** führen eine Computersimulation einer Double Auction durch und untersuchen die Rolle von künstlichen Börsen-Händlern mit unterschiedlichen Lernfähigkeiten.⁸⁵ **RABERTO, CINCOTTI, FOCARDI UND MARCHESI** untersuchten die Rolle von Software-Agenten im Preisfindungsprozess an in einer künstlichen Börse.⁸⁶ **KEARNS UND ORTIZ** beschreiben die Ergebnisse der *Penn-Lehman Automated Trading Competition (PLAT)*, einem Wettbewerb in dem Software-Agenten mit individuellen Handelsstrategien unter künstlichen Bedingungen gegeneinander antraten.⁸⁷ **SAMANIDOU, ZSCHISCHANG, STAUER UND LUX** geben einen Überblick über die mikroskopischen, agenten-basierten Modelle der Finanzmärkte die bisher untersucht wurden.⁸⁸ **PARASCHIV, RAGHAVENDRA**

85 Vgl. Poggio, Lo, Le Baron, Chan (2001).

86 Vgl. Raberto, Cincotti, Focardi, Marchesi (2001).

87 Vgl. Kearns, Ortiz (2003).

88 Vgl. Samanidou, Zschischang, Stauer und Lux (2007).

UND VASILIU untersuchen die Rolle von Software-Agenten im Algorithmic Trading anhand eines künstlichen Aktienmarkts und des *MACD-Algorithmus* (*Moving Average Convergence Divergence*), einer fortgeschrittenen Methode zur Durchschnittsberechnung.⁸⁹ Grundlage all dieser Studien ist das Paradigma der Software-Agenten, das in Abschnitt 2.3, S. 96, dieser Arbeit diskutiert wird.

Der zweite und größere Teil der Literatur über die *Buy-Side* reduziert das Thema auf den Hochfrequenzhandel.⁹⁰ Unter Hochfrequenzhandel (*High Frequency Trading*) versteht ALDRIDGE diejenigen Anlagestrategien, die zu einem hohen Kapitalumsatz führen und mit Hilfe des Computers sehr schnell (z.B. in Millisekunden) auf veränderte Marktsituationen reagieren können.⁹¹ Im Gegensatz dazu stehen Strategien mit niedriger *Handelsfrequenz*⁹² (*Low Frequency Trading*), die in der gleichen Periode weniger Kapital umsetzen und nicht so schnell auf veränderte Marktsituationen reagieren.⁹³ ALDRIDGE stützt ihre Zusammenfassung auf eine umfangreiche Anzahl Studien, die hochfrequente Orderbuch-Daten auswerten. Unter hochfrequenten Orderbuchdaten (*Ultra High Frequency Data*) versteht ENGLE Transaktionsdaten oder Tick-Daten, die mit Zeitstempeln versehen sind, und eine – auf die Sekunde genaue – Zuordnung von Kursen und Transaktionen möglich machen.⁹⁴ Diese hochfrequenten Orderbuchdaten bilden die Basis vieler anderer Studien zur Marktmikrostruktur (z.B. Modellierung der Marktdynamik in Echtzeit, sogenannte „*Price*

89 Vgl. Paraschiv, Raghavendra, Vasiliu (2008, 2009).

90 Für eine Erklärung dieses Begriffes siehe Abschnitt 4.4.3.8, S. 224 dieser Arbeit.

91 Vgl. Aldridge (2009), S. 1.

92 GOMBER definiert die *Handelsfrequenz* über die Kontinuität des Preisfeststellungsverfahrens in der Abschlussphase. Vgl. Gomber (2000), S.21. In diesem Zusammenhang beschreibt die Handelsfrequenz die Häufigkeit von Transaktionen im Portfolio eines Investors.

93 Vgl. Aldridge (2009), S. 1.

94 Vgl. Yan, Zivot (2003), S. 1 zitiert nach Engle (2000).

Discovery“⁹⁵ oder strategisches Verhalten von Marktteilnehmern) oder zu den statistischen Eigenschaften von Wertpapier-Renditen (z.B. Volatilität).⁹⁶

Als eine der ersten Arbeiten zeigten **GOODHART UND O'HARA** die ganze Dimension der Analyse von Hochfrequenzdaten, indem sie den Einfluss der Marktmikrostruktur auf die Verfügbarkeit der Daten darstellten.⁹⁷ Mit Hochfrequenzdaten beschäftigen sich auch die Arbeiten von **WOOD, ANDERSEN, GHYSELS, GOURIÉROUX, JASIAK UND LE FOL, LYONS UND TSAY**.⁹⁸ Sammelwerke stammen u.a. von **LO UND MACKINLAY, DACAROGNA ET AL., CAMPBELL, LO UND MACKINLAY, POLE, CHAN UND ARNUK**.⁹⁹ Im Vordergrund dieser vielen Arbeiten stehen aber nur die empirischen Eigenschaften von Hochfrequenzdaten. Nur vergleichsweise wenige Autoren beschäftigen sich direkt mit Anlageprozessen im Algorithmic Trading. Weil eine allgemeine Definition von Algorithmic Trading bisher fehlt, ist zudem die Zuordnung von Handels- und Anlageprozessen zu *Buy-Side* oder *Sell-Side* Algo Trading schwierig. **CHABOUD, HJALMARSSON, VEGA UND CHIQUOINE**

95 Vgl. Ozenbas (2009).

96 Solche hoch-dimensionale Orderbuchdaten stehen aufgrund der Fortschritte in der Computer und Speichertechnik seit Mitte der 90er Jahre für wissenschaftliche Untersuchungen zur Verfügung. Die großen Datenmengen, die von den Orderbüchern der Börsen produziert werden, führten die verfügbaren Speichersysteme lange Zeit an die Grenzen ihrer Leistungsfähigkeit. Wissenschaftliche Analysen wurde erst durch die Verfügbarkeit geeigneter Daten möglich. Eine der ersten Datenbank hier war die *Trades and Quotes (TAQ)* der *New York Stock Exchange (NYSE)* für Aktienmärkte. Sie enthält alle Transaktionen und Quotes von NYSE, AMEX und NASDAQ und der regionalen Börsen seit 1992. Eine weitere Datenbank war die *Berkeley Options Database*, welche Optionsdaten von 1976 bis 1996 enthielt. Für Studien der Währungsmärkte (Foreign Exchange Markets, FX) steht die Datenbank von *Olsen Associates* in der Schweiz zur Verfügung. Sie geht bis in die 80er Jahre zurück und enthält die wichtigsten gehandelten Währungspaare, die über das Reuters Netzwerk gehandelt werden. Vgl. Yan, Zivot (2003), S. 1.

97 Vgl. Goodhart, O'Hara (1997), S. 73.

98 Vgl. Wood (2000), Andersen (2000), Ghysels (2000) oder Gouriéroux, Jasiac und Le Fol (2001), Lyons (2001) und Tsay (2001).

99 Vgl. Lo, MacKinlay (1999), Dacarogna et al. (2001), Campbell, Lo, MacKinlay (1997), Pole (2007), Chan (2008) und ArnuK (2010).

untersuchen beispielsweise die Rolle des Algorithmic Trading auf den internationalen Währungsmärkten (*Foreign Exchange Markets, FX*).¹⁰⁰ **POPOVA UND POPOVA** untersuchen den Slippage mit Strategien der Statistischen Arbitrage.¹⁰¹ **BRETNEY UND COBURN** entwickeln eine hochfrequente Anlagestrategie auf Basis künstlicher neuronaler Netze.¹⁰² **PATNAIK UND THOMAS** untersuchen die Profitabilität von Anlagestrategien mit Strategien der statistischen Arbitrage oder Momentum-Strategie auf dem indischen Aktienmarkt.¹⁰³

Eine dritte Gruppe von Fach-Beiträgen hat zwar keinen direkten Bezug zum Algorithmic Trading, berührt aber deren Randbereiche. Hier werden (natur-)wissenschaftliche Methoden diskutiert, die sich zur Untersuchung von finanziellen Zeitreihen oder hoch-dimensionalen Börsendaten eignen. Weil diese Methoden keine finanzwirtschaftliche Perspektive verfolgen, wurden sie auch in der Abbildung 1.6, S. 20, nicht berücksichtigt. Diese Literatur bildet aber eine Brücke zwischen dem Bereich der Quantitative Finance und den Naturwissenschaften. Einen Einstieg in dieses Thema bieten die Beiträge von **FARMER** sowie **MANTEGNA UND STANLEY**.¹⁰⁴ Darauf bauen eine Vielzahl sehr komplexer Untersuchungen auf. **LOS UND KARUPPIAH** beispielsweise beschäftigen sich mit der Anwendung der *Wavelet Analyse*¹⁰⁵ auf Basis von hochfrequenten Kursdaten (*FX-Märkte*) asiatischer Währungen.¹⁰⁶ Die begrenzte Anzahl von Beiträgen zu diesem Thema steht in keinem Verhältnis zu ihrer Bedeutung in der Praxis. Naturwissenschaftliche Analysemethoden im Algorithmic Trading werden in Abschnitt 4.4.3.6, S. 221 dieser Arbeit diskutiert.

100 Vgl. Chaboud, Hjalmarsson, Vega und Chiquoine (2009).

101 Vgl. Popova, Popova (2010).

102 Vgl. Bretney, Coburn (2008).

103 Vgl. Patnaik, Thomas (2004).

104 Vgl. Farmer (1999), Mantegna, Stanley (1999).

105 Für eine Erklärung der Wavelet Analyse siehe Crowley (2005).

106 Vgl. Loss und Karupiah (2000).

Die bisherige Literatur zur *Buy-Side* lässt sich folgendermaßen zusammenfassen: Sie konzentriert sich entweder auf die Untersuchung künstlicher Börsen und agenten-basierter Software-Systeme, oder sie beschäftigt sich ausschließlich mit dem Hochfrequenzhandel und der Auswertung hochfrequenter Börsendaten. Dazwischen liegt ein grauer Bereich, in dem Computer zur Entscheidungsunterstützung eingesetzt werden, bei dem aber unklar ist, wie weit Menschen durch Computer ersetzt werden. **ALDRIDGE** nennt diesen Bereich *Systematic Trading*.¹⁰⁷ Die Literatur zu den (natur-)wissenschaftlichen Methoden wirft ein kleines Licht darauf, wie vielfältig das Algorithmic Trading in diesem Bereich aussehen kann. Die vorliegende Arbeit strukturiert diesen undurchsichtigen Bereich.

1.4.4 Literatur über Hedgefonds

In der Literatur über Hedgefonds wird weder die *Ordererzeugung* noch die *Orderausführung* beim Algorithmic Trading hinreichend berücksichtigt. **KAT** gibt einen Überblick über empirische Eigenschaften von mechanischen Handelsregeln und stellt fest, dass die gängigen Risikomaße für Hedgefonds den realen Risiken nicht mehr gerecht werden.¹⁰⁸ Mechanische Handelsregeln sind Verfahrensvorschriften, die immer im Softwarecode beim Algorithmic Trading Software vorhanden sein müssen und im Anlageprozess zur Generierung von Orders oder Kauf- und Verkaufssignalen dienen.¹⁰⁹ Über diese Arbeit hinaus, gibt es kaum Untersuchungen zu diesem Thema. Die existierende Literatur konzentriert sich stattdessen auf die Untersuchung klassischer Hedgefonds-Strategien, die keinen konkreten Bezug zu Algorithmic Trading haben. Einen Überblick über die sonstige Hedgefonds-Literatur liefert **GÉHIN**.¹¹⁰

107 Vgl. Aldridge (2009), S. 18.

108 Vgl. Kat (2003).

109 In Abschnitt 4.4.2.4, S. 202, dieser Arbeit werden eine Reihe von Definitionen dafür diskutiert.

110 Vgl. Géhin (2006).

Die primären Modelle für die empirische Untersuchung von Hedgefonds-Strategien sind lineare Multifaktorenregressionen mit unabhängigen linearen Faktoren.¹¹¹ Hedgefonds-Renditen wurden sowohl mit dem traditionellen *Capital Asset Pricing Model (CAPM)*¹¹² von SHARPE als auch mit JENSEN's Alpha untersucht.¹¹³ Es besteht jedoch ein Konsens darüber, dass Regressionsmodelle mit nur einem unabhängigen Faktor ungeeignet für die Beschreibung der dynamischen Renditen von Hedgefonds sind, weil mit nur einer einzigen Faktorladung die konstanten Parameter der Regression überschätzt werden.¹¹⁴ Um nicht-lineare, dynamische Hedgefonds Renditen zu beschreiben, haben sich stattdessen lineare Multifaktorenmodelle mit nicht-linearen Elementen, bis hin zu Exponentialfunktionen, durchgesetzt.¹¹⁵ Sie werden im Abschnitt 6.3.2, S. 281, erläutert. Mit Multifaktorenmodellen wird der Einfluss mehrerer unabhängigen Variablen (z.B. *Fondsalter*), auf eine abhängige Variable (z.B. *Fondsrendite*) untersucht. Der konstante Teil der Regressionsanalyse (*Alpha*) und der Störterm (*Epsilon*) ergänzen das Modell. Die Nichtlinearität von Hedgefonds-Strategien fließt über die Einbeziehung von beobachtbaren, nicht-linearen Marktfaktoren in das lineare Multifaktorenmodell mit ein.¹¹⁶ Diese Modelle werden ausführlich bei FUNG, HSIEH beschrieben und stützen sich auf die Arbeiten von FAMA UND FRENCH und SHARPE.¹¹⁷ Die kritischen Punkte bei den Multifaktorenmodellen sind a) die Auswahl der unabhängigen Variablen und b) die Bestimmung einer (von der Strategie) abhängigen Variable. Eine andere Alternative, um die dynamischen Renditen abzubilden, bietet eine Erweiterung des CAPM, die hier jedoch nicht weiter verfolgt werden soll.¹¹⁸

111 Siehe dazu Géhin (2006), S. 24ff.

112 Vgl. Elton, Gruber, Brown, Goetzmann (2003), S. 292.

113 Vgl. Sharpe (1964), Jensen (1968) sowie Géhin (2006), S. 24.

114 Vgl. Géhin (2006), S. 24.

115 Vgl. Géhin (2006), S. 24.

116 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 18.

117 Vgl. Fung, Hsieh (1997), Fama und French (1993) sowie Sharpe (1992).

118 Vgl. Géhin (2006), S. 24.

1.4.5 Forschungsfrage

Die dargestellte Literatur zeigt auf, dass die Strategien der *Sell-Side* in der Literatur ausführlich dokumentiert sind, die Strategien der *Buy-Side*, mit Ausnahme des Hochfrequenzhandels, überhaupt nicht. Der Fokus dieser Studie liegt daher auf den Strategien der *Buy-Side*. Dabei sollen nicht nur hochfrequente Anlagestrategien betrachtet werden, sondern alle, bei denen selbstständige Software-Programme zur *Entscheidungsunterstützung* eingesetzt werden (*Systematic Trading*).

Den Anstoß zu dieser Untersuchung gab die Frage, welche *Buy-Side* Strategien es gibt und wie sich diese identifizieren lassen. Schon die Beantwortung dieser beiden Teilfragen ist schwierig, weil es bisher nicht möglich ist, den menschlichen von automatischem Handel zu trennen. Weil diese Trennung nicht möglich ist, fehlt eine empirische Basis für weitere Analysen von Algorithmic Trading. Die *Kultur der Geheimhaltung* verhindert einen Informationsaustausch zwischen Banken und Öffentlichkeit, so dass – außer den Eigenangaben von Fondsmanagern bei Hedgefonds – keine objektive Möglichkeit zur Identifikation von Algorithmic Trading Strategien besteht. Die Idee hinter dieser Arbeit ist, Algorithmic Trading selbst dann zu identifizieren, wenn das Innere einer Strategie (z.B. *die Algorithmen*) unbekannt ist. Anstatt sich für die Identifikation auf die Eigenangaben von Fondsmanager zu stützen, sollen hier nur Fondsrenditen¹¹⁹ betrachtet werden, die mit oder ohne Algorithmic Trading Software erzeugt wurden. Die Forschungsfrage lautet daher:

Lassen sich Aussagen über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-)Renditen ziehen?

119 Unter Renditen werden hier die Veränderungen von täglich oder monatlich festgestellten Preisen (Nettoinventarwerte) eines Hedgefonds, Investmentfonds oder eines anderen Sondervermögens verstanden.

Als Werkzeug für die Unterscheidung zwischen menschlichen und automatischen Strategien, wird in dieser Arbeit die Methode der Multifaktorenregression auf Fondsrenditen angewendet.¹²⁰ Diese Untersuchung soll aufzeigen, welcher Einfluss von Algorithmic Trading auf die Renditen messbar ist und welche Bestandteile der Regressionsgleichung Informationsträger für Algorithmic Trading sind. Damit wird eine wissenschaftliche Basis für weitere Untersuchungen geschaffen, die mit Hilfe von Multifaktorenmodellen gezielt nach weiteren Eigenschaften von Algorithmic Trading fahnden können. Die Arbeit fügt sich so in die *Buy-Side* Literatur ein und leistet gleichzeitig einen Beitrag für die Berücksichtigung von Algorithmic Trading in der Hedgefonds-Literatur.

1.4.6 Begrenzung der Aussagen

Die erste Aufgabe dieser Arbeit besteht darin, festzustellen, welche Aussagen über Algorithmic Trading möglich sind. Algorithmic Trading lässt sich dazu auf unterschiedlichen Ebenen betrachten, die in Abbildung 1.7, S. 34, dargestellt und im Laufe dieser Arbeit schrittweise untersucht werden. Im Zentrum dieses Ebenenmodells stehen die Software-Programme zur Ordergenerierung (*Buy-Side*).

120 Um den Bereich möglicher Strategien einzugrenzen, werden in Abschnitt 5, S. 233, Hedgefonds betrachtet, die in börsennotierte Wertpapiere investieren. In Abschnitt 6, S. 265, werden zwei individuelle Strategien untersucht.

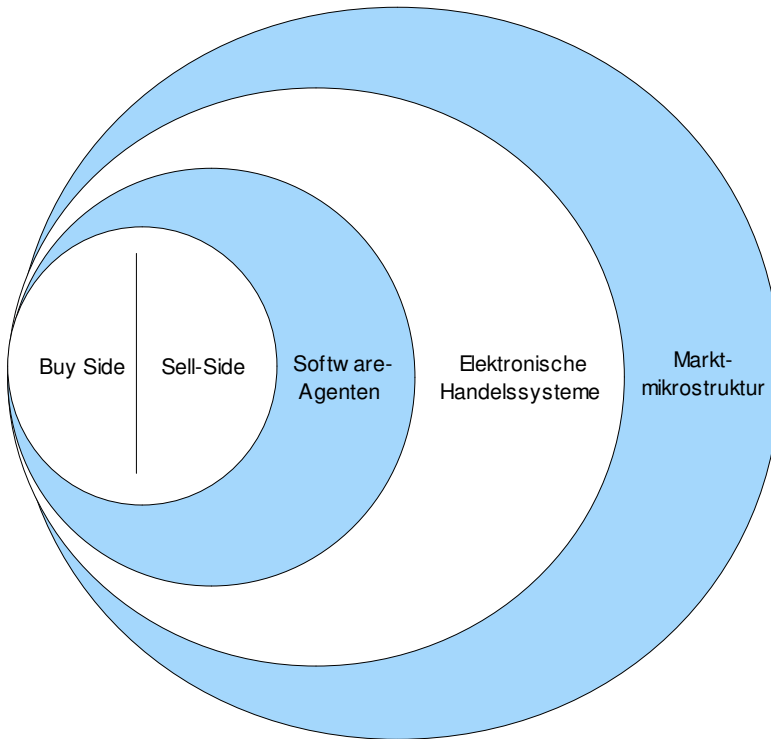


Abbildung 1.7: Ebenenmodell für Algorithmic Trading

Kapitel 4 stellt dar, dass hier das Algorithmic Trading beginnt, indem Investoren die Datenauswertung und die Entscheidung über Kauf- und Verkauf schrittweise an Computerprogramme übertragen. Wenn man den weiteren Ablauf der Transaktionsprozesse betrachtet, zeigt sich, dass die *Buy-Side* dabei auf Software-Systeme angewiesen ist, welche die elektronischen Kauf- und Verkauforders an die Börse übermitteln und dort ausführen (*Sell-Side*).

Kapitel 3 macht deutlich, dass diese Orderübermittlung und -ausführung durch die *Sell-Side* ein sehr komplexer Prozess werden kann, wenn die Softwareprogramme z.B. mehrere elektronische Handelssysteme gleichzeitig überwachen oder eine besonders schnelle Orderübermittlung und -ausführung notwendig ist. Die Software-Programme für *Buy-Side* und *Sell-Side* Algorithmic Trading existieren auch in physischer Form in Dateien oder auf Computern. Das heißt sie weisen technische Eigenschaften auf. In Abschnitt 2.3, S. 96, werden diese technischen Eigenschaften mit dem Paradigma der *Software-Agenten* beschrieben. Der gleiche Abschnitt macht deutlich, dass die *System-Umgebung*, in der diese Software-Programme eingebettet sind, aus der Infrastruktur, den Marktmodellen *elektronischer Handelssysteme* und anderen *Software-Programmen* (z.B. für *Settlement & Clearing*) besteht. In Abschnitt 2.2, S. 69, werden die unterschiedlichen Formen elektronischer Handelssysteme charakterisiert, die alle über individuelle Eigenschaften verfügen. Aufgrund der vielfältigen Formen elektronischer Handelssysteme ist eine Übertragung von Algorithmic Trading Software von einer auf die andere Börse schwierig. Denn die Marktmodelle elektronischer Handelssysteme steuern die Entstehung bzw. den Ausgleich von Marktangebot und -nachfrage auf einer Mikro-Ebene. Zu diesem Ergebnis kann man in Abschnitt 2.1.2.1, S. 39, kommen, wo die Marktregeln und Marktmodelle im Rahmen der *Marktmikrostruktur* erklärt werden. Die *Marktmikrostrukturtheorie* bildet also das theoretische Rahmenwerk, um die Prozesse beim Algorithmic Trading zu verstehen.

1.4.7 Gang der Untersuchung

Das vorgestellte erste Kapitel stellte dar, dass die Definition von Algorithmic Trading die *Buy-Side* und *Sell-Side* gleichermaßen umfasst. Die Marktmikrostrukturtheorie kann man als Fundament des Algorithmic Trading bezeichnen. Mit ihrer Hilfe kann man das Handelsverhalten der

Marktteilnehmer und ihre Anreizmechanismen erklären, die Quellen von Marktdaten strukturieren und die Prozesse der Orderausführung verstehen. Spätere Kapitel nehmen Bezug auf die Funktionen einer Börse, Transaktionskosten, Liquidität, Effizienz, die Handelsprozesse oder das Orderbuch.

Kapitel 2 beschäftigt sich mit dem Aufbau und den Typen elektronischer Handelssysteme. Wie das Kapitel zeigt, verfügt jedes elektronisches Handelssystem über ein individuelles Marktmodell, das die Entstehung von Marktdaten beeinflusst und gleichzeitig die Grenzen der *Orderausführung* festlegt. Alle Aussagen über Algorithmic Trading sind daher an die jeweilige Form des elektronischen Handelssystems gebunden. Die Handelsstrategien der *Buy-Side* oder *Sell-Side* müssen in selbstständige Software-Programme eingebettet werden, die u.a. mit den elektronischen Handelssystemen kommunizieren. In diesem Kapitel wird also weiterhin diskutiert, ob die sich diese Programme durch das Paradigma der Software-Agenten aus der Wirtschaftsinformatik beschreiben lassen.

Kapitel 3 beschäftigt sich mit den Handelsstrategien zur Orderplatzierung (*Sell-Side*). Im Kapitel wird gezeigt, dass sie dazu dienen, den Transaktionszeitpunkt, die Transaktionspreise oder das Transaktionsvolumen abhängig vom Marktmodell festzulegen. Das Hauptergebnis dieses Kapitels ist, dass die Handelsstrategien der *Sell-Side* die Grenzen der Ordererzeugung (*Buy-Side*) vorgeben. Das heißt, sie begrenzen z.B. die Geschwindigkeit von Entscheidungsprozessen, deren Automatisierung oder sie ermöglichen die Orderweiterleitung an mehrere elektronische Handelssysteme gleichzeitig. Auf Basis der Literatur werden diese Strategien in ihre Bestandteile aufgelöst und Benchmarks, Algorithmen, Orderarten, Transaktionskosten oder die Risiken erläutert.

Nach der Untersuchung der *Sell-Side* fällt die Aufmerksamkeit in Kapitel 4 auf den Kern des Algorithmic Trading, die Ordererzeugung (*Buy-Side*). Zuerst werden die technischen Konzepte erläutert, die bisher zur Beschreibung von Algorithmic Trading Software dienen. Danach werden

die Prozesse innerhalb dieser Software untersucht. Dazu werden die Begriffe, die im Zusammenhang mit Algorithmic Trading stehen (z.B. *mechanische Handelsregeln, Handelsstrategien, Quantitative Finance*), erstmals strukturiert und in eine prozessorientierte Reihenfolge gebracht. Die hier gewonnenen Erkenntnisse sind die Basis, um Algorithmic Trading im folgenden Kapitel zu identifizieren. Die Forschungsfrage erfordert eine Gegenüberstellung von qualitativen Aussagen über Algorithmic Trading und Renditen. Das Grundproblem dieser Analyse liegt aber in der Verfügbarkeit von Renditen, die tatsächlich auf Algorithmic Trading zurückzuführen sind.

Wie Kapitel 5 zeigt, ist eine richtige Identifikation von Algorithmic Trading in Hedgefonds-Datenbanken mit dem derzeitigen Erkenntnisstand nicht möglich. Nur wenige Datenbankbetreiber sind in der Lage eine solche Kategorisierung vorzunehmen und selbst diese wenigen Einteilungen sind potentiell fehlerhaft.

Kapitel 6 löst dieses Datenproblem durch einen experimentellen Ansatz. Hier werden zwei eigene Algorithmic Trading Strategien simuliert (einmal mit und einmal ohne Algorithmic Trading), um davon Zeitreihen von Renditen zu erhalten. Mit Hilfe der Methode der Multifaktorenanalyse von FUNG UND HSIEH werden diese Zeitreihen miteinander verglichen.¹²¹ Dadurch soll geklärt werden, ob man komplexe Strategien (wie hier Algorithmic Trading) allein auf Basis von Zeitreihen von Renditen nachvollziehen kann und welche empirischen Eigenschaften daraus ablesbar sind.

Kapitel 7 bietet eine kurze Zusammenfassung dieser Untersuchung und bietet einen Ausblick.

121 Vgl. Fung, Hsieh (1997).

2 Basis für Algorithmic Trading

2.1 Marktmikrostrukturtheorie

2.1.1 Grundlagen des Algorithmic Trading

Die Marktmikrostrukturtheorie beschäftigt sich mit der Erforschung von Handelsmechanismen sowie Transaktionsprozessen und versucht zu klären, welchen Einfluss bestimmte Marktbedingungen auf die Ergebnisse eines Handels ausüben.¹²² Das folgende Kapitel stellt dar, welche Aussagen über Algorithmic Trading aus der Marktmikrostruktur abgeleitet werden können (siehe Abbildung 2.1, S. 38). Ausgehend von den Marktmodellen, wird der Wertpapierhandel aus prozessorientierter Sicht betrachtet und Algorithmic Trading den einzelnen Transaktionsphasen zugeordnet.

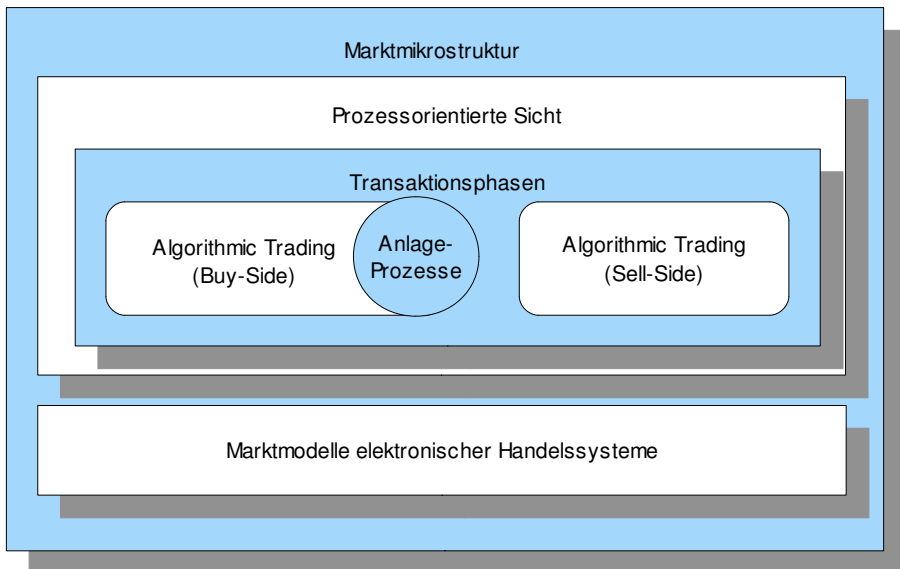


Abbildung 2.1: Marktmikrostruktur beim Algorithmic Trading

122 Vgl. O'Hara (1998), S. 1.

Das folgende Kapitel soll zeigen, dass die Ordererzeugung (*Buy-Side*) auf Marktdaten basiert, welche entweder die Handelsprozesse widerspiegeln oder aus externen Informationsquellen stammen. Die Auswertung dieser Marktdaten erfolgt mit bestimmten Verfahren, die durch die Strategie eines Investors vorgegeben und in den Anlageprozessen umgesetzt werden. Am Ende der Auswertung erfolgt die Entscheidung über Kauf oder Verkauf von Wertpapieren (der *Transaktionswunsch*).

Die Orderausführung (*Sell-Side*) muss sich an den Marktbedingungen und Regeln orientieren, die von elektronischen Handelssystemen vorgegeben werden. Das folgende Kapitel soll ebenfalls zeigen, dass die Marktregeln das Verhalten der konkurrierenden Börsenteilnehmer im Handelsprozess bestimmen, so dass nur eine bestimmte Strategie zum erfolgreichen Abschluss einer Transaktion führt. Abschnitt 2.2, S. 69, baut darauf auf und zeigt, dass die Marktmodelle an jeder Börse individuell sind, so dass sich die Strategien nicht automatisch auf andere Märkte übertragen lassen.

2.1.2 Abbildung von Transaktionsprozessen in Marktdaten

2.1.2.1 Marktmodelle und Marktregeln

2.1.2.1.1 Begriffsabgrenzung

Das zentrale Element einer jeden Börse, unabhängig von der eingesetzten Informationstechnologie, ist das Marktmodell, das durch die Marktregeln und -prozesse gestaltet wird.¹²³

Der Begriff des Marktmodells wird in der Literatur aus unterschiedlichen Perspektiven unterschiedlich definiert. Hier ist nur die Perspektive des Wertpapierhandels relevant. **GERKE UND RAPP** verstehen das Marktmodell z.B. als Gesamtheit aller Faktoren auf Mikro- und Makroebene, welche

123 Vgl. Gomber (2000), S. 10.

Determinanten der Prozesse im Börsenhandel darstellen.¹²⁴ Im engeren Sinne beschreibt dieser Begriff ein aus technischen, organisatorischen, rechtlichen und gewohnheitsrechtlichen Handelsregeln bestehendes Strukturgerüst im institutionalisierten Börsenhandel.¹²⁵ In der Literatur hat sich auch die Definition von GOMBER durchgesetzt, für den das Marktmodell die statische Sichtweise des Wertpapierhandels ist.¹²⁶ Er definiert den Begriff als:

„...Gesamtheit der konkreten Ausprägungen der Strukturmerkmale einer Marktstruktur im börslichen (börsliches Marktmodell) und außerbörslichen Wertpapierhandel (außerbörsliches Marktmodell).“¹²⁷

Beide Definitionen versuchen das Marktmodell über seine strukturellen Eigenschaften zu definieren und kommen zu unterschiedlichen Ergebnissen. Die Grundlage beider Definitionen ist aber gleich. Dies sind die *Marktregeln*, die von der Börse festgelegt werden und sich an gesetzlichen Rahmenbedingungen, dem Geschäftsmodell der Börse oder dem beabsichtigten Kundenkreis orientieren. Der folgende Abschnitt stellt dar, dass die Marktregeln die Anreizmechanismen der Börsenteilnehmer in Auktions-, Hybrid- und Marktmachersystemen auf einer Mikroebene steuern und deren Bieterverhalten erklären, indem sie die Grenzen der Strukturmerkmale festlegen.

Strukturmerkmale sind nach dieser Definition alle Charakteristika eines Handelssystems, mit denen die einzelnen Transaktionsphasen gestaltet werden, und die auf ein gemeinsames Marktergebnis hinwirken.¹²⁸ Das Marktergebnis ist die Art und Weise, wie schnell, wie gut und zu wel-

124 Vgl. Gerke, Rapp (1994), S. 7.

125 Vgl. Gerke, Rapp (1994), S. 7.

126 Vgl. Gomber (2000), S. 11.

127 Gomber (2000), S. 11.

128 Vgl. Gomber (2000), S. 18.

chem Preis eine Order ausgeführt wurde.¹²⁹ Das Marktergebnis kann auf Basis der Transaktionskosten¹³⁰, Effizienz¹³¹ oder Liquidität¹³² beurteilt werden.¹³³ Die Marktprozesse spiegeln die dynamischen Beziehungen innerhalb eines Handelssystems wider und erlauben eine prozessorientierte Sicht der Transaktionsphasen (siehe Abbildung Nr. 2.2, S. 47).¹³⁴ Die vorliegende Arbeit orientiert sich an der Definition von **GOMBER** für Marktmodelle.¹³⁵

2.1.2.1.2 Idealtypische Marktmodelle

KAUL nennt drei idealtypische Marktmodelle, mit denen sich die Definition eines Marktmodells weiter präzisieren lässt: *Marktmachersysteme (Market Maker)*, *Auktionssysteme* und *Hybridsysteme*.¹³⁶

129 Vgl. Gomber (2000), S. 10.

130 Für eine Definition der allgemeinen Transaktionskosten siehe Fußnote 64, S. 22 dieser Arbeit.

131 Hier lassen sich unterschiedliche Effizienzbegriffe anwenden. **GOMBER** versteht beispielsweise der operativen Effizienz die Fähigkeit eines Handelssystems Käufer und Verkäufer zusammenzuführen. Er führt dafür die Definition von **MASSIMB UND PHELPS** an, die beschreibt, wie gut und kosten-effektiv die verfügbaren Marktstrukturen diese Aufgabe erfüllen. Börsenbetreiber haben den Auftrag, organisatorische Maßnahmen einzuleiten, welche die operative Effizienz ihrer Handelssysteme verbessern und Marktfriktionen vermeiden. Vgl. Gomber (2000), S. 14f und Massimb, Phelps (1994), S. 41. Folgt man dieser Definition, wäre Algorithmic Trading keine organisatorische Maßnahme der Börsenbetreiber, sondern stellt eine Eigeninitiative der Börsenteilnehmer dar, um die Transaktionsprozesse effektiver und kostengünstiger zu gestalten.

132 Für eine Definition der Liquidität siehe Fußnote 12, S. 5, dieser Arbeit.

133 Vgl. Gomber (2000), S. 12-15

134 Vgl. Gomber (2000), S. 11.

135 Vgl. Gomber (2000).

136 Die Funktionen einer Börse sind nach Meinung von **KAUL** erstens die Sicherstellung von Liquidität für private und institutionelle Anleger und zweitens, die Verringerung der Transaktionskosten. Für private Börsenteilnehmer sind die Transaktionskosten wichtiger als die Sicherstellung von Liquidität, bei den institutionellen Anlegern ist es genau umgekehrt. Kaul (2001), S. 8-9.

Wenn eine Börse als *Auktionssystem* organisiert ist, besteht ihr Börsenhandel aus zwei unterschiedlichen Auktionen, einer Kaufs- und einer Verkaufsauktion für ein und dasselbe Wertpapier (*Double Auction*).¹³⁷ Auktionatoren (z.B. Skontroführer) unterstützen den Wettbewerb um den niedrigsten (Verkäufer-Auktion) bzw. höchsten Preis (Käufer-Auktion).¹³⁸ Die Preisangebote werden als limitierte (*unlimitierte*) Orders abgegeben, je nachdem, ob der Bieter einen bestimmten Transaktionspreis mindestens erreichen will (*oder nicht*). Es gibt eine Vielzahl anderer theoretischer Auktionssysteme die jeweils unterschiedliche Preiseffekte verursachen (z.B. *offene Auktion, Sealed-Bid, diskriminatorische Auktion, Double Auctions, Vickrey Auction, Uniform Price Auction*).¹³⁹ Die Auktionen können zu festen Zeitpunkten (*zeitdiskret*) oder kontinuierlich (*zeitstetig*) stattfinden.¹⁴⁰ Der Preis-Unterschied zwischen den besten Kauf- und Verkaufs-Geboten der *Double Auction* ist der Spread.

137 Vgl. Kaul (2001), S. 9f.

138 Vgl. Kaul (2001), S. 9f.

139 Für einen Überblick über Auktionsformen siehe Smith (1966), Scott, Wolf (1979), Hughart (1975), Milgrom, Weber (1982), Cammack (1991), Hendriks, Porter (1988).

140 Zeitdiskret bedeutet, dass die Kaufs- und Verkaufsaufträge (Orders) bis zu einem bestimmten festen Zeitpunkt gesammelt werden. Ein Beispiel für zeitdiskrete Auktionen ist die Ermittlung Kassakurses an der Börse. Dabei gilt das Meistausführungsprinzip, bei dem ein Einheitskurs ermittelt wird, der das höchste Transaktionsvolumen verspricht. So ist der Informationsgehalt im Börsenkurs am höchsten, da möglichst viele Kauf- und Verkaufsaufträge für die Preisermittlung berücksichtigt werden können. In der Praxis hat der Kassakurs so gut wie keine Bedeutung mehr. Anders ist es in zeitstetigen Auktionen (fortlaufender Handel). Hier werden die Orders nicht bis zu einem feststehenden Zeitpunkt gesammelt, sondern sofort ausgeführt wenn die Transaktionsbedingungen der Kontrahenten übereinstimmen. Die meisten elektronischen Handelssysteme sind kontinuierlich (fortlaufender Handel) und enthalten zeitdiskrete Elemente (z.B. Eröffnungs-, Schlussauktion oder Kassakurs). Im kontinuierlichen Handel werden während der Börsenzeit sich gegenüberstehende, passende Orders sofort ausgeführt. Unlimitierte Orders werden gegeneinander und mit den günstigsten limitierten Angeboten der Gegenseite ausgeführt. Liegen mehrere limitierte Kauforders vor, wird der höchste, bei mehreren limitierten Verkaufsorders der niedrigste ausgeführt. Liquidität ist dann gegeben, wenn immer genügend Orders auf der Käufer- und Verkäuferseite für einen fortlaufenden Handel vorliegen. Vgl. Kaul (2001), S.10-11.

Das zweite idealtypische Marktmodell sind *Marktmachersysteme* (*Market Maker Systeme*).

Die Kauf- und Verkaufskurse werden hier von einem zentralen Marktmacher (Market Maker) gestellt.¹⁴¹ Die Bezeichnung der Kurse erfolgt aus der Perspektive des Marktmachers als Geldkurs (*Bid*) wenn er Investoren Wertpapier zum Kauf anbietet und als Briefkurs (*Ask*), wenn er Wertpapiere von Investoren kaufen möchte (anfragt). Geld- und Briefkurs des Marktmachers, mit einem Transaktionsvolumen versehen, bilden zusammen eine *Quotierung* (*Quote*). Geld- und Briefkurs ohne Volumenangabe stellen eine unverbindliche Kurs-Taxe dar.¹⁴² In *Marktmachersystemen* existieren keine limitierten Orders.¹⁴³ Der Marktmacher tritt in jeder Transaktion als Kontrahent gegenüber dem Investor auf.¹⁴⁴ Er soll dadurch Kurskontinuität und sogenannte *informationseffiziente*¹⁴⁵ Aktien-

141 Der Marktmacher bietet an die Wertpapiere zum Geldkurs zu kaufen oder sie mit dem Briefkurs zu verkaufen. Die Investoren kaufen zum Briefkurs und verkaufen zum Geldkurs. Vgl. Kaul (2001), S. 11f.

142 Vgl. Gomolka (2007), S. 21.

143 Vgl. Kaul (2001), S.11.

144 Abhängig von den Börsenrichtlinien sind die Marktmacher verpflichtet, die Kurse von sich aus oder auf Anfrage in das Börsensystem zu stellen und für sofortige Liquidität zu sorgen. Ihre Transaktionskosten können die Marktmacher aus dem Spread bestreiten. Je nach Börsenorganisation können ihnen auch andere Privilegien gewährt werden. Vgl. Kaul (2001), S. 11f.

145 Wie O'HARA darstellt, bringen informierte und nicht-informierte Händler verfügbare Informationen indirekt in die Kursstellung mit ein, indem sie neue Informationen schrittweise bei der Formulierung ihrer Transaktionswünsche berücksichtigen. Vgl. O'Hara (1998), S. 153. Das *Paradigma der Informationseffizienz* aus der Kapitalmarkttheorie versucht zu erklären, an welchen Informationen sich alle Marktteilnehmer orientieren und welche Informationsvorteile dadurch entstehen. FAMA unterscheidet hier drei Formen der Informationseffizienz. Schwache Informationseffizienz liegt dann vor, wenn sich nur die historische Kursentwicklung in den Marktpreisen widerspiegelt. Bei halb-schwacher Informationseffizienz spiegeln die Marktpreise alle öffentlich verfügbare Informationen (wie z.B. Jahresabschlüsse) wider. Starke Informationseffizienz liegt dann vor, wenn private oder geheime Informationen (wie z.B. Insiderinformationen) sofort in Marktpreise umgesetzt werden. Vgl. Fama (1970), S. 414.

kurse garantieren, sowie kurzfristige Angebots- und Nachfrageüberhänge ausgleichen.¹⁴⁶ Je nach Marktmodell können auch mehrere Marktmacher um die beste Quote konkurrieren.¹⁴⁷

Hybridsysteme besitzen die Eigenschaften von Auktions- und Markt-machersystemen gleichermaßen.¹⁴⁸ Dazu werden werden limitierte Orders aus Auktionssystemen in einem Markt-machersystem zugelassen oder die Marktmacher treten in einem Auktionssystem auf.¹⁴⁹ Der Investor erhält sofortige Liquidität, wenn er auf Preislimite verzichtet und entweder eine entsprechende Quote des Markt-machers oder eines anderen Investors annimmt.¹⁵⁰ Man könnte auch sagen, dass in einem Hybridsystem nicht nur die Börsenteilnehmer um die günstigsten Preise konkurrieren, sondern die Marktmacher mit den Investoren.¹⁵¹ Der Börsenhandel in einem Hybridsystem erfolgt in der Regel zeitstetig, es können aber auch Eröffnungs-, Tages- oder Schlussauktionen durchgeführt werden.¹⁵² In der Praxis wird die Verantwortung für die Kursstellung in einem Wertpapier von der Börsengeschäftsführung in der Regel an einen Kursmakler (in Deutschland dem Skontroführer) abgegeben.¹⁵³ Die Skontroführer haben die gleichen Aufgaben wie die Marktmacher.

146 Vgl. Kaul (2001), S. 12.

147 Vgl. Gomolka (2007), S. 21.

148 Vgl. Kaul (2001), S. 12.

149 Vgl. Kaul (2001), S. 12.

150 Vgl. Kaul (2001), S. 12.

151 Vgl. Kaul (2001), S. 12.

152 Vgl. Kaul (2001), S. 13-14.

153 Der Kursmakler führt das Orderbuch, eine Zusammenfassung aller bestehenden Geld- und Briefkurse, und kann, je nach Marktsegment, dazu verpflichtet werden Liquidität in ausreichendem Maße bereit zu stellen, wenn Angebot und Nachfrage dafür nicht ausreichen. Diese Eigengeschäfte dürfen aber nicht tendenzverstärkend wirken. Vgl. Kaul (2001), S. 14.

2.1.2.1.3 *Capital Market Information Systems*

Je nach Marktmodell kommen bestimmte Softwareprogramme (*IT-Systeme*) zur Anwendung, die sich entweder an Auktionsteilnehmer oder an die Öffentlichkeit richten. Die Systeme stellen den Informationsfluss in den Auktionen sicher und sorgen für effiziente Märkte. **HARRIS** unterscheidet IT-Systeme zur Orderpräsentation (*Order Presentation Systems*), Marktdatensysteme (*Market Data Systems*), Orderbücher (*Orderbooks*) und Orderroutingsysteme (*Order Routing Systems*).¹⁵⁴ Die gleiche Gliederung von computerbasierten Systemen für den Wertpapierhandel wird auch von **DABOU UND RABHI** aufgegriffen und weiterentwickelt.¹⁵⁵ Die Autoren bezeichnen die IT-Systeme hier als *Capital Market Information Systems* und unterscheiden IT-Systeme zur Informationssammlung und -verteilung (*Information Collection an Distribution Systems*), IT-Systeme zum Ordermatching (*Trading Engines*), Orderroutingsysteme (*Order Routing Systems*), IT-Systeme zur Orderpräsentation (*Order Presentation Systems*), IT-Systeme zur Orderabwicklung (*Settlement and Registry Systems*) sowie IT-Systeme zur Überwachung (*Surveillance Systems*).¹⁵⁶

154 *Orderroutingsysteme* übernehmen die Weiterleitung der Orders vom Investors an die Börse. *Order Presentation Systems*, sollen die Börsenhändler dabei unterstützen, den Überblick in den einzelnen Auktionen zu behalten. *Orderbücher* informieren hingegen über alle Orders die zu Transaktionen hinführen. *Market Data Systems* dienen dazu, die abgeschlossenen Transaktionen oder die Quotierungen von Marktmachern der Öffentlichkeit zu präsentieren. Vgl. Harris (2003), S. 90.

155 Vgl. Dabou, Rabhi (2008).

156 Vgl. Dabou, Rabhi (2008), S. 37.

Wie die Autoren feststellen, kann man jedes dieser IT-Systeme einem oder mehreren Transaktionsprozessen im Wertpapierhandel zuordnen.¹⁵⁷ Diese Feststellung ist bedeutend, weil man den Wertpapierhandel so nicht mehr aus der (*statischen*) Perspektive der Marktmodelle, Marktregeln bzw. Auktionsmechanismen betrachtet, sondern weil man den Wertpapierhandel als Zyklus von (*dynamischen*) Prozessen begreift, die z.B. mit einem Transaktionswunsch beginnen und mit der Abwicklung einer Transaktion enden. Die Phasen der Transaktionsprozesse werden im folgenden Abschnitt ausführlich erläutert.

Bei der Betrachtung von *Auktions-, Marktmacher- und Hybridsystemen* stellt sich also die Frage, ob Algorithmic Trading nur ein (*statisches*) *IT-System* ist (z.B. ein *Information Collection an Distribution System* oder ein *Order Routing System*), das den Auktionsteilnehmer unterstützt, oder

¹⁵⁷ Die *IT-Systeme zur Informationsammlung und -verteilung* werden eingesetzt, um die Handelsaktivitäten zu beobachten und zu dokumentieren. Die Verteilung der Marktdaten erfolgt entweder in Echtzeit (Realtime Data) oder mit Verzögerung (*Delayed Data*). Man unterscheidet *Query Services*, bei denen Informationen angefordert werden, und *Broadcast Services*, bei denen Informationen kontinuierlich ohne Anfrage übermittelt werden. Die *IT-Systeme zum Ordermatching* dienen dazu, die Orders von Käufern und Verkäufern in elektronischen Handelssystemen, entsprechend der geltenden Marktmodelle und Marktregeln, zusammen zu führen. Elektronische Handelssysteme werden im Abschnitt 2.2, S. 69, dieser Arbeit definiert. *Orderroutingsysteme* dienen der Übermittlung von Wertpapierorders bzw. Nachrichten über deren Status zwischen Investoren, elektronischen Handelssystemen, Brokern bzw. Dealern. Die Systeme werden in Abschnitt 3.5.2.1, S. 146, dieser Arbeit näher erläutert. *IT-Systemen zur Orderpräsentation* sind bildschirmbasierte Computersysteme, mit denen man die Marktteilnehmern über Orders oder Quotes informiert. Broker können jeweils eigene Systeme zur Orderpräsentation besitzen. Mit den IT-Systemen zur Orderabwicklung werden, nach einem erfolgreichen Abschluss einer Transaktion, die Daten der Kontrahenten ausgetauscht und die Lieferung der Wertpapiere bzw. der Ausgleich der Zahlungsverpflichtungen durchgeführt. Die Autoren unterscheiden hier das reine *Settlement* (dient dem Austausch von Cash) bzw. das *Depository* (dem Lager- bzw. Lieferort der Wertpapiere). Dem gegenüber stehen *Registry Systems*. Dies sind Systeme, welche die Informationen der Transaktion duplizieren und zwischen dem Unternehmen und deren Aktionären austauschen. Die letzte Kategorie bilden IT-Systeme zur Überwachung. Diese dienen dazu, illegale Handelspraktiken zu entdecken, die gegen die Marktregeln oder Gesetze verstoßen. Vgl. Dabou, Rabhi (2008), S. 37-39.

ob die Software nur dazu dient, besonders komplexe Aufgaben und (*dynamische*) Prozesse zu bewältigen, die sich durch den Menschen alleine nicht mehr effizient lösen lassen. Der Begriff Algorithmic Trading würde dann (*dynamische*) Prozesse beschreiben, die sich in Teilprozesse mit Aufgaben gliedern lassen.

2.1.2.2 Prozessorientierte Sicht

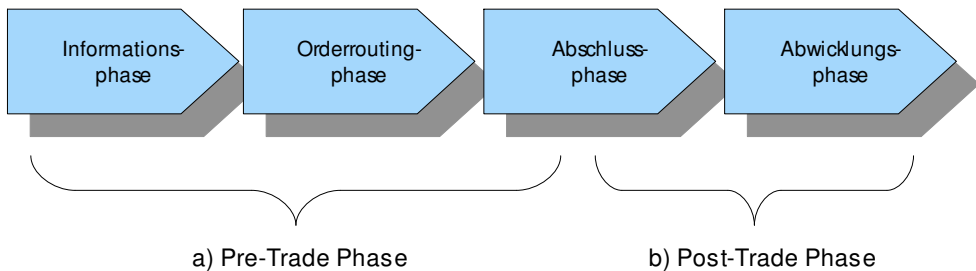


Abbildung 2.2: Phasen der Handelsprozesse, in Anlehnung an Picot, Bortenlänger, Röhl (1996)

PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHL verfolgen eine phasenorientierte Sicht des Börsenhandels.¹⁵⁸ Sie unterteilen den Handelsprozesse in die *Informations-, Orderrouting-, Abschluss- und Abwicklungsphase*, die immer wiederkehrende strukturierte Aufgabenstellungen beinhalten (Abbildung Nr. 2.2, S. 47).¹⁵⁹ **GOMBER** baut auf dieses Schema auf und fügt dem Schema das Marktergebnis als Resultat der Transaktionsprozesse hinzu.¹⁶⁰ Seiner Definition für das Marktmodell folgend, untergliedert er die einzelnen Transaktionsphasen, indem er ihnen Strukturmerkmale zugeord-

158 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 16.

159 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 16.

160 Das *Marktergebnis* steht am Ende der Transaktionsprozesse und dient der Beurteilung der Qualität eines elektronischen Handelssystems oder der Transaktionsbedingungen, z.B. durch den ausgehandelten Preis, der vereinbarten Menge oder die Zeit, die für eine Orderausführung benötigt wurde. Vgl. Gomber (2000), S. 12.

net, welche die transaktionsspezifischen Aufgaben widerspiegeln.¹⁶¹ Die Strukturmerkmale sind Markttransparenz (*Informationsphase*), Orderparameter- und Orderverbindlichkeit (*Orderroutingphase*), Preisermittlungsverfahren und Handelsfrequenz (*Abschlussphase*) sowie Settlementfrist (*Abwicklungsphase*). Sie geben die Grenzen vor, in denen der Wertpapierhandel ablaufen kann.¹⁶² Die Transaktionsphasen werden der Definition folgend im Weiteren kurz erläutert.

Die *Informationsphase* beinhaltet alle Aktivitäten eines Investors, die auf die Handelsentscheidung gerichtet sind, und der Informationsbeschaffung, -verarbeitung, -lagerung und -bewertung dienen.¹⁶³ In dieser Phase entscheiden Käufer und Verkäufer auf Basis von Marktdaten darüber, ob sie handeln möchten. GOMBER unterscheidet hier zwischen *marktexogenen* und *marktendogenen* Informationen, die (im Folgenden) auch als *Marktdaten* bezeichnet werden.¹⁶⁴ *Exogene* Informationen sind allgemeine Marktdaten die von Nachrichtenagenturen oder Informationsmaklern übermittelt werden (z.B. Unternehmensnachrichten, Wertpapieranalyse, makroökonomische Kennzahlen).¹⁶⁵ *Endogene* Marktdaten entstehen durch das Agieren der Marktteilnehmern in der betrachteten Marktorganisation selbst (z.B. Quotierungen von Marktmachern, Kurszeitreihen, Volumina oder Transaktions-Bestätigungen).¹⁶⁶ Das Strukturmerkmal der *Markttransparenz* zeigt an, wie viele (*endogene*) Informationen über das Handelsgeschehen für die Marktteilnehmer zugänglich sind.¹⁶⁷

Während der *Orderroutingphase* wird der Transaktionswunsch formuliert und als Order an die Wertpapiermärkte übermittelt.¹⁶⁸ Das Strukturmerkmal der *Orderparameter* soll dabei helfen, die Transaktionsinteressen ge-

161 Vgl. Gomber (2000), S. 12.

162 Vgl. Gomber (2000), S. 18.

163 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 36.

164 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

165 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

166 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

167 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 23.

168 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 49f.

nau zu formulieren.¹⁶⁹ Als *Orderparameter* dienen alle für den Abschluss der Transaktion erforderlichen Informationen, wie z.B. Wertpapierbezeichnung, Volumen/Stückzahl, Bankverbindungen oder Kauf- oder Verkaufslimit.¹⁷⁰ Das Strukturmerkmal der *Orderverbindlichkeit* gibt an, ob feste Orderspezifikationen bestehen oder unverbindliche Orders nur Verhandlungsbereitschaft signalisieren.¹⁷¹

In der *Abschlussphase* werden die Kaufs- und Verkauforders nach dem Strukturmerkmal des Preisfeststellungsverfahrens zusammengeführt.¹⁷² Wie Abschnitt 2.1.2.1.2, S. 41, zeigte, fallen die Preisfeststellungsverfahren in *Auktions-, Marktmacher- oder Hybridsystemen* unterschiedlich aus. Je nachdem, welche Form des Preisfeststellungsverfahrens (*Ordermatching*) Anwendung findet, müssen die Marktteilnehmer also ihr Verhalten in der Orderroutingphase anpassen, um im Wettbewerb der Bieter erfolgreich zu sein. Das Strukturmerkmal der *Handelsfrequenz* bezieht sich auf die Kontinuität dieses Preisfeststellungsverfahrens, die hoch ausfallen kann, wenn ein fortlaufendes Ordermatching stattfindet (*Marktmachersysteme*), oder niedrig ist, wenn nur ein periodisches Preisfeststellungsverfahren Anwendung findet (*Auktionsprinzip*).¹⁷³

In der *Abwicklungsphase* erfolgt schließlich das Clearing und Settlement unter den Marktteilnehmern.¹⁷⁴ Diese Aufgabe übernehmen Wertpapierverwahrer und -abwickler (*sogenannte Custodians*). Unter dem *Clearing* versteht man die Feststellung wechselseitiger Verpflichtungen zwischen den Handelsparteien, die je nach Handelsorganisation über eine zentrale

169 Vgl. Gomber (2000), S. 20.

170 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 50.

171 Vgl. Gomber (2000), S. 20.

172 Vgl. Gomber (2000), S. 21.

173 Vgl. Gomber (2000), S. 21.

174 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 71.

Clearingstelle¹⁷⁵ abgewickelt werden kann.¹⁷⁶ Unter dem *Settlement* versteht man den Ausgleich der Nettoverpflichtungen¹⁷⁷ über die Konten der Marktteilnehmer, die Übertragung der Eigentumsrechte und (meist elektronische) Lieferung der Wertpapiere.¹⁷⁸ Das Strukturmerkmal der *Settlementfrist* gibt an, wie viel Zeit nach dem Abschluss der Transaktion für das Settlement zur Verfügung steht.¹⁷⁹

Seiner Definition folgend, definiert GOMBER alle Strukturmerkmale, die Transaktionsphasen begleiten und mehrere Ausprägungen haben können, als phasenübergreifende Strukturmerkmale: *den Grad der Variabilität* (Strukturmerkmale werden durch exogene Faktoren determiniert oder ergeben sich aus marktendogene Faktoren), *den Grad der Konsolidierung* (zentral organisiertes Börsensysteme oder Zersplitterung der Liquidität über Teilmärkte) *sowie den Grad der Automatisierung* (Übergang vom Parketthandel durch Menschen zur voll-integrierten Computerbörse).¹⁸⁰

2.1.2.3 Zuordnung von Algorithmic Trading

Die phasenorientierte Sicht des Wertpapierhandels erlaubt eine funktionale Gliederung von Algorithmic Trading nach *Buy-Side* und *Sell-Side*. Die *Informationsphase* beinhaltet das Algorithmic Trading auf der *Buy-Side*, weil hier zielgerichtet Computer-Verfahren zur Datenauswertung eingesetzt werden, um eine Investmententscheidung herbeizuführen. Die in der *Orderroutingphase* zu erfüllenden Aufgaben sind deckungsgleich mit den Aufgaben der *Sell-Side* im Algorithmic Trading.

175 Eine zentrale Clearingstelle (*Central Counter Party, CCP*) dient dazu das Ausfallrisiko eines Kontrahenten in einer Transaktion (*Counterparty Risk*) abzusichern. Vgl. Norman (2002), S. 208.

176 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 72.

177 Dies wird auch als *Netting* bezeichnet. Vgl. Loader (2002), S. 212.

178 Für eine umfangreiche Darstellung von Clearing und Settlement vgl. Loader (2002).

179 Vgl. Gomber (2000), S. 22.

180 Vgl. Gomber (2000), S. 23.

Für Algorithmic Trading ist es wichtig, die einzelnen Transaktionsphasen im Hinblick auf den Transaktionszeitpunkt zu gliedern. Denn für die *Sell-Side* sind nur diejenigen Phasen relevant, die vor Abschluss einer Transaktion liegen. Die *Pre-Trade* Phase umfasst alle Wertpapierprozesse, die ablaufen, bevor eine Transaktion stattfindet, die *Post-Trade* Phase alle danach. Werden alle Transaktionsphasen auf elektronischem Wege automatisch und ohne technische Friktionen (*Medienbrüche*¹⁸¹) fehlerlos durchlaufen, spricht man von *Straight Through Processing (STP)*¹⁸².

2.1.3 Informationsphase

2.1.3.1 Übersicht über die Teilprozesse

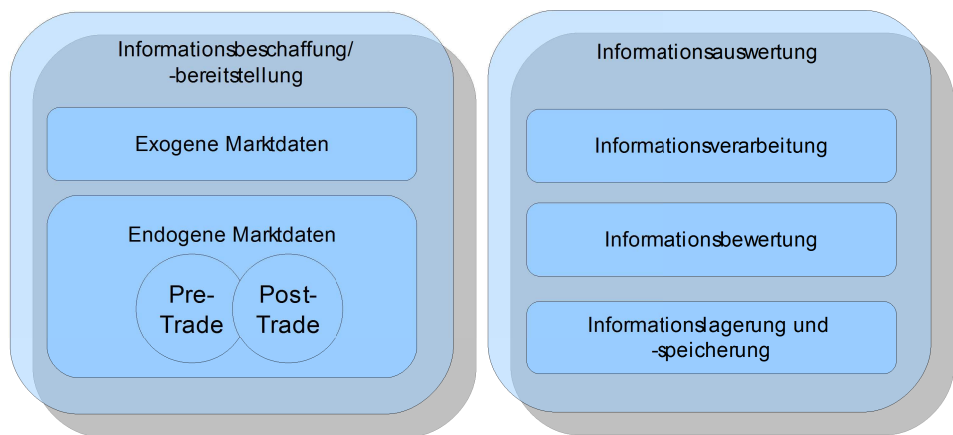


Abbildung 2.3: Teilprozesse und deren Aufgaben beim Algorithmic Trading in der Informationsphase

181 Der Begriff Medienbruch bezieht sich auf die Prozessabläufe innerhalb von Software-Architekturen (*Workflow-Management*). Unter Medienbrüchen versteht man hier vor allem den Zeitverlust, der entsteht, wenn sich die Daten während der Verarbeitung umformatiert werden müssen (z.B. aufgrund der Verwendung unterschiedlicher Programmiersprachen zwischen Software-Systemen). Vgl. dazu Starke (2009), S. 274ff.

182 Vgl. Knogler, Linsmaier (2008), S. 57f.

Zur allgemeinen Beschreibung der Informationsphase nutzt **GOMBER** das Strukturmerkmal der *Markttransparenz*, das sich entweder auf die Darstellung von Transaktionswünschen (*Pre-Trade Transparenz*) oder abgeschlossene Geschäfte (*Post-Trade Transparenz*) bezieht.¹⁸³ Seine Beschreibung konzentriert sich darauf, welche Informationen für den Entscheidungsprozess bereitgestellt werden und in welcher Form diese an die Marktteilnehmer übermittelt werden. **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** hingegen beschreiben die Informationsphase durch die zu erledigenden Aufgaben: *die Informationsbeschaffung, -verarbeitung, -bewertung, -lagerung und -speicherung*.¹⁸⁴ Ihre Perspektive konzentriert sich auf die Art und Weise, wie ein Investor die verfügbaren Informationen benutzt, um seine Investitionsentscheidung zu treffen.

Abbildung 2.3, S. 51, macht deutlich, dass sich die allgemeine Beschreibung der Informationsphase bei beiden Autoren überschneidet. Das Kriterium der Markttransparenz lässt sich den Aufgaben der Informationsbeschaffung und -bereitstellung zuordnen. Alle anderen Aufgaben lassen sich dadurch abgrenzen, dass sie mit den verfügbaren Informationen arbeiten. Insgesamt können mit der *Bereitstellung* und der *Auswertung von Informationen* zwei unabhängige Teilprozesse unterschieden werden, die sich so auch im Algorithmic Trading wiederfinden.

2.1.3.2 Bereitstellung von Informationen

2.1.3.2.1 Übersicht

Wie **GOMBER** darstellt, kann die *Informationsphase* die Auswertung endogener oder exogener Informationen (*Marktdaten*) beinhalten (siehe Tabelle 2, S. 53).¹⁸⁵ In Kapitel 4 werden die Verfahren beim Algorithmic Trading dargestellt, mit denen diese Marktdaten ausgewertet werden.

183 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

184 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 36-37.

185 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

	Endogene Marktdaten	Exogene Marktdaten
Beschreibung	Spiegeln das Marktmodell und die Handelsprozesse eines elektronischen Handelssystems wieder.	Alle Informationen die im Anlageprozess nützlich sind.
Datenquellen	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Pre-Trade</i>: Orderbuch (<i>Preis, Volumen, Referenznummern, Lebenszeit usw.</i>) • <i>Post-Trade</i>: Transaktionsbestätigungen und Abwicklungsdaten (<i>Preis, Volumen, Zeitpunkt, Kontrahenten usw.</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> • Börsendaten • Vendoren • Internet Websites • interne Applikationen • Regierungen • Nachrichtenagenturen • ...

Tabelle 2: Zusammenfassung endogener und exogener Marktdaten in der Informationsphase (Quelle: Gomber (2000), S. 19)

Endogene Marktdaten entstehen durch permanente Änderungen von Angebot und Nachfrage in einem Börsensystem und bestehen aus den einzelnen Geboten (*Orders*) der Auktionsteilnehmer (*Pre-Trade*) und den realisierten Transaktionen (*Post-Trade*).¹⁸⁶ Daraus kann man schlussfolgern, dass *endogene* Marktdaten indirekt auch alle Marktregeln, Marktprozesse, Liquiditäts- oder Effizienzbegriffe widerspiegeln, welche ein elektronisches Börsensystem charakterisieren. Das Orderbuch fasst alle *endogenen* Marktdaten, die zu einer Transaktion hinführen, zusammen und übermittelt diese an die Marktteilnehmer. Die Informationsphase kann aber auch *exogene* Marktdaten einbeziehen, die nicht aus dem Orderbuch stammen. Daraus kann man schlussfolgern, dass *exogene* Marktdaten alle sonstigen, öffentlich verfügbaren oder privaten Informationen sind, die für die Bewertung von Finanzinstrumenten herangezogen werden können.

¹⁸⁶ Vgl. dazu Gomber, Lutat, Schubert (2008), S. 149.

2.1.3.2.2 Endogene Informationen

Gomber versteht unter der *Post-Trade* Markttransparenz die Verfügbarkeit von Informationen nach dem erfolgreichen Abschluss von Transaktionen.¹⁸⁷ Diese Informationen können Transaktionspreise, Volumen oder Zeitpunkte des Abschlusses sein.

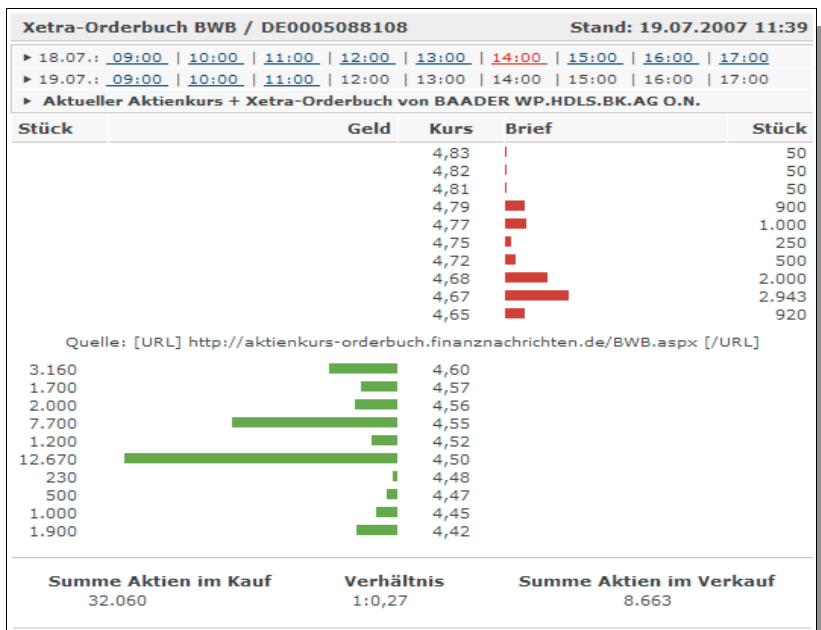


Abbildung 2.4: Schnappschuss eines Orderbuches (Quelle: Finanznachrichten.de (2009))

¹⁸⁷ Vgl. Gomber (2000), S. 19.

Ein (elektronisches) *Orderbuch* konzentriert alle Kaufs- und Verkaufsaufträge eines Wertpapiers an einer Börse *bevor* es zur Transaktion kommt.¹⁸⁸ Damit trägt das Orderbuch zur *Pre-Trade* Markttransparenz bei.¹⁸⁹ Der Aufbau und die Dynamik des Orderbuches ist von Börse zu Börse unterschiedlich. Das Orderbuch zeigt also in einem Augenblick das sich permanent verändernde Angebot und die Nachfrage, während im Hintergrund die Marktprozesse ablaufen.

GOMBER definiert ein Orderbuch als „*eine nach Prioritäts-Regeln vorgenommene Auflistung von limitierten und unlimitierten Orders*“.¹⁹⁰ Man unterscheidet offene und geschlossene Orderbücher, je nachdem, ob die Marktteilnehmer Einblick in die Quotes und Taxen der Auktionen erhalten.¹⁹¹ Die Anzahl der im Orderbuch aufgelisteten Kauf- und Verkaufsinteressen (Orderbuchlänge) kann durch den Börsenbetreiber oder Vendoren¹⁹² limitiert werden.¹⁹³ Die jeweils besten Kaufs- und Verkaufsangebote werden (ausgehend vom elektronischen Handelssystem NASDAQ) als *Level 1 Kurse* bezeichnet.¹⁹⁴ Die volle Länge des Orderbuches wird als *Level 2 Kurse* bezeichnet.¹⁹⁵ *Level 3* bezieht sich auf die Fähigkeit, aktiv in die Gestaltung des Orderbuches einzugreifen, diese Funktion ist aber meist Marktmachern und Skontroführern vorbehalten.¹⁹⁶ Orderbücher sind in der Regel anonym, das bedeutet, nur der Börsenbetreiber kennt die Identität der einzelnen Kauf- und Verkaufsinteressen.¹⁹⁷ Die obige

188 Vgl. dazu Dabous, Rabhi (2008), S. 33.

189 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

190 Gomber (2000), S. 19.

191 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

192 Als Vendoren werden Service-Anbieter bezeichnet, die Marktdaten von verschiedenen Börsen einsammeln, Fehler eliminieren und an Marktteilnehmer weiterverkaufen. Vgl. Alvarez (2007), S. 3.

193 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

194 Vgl. Loss, Seligmann (2004), S. 754f.

195 Vgl. Loss, Seligmann (2004), S. 754f.

196 Vgl. Loss, Seligmann (2004), S. 754f.

197 Vgl. Gomber (2000), S. 19f.

Grafik ist ein Schnappschuss des Orderbuchs des elektronischen Handelssystems XETRA für die Aktie der Baader Wertpapier Holding vom 19. Juli 2007 (Abbildung Nr. 2.4, S. 54).

In *Auktions-, Hybrid- und Marktmachersystemen* kann ein Orderbuch aus zwei Auktionen bestehen, die parallel zueinander verlaufen. Die Geldkurse sind Kaufangebote (englisch: *Bid*) von Marktteilnehmern, die Wertpapiere kaufen wollen. Die Briefkurse sind Verkaufsangebote (englisch: *Ask*), auf dieser Seite der Auktion bieten alle Investoren, die Wertpapiere verkaufen wollen. Im Normalfall ist der höchste Geldkurs (B_{Bid}) immer niedriger als der niedrigste Briefkurs (hier B_{Ask}). Beide Orderbuchseiten werden jeweils in absteigender Reihenfolge nach dem Preis sortiert. Wenn mehrere Orders den gleichen Preis aufweisen, wird das Volumen auf dem gleichen Preis kumuliert. Bei der visuellen Darstellung der Orderbücher sind unterschiedliche Varianten üblich. In der Literatur werden limitierte Orderbücher (*Limit Order Books*) u.a. bei **RANALDO, PEROTTI UND RINDI, HALL UND HAUTSCH, FRINO, GERACE UND LEPONE** oder **PASCUAL UND VEREDAS** untersucht.¹⁹⁸

2.1.3.2.3 Exogene Informationen

Exogene Marktdaten lassen sich nur schwer eingrenzen. Praktisch kommen dafür alle Daten in Betracht, welche in die Informationsphase einfließen können. **GSELL** unterscheidet zwischen Echtzeitdaten (*Real-Time*) und historischen Marktdaten (*Historical Data*) als Grundlage für Algorithmic Trading.¹⁹⁹ Er beschäftigt sich aber nicht mit den Quellen der Marktdaten.

198 Vgl. Rinaldo (2004), Perotti, Rindi (2006), Hall, Hautsch (2007), Frino, Gerace und Lepone (2008) oder Pascual, Veredas (2010).

199 Vgl. Gsell (2006), S. 2.

ALVAREZ liefert einen allgemeinen Überblick über Marktdaten, unabhängig vom Algorithmic Trading. Er fasst sechs mögliche Datenquellen zusammen: *Börsen, Vendoren, Internet Websites, interne Applikationen (In-House Applications), Regierungen, Nachrichtenagenturen.*²⁰⁰ Er schlägt vor, diese Marktdaten nach Wertpapierklassen (*Assets*) und Datentypen zu ordnen.²⁰¹ Die Assetklassen bestehen aus: *Rentenpapieren (Debt), Aktienmärkten (Equities), Geldmarktinstrumenten (Money Markets), Derivaten, Indizes und organisierten Sondervermögen (Collective Investments, CI).*²⁰² Die verfügbaren Datentypen reichen von einfachen *Geschäftsinformationen (Global Business Data), über Handelsdaten, Ratings bis hin zu Kreditauskünften, Steuerdaten oder Transaktionsprotokollen.*²⁰³ KENDALL beschreibt, wie stark und unumkehrbar der allgemeine Trend zu Real-Time und historischen Massendaten ist und zu welchen hohen Anforderungen diese Entwicklung an den Ausbau der Computer-Infrastruktur stellt.²⁰⁴ Der Einsatz von leistungsfähigen Datenbanken zur Verwaltung dieser vielfältigen Informationen ist zwingend notwendig.²⁰⁵

200 Vgl. Alvarez (2007), S. 3.

201 Vgl. Alvarez (2007), S. 10.

202 Vgl. Alvarez (2007), S. 12.

203 Vgl. Alvarez (2007), S. 6.

204 Vgl. Kendall (2007), S. 84.

205 Vgl. Alvarez (2007), S. 1-2.

2.1.3.3 Auswertung von Informationen

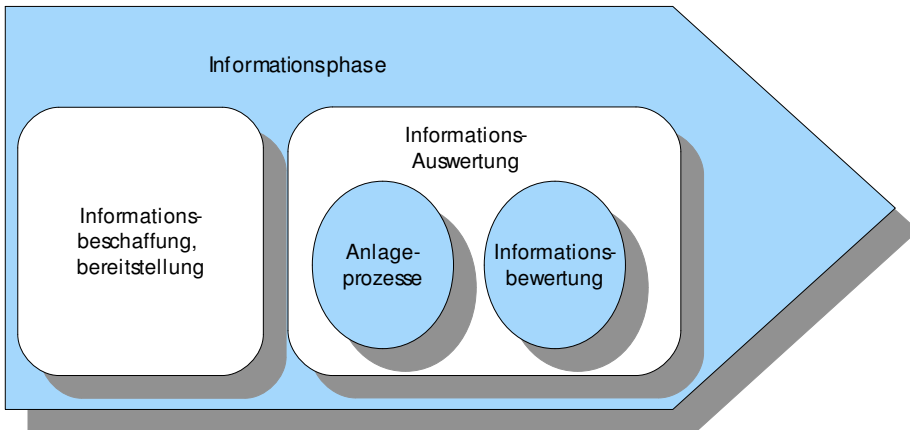


Abbildung 2.5: Gliederung der Teilprozesse der Informationsphase

Mit der Bereitstellung von *endogenen* oder *exogenen* Marktdaten steht eine Datenbasis für den Teilprozess der *Informationsauswertung* beim Algorithmic Trading zur Verfügung, an dessen Ende man einen Transaktionswunsch ableiten kann. In Abschnitt 2.1.3.1, S. 51, wurden die Aufgaben in diesem Teilprozess bereits kurz genannt. Die Aufgabe der *Informationsverarbeitung* beschreibt, wie diese Marktdaten für die maschinelle oder menschliche Verarbeitung vorbereitet oder verdichtet werden.²⁰⁶

Die Aufgabe der *Informationsbewertung* besteht darin, die wertlosen Informationen, die zu Fehlentscheidungen führen, von den nützlichen Informationen zu trennen.²⁰⁷ Die Aufgabe der *Informationslagerung und -speicherung* bezieht sich darauf, neu geschaffene und hinzugewonnene Informationen zu speichern, auf die man so immer wieder zurückgreifen kann.²⁰⁸

206 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 37.

207 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 37.

208 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 38.

Die *Informationsbewertung* ist eine Schlüsselaufgabe beim Algorithmic Trading, weil dabei entschieden wird, ob wertlose oder nützliche Informationen vorliegen. Das dafür eingesetzte Bewertungsverfahren kann zu Anpassungen in der vorgelagerten Datenbereitstellung und der Informationsverarbeitung führen. Weder **PICOT**, **BORTENLÄNGER** UND **RÖHRL** noch **GOMBER** gehen darauf ein, ob kurzfristige oder langfristige Marktdaten im Bewertungsverfahren zum Einsatz kommen.²⁰⁹ Die Auswahl eines Verfahrens wird von Ihnen genauso wenig behandelt. Kapitel 4 dieser Arbeit zeigt, dass im Algorithmic Trading die Auswahl des Bewertungsverfahrens, von der langfristig geplanten Strategie des Investors abhängt. Aufgrund der Wahl der Bewertungsmethode verschmelzen in der Informationsphase langfristig orientierte *Anlageprozesse* und kurzfristige Aufgaben aus der *Informationsbewertung*. Die *Informationslagerung* und *-speicherung* sind nur sekundäre Aufgaben, weil sie für die Investitionsentscheidung irrelevant sind.

Für die Beschreibung der Anlageprozesse gibt es in der Literatur keine einheitliche Darstellung. **LÜSCHER-MARTY** unterscheiden im langfristigen Asset Allocation Prozess (Anlageprozess) vier Phasen: *die strategische Asset Allocation*, *die taktische Asset Allocation*, *Anlagetransaktionen* und *Anlageüberwachung*.²¹⁰ Diese Definition wird in Abbildung 2.6, S. 60 dargestellt.

209 Vgl. Gomber (2000) und Picot, Bortenlänger, Röhl (1996).

210 Die strategische Asset Allocation dient der groben Strukturierung und der langfristigen Ausrichtung des Portfolios, das aus unterschiedlichen Wertpapieren besteht. Die taktische Asset Allocation übernimmt die feine Strukturierung des Portfolios, die Diversifikation in unterschiedliche Wertpapiere, um eine Basis zur Initialisierung von Orders zu schaffen. Die Umsetzung der Transaktionswünsche erfolgt in der Phase der Anlagetransaktionen, indem Orderparameter und Zeitpunkt festgelegt werden. In der vierten Phase erfolgt die Überwachung des laufenden Portfolios, die aus laufender Analyse, Bewertung und Berichterstattungen besteht. Vgl. Lüscher-Marty (2008), S. 2.25.

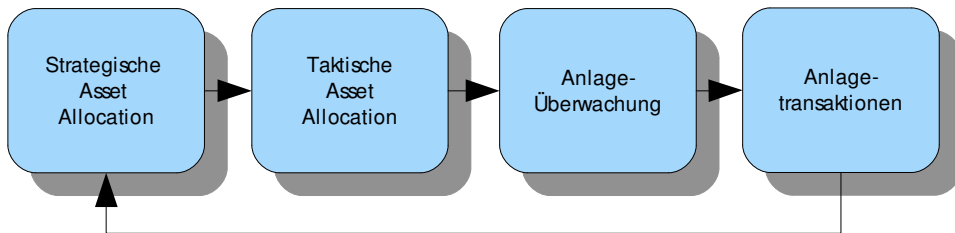


Abbildung 2.6: Anlageprozesse nach Lüscher-Marty (2008)

HEHN gliedert den Anlageprozess hingegen in die sechs Phasen: *Informationsbeschaffung, Pre-Screening, Finanzielle Analyse, Umwelt- und Sozialanalyse, Qualitätskontrolle und Portfolio-Bildung*.²¹¹

Für **NIGGEMANN** ist die Asset Allocation ein strukturierter Prozess der Aufteilung von Anlagekapital auf Anlageinstrumente (Assetklassen) und lässt sich wiederum durch vier Phasen charakterisieren: *Ermittlung und Höhe des Anlagekapitals, Erstellung Anlageprofil und Definition der Anlageziele, strategische Asset Allocation sowie taktische Asset Allocation*.²¹²

Die Anzahl der Phasen und deren Inhalt unterscheidet sich sehr stark in diesen Definitionen. Es besteht aber ein Konsens darüber, dass es in Anlageprozessen, um die langfristige Allokation von Kapital in einem Wertpapierportfolio geht. In welchen Schritten diese Allokation stattfindet, wird von jedem der genannten Autoren unterschiedlich definiert. Man kann jedoch feststellen, dass die Anlageprozesse auf Marktdaten basieren und dazu dienen, die Allokation von Kapital in einem Portfolio vorzuneh-

211 Die Informationsbeschaffung dient der Sammlung und Aufbereitung von Marktdaten auf Basis von Kriterienkatalogen. Die Pre-Screening Phase beschreibt den Ausschluss von Informationen die für die Kundenpräferenzen irrelevant sind. Die finanzielle Analyse betrachtet quantitative und qualitative Kriterien eines Investments. Die Umwelt- und Sozialanalyse prüft die Nachhaltigkeit der Investitionsentscheidung. Nach der Qualitätskontrolle wird die Entscheidung dem Portfolio-Kontext angepasst. Vgl. Hehn (2002), S. 262.

212 Vgl. Niggemann (2010), S. 325.

men. Die Investitionsentscheidung wird dabei von einer langfristigen, strategischen Ebene auf eine kurzfristige, taktische Ebene herunter gebrochen.

2.1.3.4 Zusammenfassung

In Abbildung 2.5, S. 58, wird die *Informationsphase* beim Algorithmic Trading in die Teilprozessen der *Informationsbeschaffung* und der *Informationsauswertung* gegliedert. Der Informationsauswertung lassen sich wiederum Aufgaben zuordnen, die sich mit der Verarbeitung, Bewertung und Speicherung von Marktdaten beschäftigen. Anlageprozesse dienen dazu, langfristige strategische und kurzfristige taktische Investitionsentscheidungen auf Basis von Marktdaten zu treffen. Sie beschreiben die Art und Weise, wie Marktdaten in der Informationsphase bewertet werden. Die Anlageprozesse erklären, welches Verfahren zu Informationsbewertung der Investor warum ausgewählt hat.

Die Datenbasis für die Anlageprozesse kann entweder aus *exogenen* oder *endogenen* Marktdaten bestehen. *Endogene* Daten können aus der *Pre-Trade* oder *Post-Trade* Phase stammen. Sie können das Ergebnis von *Auktions-, Marktmacher- oder Hybridsystemen* sein. Als *exogene* Daten kommen alle Informationen in Betracht, die für den Anlageprozess relevant sind, aber nicht aus den Handelsprozessen der Börse stammen, wo die Orders ausgeführt werden. Kapitel 4 beschäftigt sich damit, welche Verfahren zur Informationsbewertung von *endogenen* oder *exogenen* Marktdaten im Algorithmic Trading eingesetzt werden können.

2.1.4 Orderroutingphase

2.1.4.1 Übersicht über die Teilprozesse

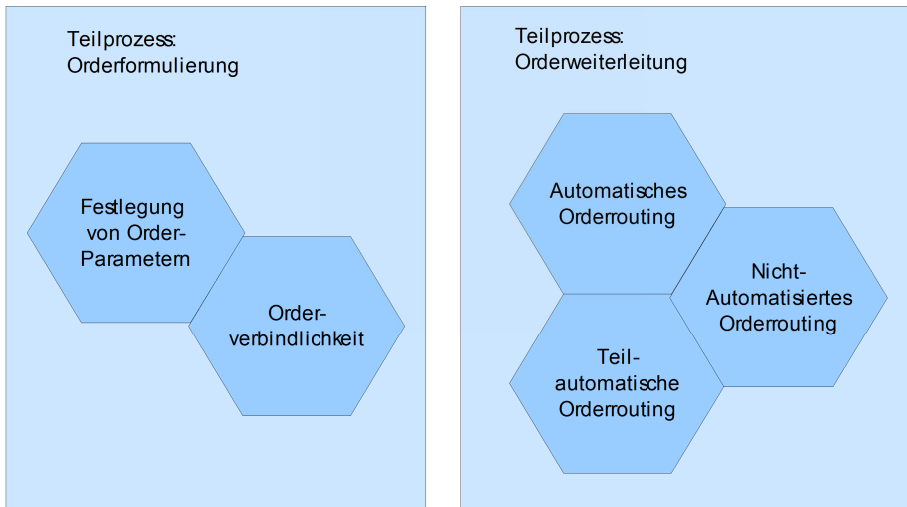


Abbildung 2.7: Teilprozesse in der Orderroutingphase

Um die Teilprozesse zu beschreiben, die in der Orderroutingphase stattfinden, wendet **GOMBER** die Strukturmerkmale *Orderparameter* und *Verbindlichkeit* an. Er konzentriert sich dabei auf die Formulierung von Orderspezifikationen. **PICOT BORTENLÄNGER** UND **RÖHRL** charakterisieren die Orderroutingphase hingegen durch drei Ausprägungen der Automatisierung in *nicht-automatisiertes*, *teilautomatisiertes* und *vollautomatisiertes* Orderrouting die im folgenden Abschnitt erläutert werden.²¹³ Ihre Interpretation bezieht sich weniger auf die Formulierung von Orders, sondern auf den Prozess von deren Weiterleitung. Betrachtet man die Orderroutingphase beim Algorithmic Trading aus der Perspektive der beiden Auto-

²¹³ Vgl. Gomber (2000), 20 und Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 51f.

ren, lassen sich mit der *Formulierung von Orderspezifikationen* und mit der *Weiterleitung von Orders* zwei unabhängige Teilprozesse unterscheiden (siehe Abbildung 2.7. S. 62).

2.1.4.2 Formulierung von Orders

GOMBER definiert den Teilprozess der Orderformulierung durch Wahl der *Orderparameter* (Volumen, Preis, Menge etc.) und deren *Verbindlichkeit*.²¹⁴ Er berücksichtigt dabei jedoch nicht, dass der wichtigste Parameter bei der Formulierung, die Wahl der Orderform selbst ist und dass sich die Verbindlichkeit durch die Auswahl der Ordererweiterungen im Kontext der aktuellen Marktlage ergibt. Je nach Marktmodell, Art der gehandelten Wertpapiere und technischer Infrastruktur geben die Marktregeln unterschiedliche Orderarten vor, die zur Auswahl stehen. Grundsätzlich lassen sich *limitierte* von *unlimitierten* Orders unterscheiden. Limitierte Kauforders (*Verkauforders*) enthalten einen maximalen Transaktionspreis, den der Anleger zu zahlen bereit ist (*mindestens erhalten will*), während unlimitierte Orders nicht durch Limits spezifiziert werden (z.B. Market Orders).²¹⁵

Darüber hinaus sind keine allgemein gültigen Aussagen über Orderarten möglich. Denn die Ordertypen werden durch Marktregeln definiert und sind an ein individuelles Marktmodell und Börsensystem gebunden. Tabelle 3, S. 64, gibt beispielsweise eine Übersicht über die Order-Typen im elektronischen Handelssystem XETRA. Tabelle 4, S. 65, zeigt einen Überblick über die Erweiterungsmöglichkeiten dieser Ordertypen in XETRA. Die Ausführungsbedingungen dienen dazu, die drei Grundtypen der Orders im fortlaufenden Handel zu verfeinern. Beide Tabellen zusammen machen deutlich, wie schwierig die Wahl einer geeigneten Orderform sein kann.

214 Vgl. Gomber (2000), S. 20.

215 Vgl. Gomber (2000), S. 20.

Klassifizierung	Orderart	Funktion
<i>Grundtypen</i>	<i>1. Market Order</i>	Ausführung des gewünschten Volumens zum nächsten verfügbaren Preis, ohne Einschränkungen.
	<i>2. Limit Order</i>	Vorgabe eines maximalen (minimalen) Ausführungspreises für Kauf (Verkauf).
<i>Erweiterte Ordertypen</i>	<i>3. Market-to-Limit-Order</i>	Unlimitierte Order, die zum besten Limit der gegenüberliegenden Seite ausgeführt werden kann.
	<i>4. Stop Order</i>	Erzwungener Verkauf bei unterschreiten eines bestimmten Preislimits.
	<i>5. Iceberg-Order</i>	Aufteilung einer großen Order in kleinere Teilorders, die an ein bestimmtes Limit gebunden sind.

Tabelle 3: Beispiel für Order-Grundtypen im elektronischen Handelssystem XETRA (Quelle: XETRA (2004))

Klassifizierung des Orderzusatzes	Bezeichnung	Beschreibung
<i>Ausführungs-Bedingungen</i>	<i>Immediate-or-Cancel-Order (IOC)</i>	Die Order soll sofort und vollständig (oder soweit wie möglich) ausgeführt werden. Diejenigen Orderteile, die auch nicht mehr durch Teilausführungen abgedeckt werden können, werden sofort gelöscht.
	<i>Fill-or-Kill-Orders (FOK)</i>	Order soll sofort, vollständig oder überhaupt nicht ausgeführt werden. Kann die Order selbst durch mehrere Teilausführungen nicht komplett abgedeckt werden, wird sie komplett zurückgezogen.
<i>Beschränkung der Lebenszeit</i>	<i>Good-for-Day</i>	Orders ist nur einen einzigen Tag gültig.
	<i>Good-till-Date</i>	Orders ist bis zu einem bestimmten Tag gültig sind, der bis zu 89 Tage in der Zukunft liegt.
	<i>Good-till-Canceled</i>	Orders bleibt ohne zeitliche Beschränkung, die „maximalen Lebenszeit“ lang gültig (90 Tage).
<i>Handels-Beschränkungen</i>	<i>Opening-Auction-Only</i>	Orderausführung ist auf die XETRA-Eröffnungsauktion beschränkt.
	<i>Closing-Auction-Only</i>	Orderausführung ist auf die XETRA-Schlussauktion beschränkt.
	<i>Auctions in Main Trading Phase Only</i>	Orderausführung ist auf die Auktionen während der Haupt-Handelsphase beschränkt.
	<i>Main Trading Phase Only</i>	Orderausführung ist auf den fortlaufenden Handel beschränkt.

Tabelle 4: Orderzusätze der Orderarten im XETRA Handelssystem (Quelle: XETRA (2004), S. 12)

2.1.4.3 Weiterleitung von Orders

PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL definieren den Teilprozess der Orderweiterleitung durch den Grad der Automatisierung. Beim nicht-automatisierten Orderrouting erfolgt eine mündliche oder schriftliche Übermittlung des Transaktionswunsches zwischen den Finanzintermediären.²¹⁶ Beim teil-automatisierten Orderrouting werden technische Hilfsmittel aus der Informationstechnologie (*Telefon, Fax, Computer etc.*) zur Übermittlung verwendet.²¹⁷ Beim vollautomatischen Orderrouting benutzen die Auftraggeber ein mit der Handelsplattform unmittelbar verbundenes elektronisches System zur Weiterleitung der Orders.²¹⁸ Die Autoren stellen fest, dass die Effizienz der Orderausführung mit zunehmender Automatisierung ansteigt und vor allem die Anbahnungskosten einer Transaktion gesenkt werden.²¹⁹

Die Autoren beschränken den Teilprozess auf die Weiterleitung einer Order von einem einzigen Investor an einen einzigen Markt, wobei unterschiedliche Ebenen der Automatisierung möglich sind. Betrachtet man nur die höchste Ebene der Automatisierung aus der Perspektive von Algorithmic Trading, so kann die Orderweiterleitung aber auch darin bestehen, dass eine Order automatisch in Teilstücke aufgeteilt und an *mehrere* Börsen gleichzeitig weitergeleitet wird. Wie Abschnitt 2.1.2.1.2, S. 41, verdeutlichte, kann jede dieser Börsen ein individuelles Marktmodell aufweisen. Weil jedes *Auktions-, Marktmacher- oder Hybridsystem* aber individuelle Regeln und Anreizmechanismen für die Marktteilnehmer besitzt, muss eine Order auch individuell angepasst werden, damit sich eine Transaktionswunsch in der Preisverhandlungsphase durchsetzen kann. Um den richtigen Zeitpunkt für die Realisierung einer Transaktion zu be-

216 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 51.

217 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 52.

218 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 52.

219 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1996), S. 54.

stimmen, müssen Marktangebot und -nachfrage permanent beobachtet werden. Der richtige Zeitpunkt zur Orderausführung ist dann, wenn die Wahrscheinlichkeit zur Erfüllung der Transaktionswünsche am höchsten ist. Bei der Orderweiterleitung besteht insgesamt die Herausforderung, den Überblick über alle Aufgaben zu behalten und sie entsprechend zu koordinieren.

2.1.4.4 Zuordnung von Algorithmic Trading

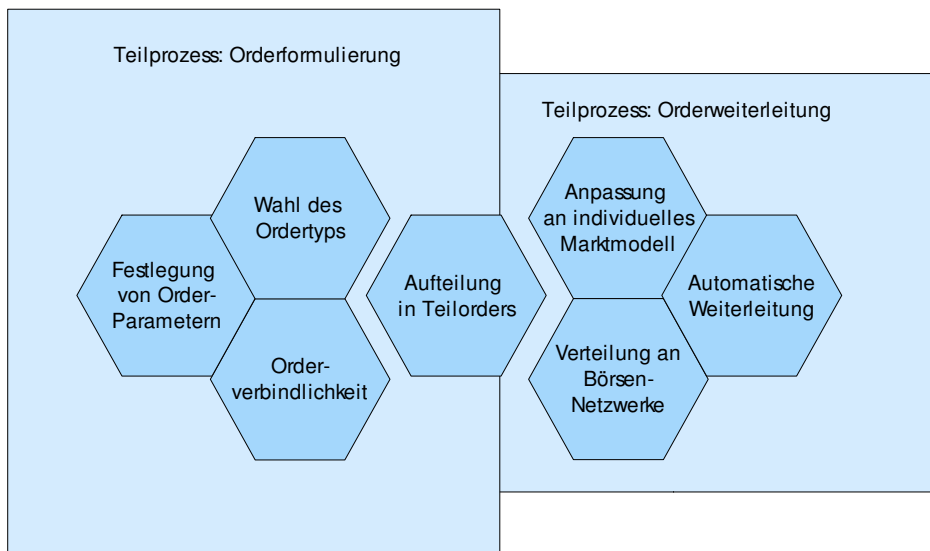


Abbildung 2.8: Aufgaben der Teilprozesse im Sell-Side Algorithmic Trading

Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* dient der *automatischen* Umsetzung von Transaktionswünschen. Abbildung 2.8, S. 67, fügt alle Aufgaben der Teilprozesse zusammen, die dafür von Bedeutung sind. Die Aufteilung einer Order in mehrere kleinere Teilstücke schafft die Möglichkeit, die Orderformulierung und -weiterleitung zu differenzieren. Die

Festlegung des Ordertyps, der Orderparameter (*Volumen, Preis...*) und der Orderverbindlichkeit, werden davon abhängig gemacht, an welche Börse eine Order geleitet wird, wie deren Marktmodell aussieht und welche Marktregeln die Wahrscheinlichkeit einer erfolgreichen Orderausführung beeinflussen.

2.1.5 Zusammenfassung

Die prozessorientierte Sicht der Marktmikrostruktur von **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** bietet eine Möglichkeit, die komplexen Abläufe im Algorithmic Trading zu strukturieren.²²⁰ Der vergangene Abschnitt hat gezeigt, dass man Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* der *Informationsphase* zuordnen kann, in welcher die Auswertung von Informationen durch Anlageprozesse bestimmt wird. Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* kann man in der *Orderroutingphase* anwenden. Diese Phase beschreibt die Formulierung von Orders oder deren Weiterleitung an elektronische Handelssysteme.

	<i>Informationsphase</i>	<i>Orderroutingphase</i>
Teilprozesse	Anlageprozesse	i) Formulierung von Orders ii) Weiterleitung von Orders

Tabelle 5: *Marktmikrostruktur von Algorithmic Trading*

Die Betrachtung der Marktmikrostruktur führt noch zu einer weiteren Erkenntnis für Algorithmic Trading. Wenn eine Order in kleinere Bruchstücke aufgeteilt und an mehrere Märkten gleichzeitig verschickt wird, kann jede dieser Orders am Ende in einem anderen Börsensystem ankommen, dass ein anderes Marktmodell aufweist (*Auktions-, Marktmacher oder Hybridsystem*). Das bedeutet, die Orderausführung (*Sell-Side*)

220 Siehe Picot, Bortenlänger, Röhr (1996), S. 16.

muss sich nicht nur an dem geltenden Angebot bzw. an der Nachfrage eines Marktes orientieren. Sie muss auch der unterschiedlichen Organisation eines Börsensystems, dem Auktionsmechanismus, den Transaktionskosten und der Liquidität, die man hier vorfindet, gerecht werden.

2.2 Elektronische Handelssysteme

2.2.1 Begriffsabgrenzung

Der Begriff *elektronisches Handelssystem (EHS)* wird in der Literatur unterschiedlich definiert. GOMBER definiert ein elektronisches Handelssystem beispielsweise als:

“...Computersystem, das eine elektronische Orderspezifikation und -weiterleitung sowie die elektronische Zusammenführung kompatibler Orders ermöglicht.”²²¹

Diese Definition umfasst zwei Funktionen. Die Orderspezifikation und -weiterleitung beschreibt erstens die Funktionen des Algorithmic Trading auf der *Sell-Side*. Die Zusammenführung kompatibler Orders beschreibt zweitens die Funktion traditioneller Börsen, einen Marktausgleich herbeizuführen (*Matching*). IGNATOVICH versteht unter dem gleichen Begriff (*Trading System*) hingegen nur Software-Programme, die selbstständig über den Kauf und Verkauf von Wertpapieren entscheiden.²²² So heißt es bei ihm:

221 Gomber (2000), S. 27.

222 Vgl. Ignatovich (2006).

*“...A Trading System is, in turn, an environment where users define and, through execution feedback, adjust their trading models. An essential part of the system is the user-interface: it must be eloquent enough to allow an ease-of-use and, at the same time, powerful to describe most sophisticated trading algorithms.”*²²³.

LEE diskutiert die unterschiedlichen Funktionen (elektronischer) Handelssysteme und macht deutlich, dass damit Börsensysteme gemeint sind, auf denen der Wertpapierhandel stattfindet und Käufer und Verkäufer zusammengeführt werden.²²⁴ Die Mehrheit der Autoren versteht unter *EHS* Softwaresysteme, die der Zusammenführung von Käufern und Verkäufern dienen. Im Folgenden wird deshalb auch die Definition von **GOMBER** für elektronische Handelssysteme verwendet.²²⁵ Mit elektronischen Handelssystemen (*Electronic Trading Systems*) sind ausschließlich elektronisch organisierte Börsennetzwerke gemeint, auf denen der Wertpapierhandel in *Auktions-, Marktmacher- oder Hybridsystemen* abläuft (z.B. XETRA, XONTRO, NASDAQ-Supermontage).

223 Vgl. Ignatovich (2006), S. 1.

224 Vgl. Lee (1998), S. 282.

225 Vgl. Gomber (2000).

2.2.2 Einordnung in die Transaktionsprozesse

Der folgende Abschnitt beschäftigt sich mit der Bedeutung elektronischer Handelssysteme für Algorithmic Trading. Dabei wird mit Dark Pools eine neue Form von *EHS* vorgestellt, die zwar durch Algorithmic Trading entstanden sind, aber noch nicht in den bestehenden Gliederungen berücksichtigt wurden.

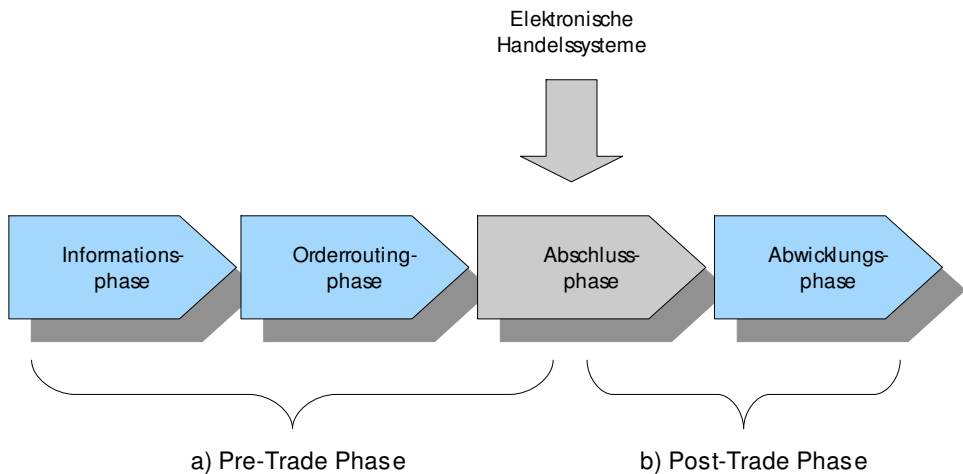


Abbildung 2.9: Einordnung elektronischer Handelssysteme in die Transaktionsprozesse

Elektronische Handelssysteme kann man in der prozessorientierten Sicht von **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** in die *Abschlussphase* einordnen (siehe Abbildung 2.9, S. 71).²²⁶ Ein Investor, der Algorithmic Trading Software in der *Informationsphase* einsetzen möchte (*Buy-Side*), muss sich an den Marktdaten orientieren, die ihm von den *EHS* zur Verfügung gestellt werden. Für ihn sind die elektronischen Handelssysteme die

²²⁶ Siehe Picot, Bortenlänger, Röhl (1996) und Abschnitt 2.1.2.3, S. 50, dieser Arbeit.

Quelle der (*endogenen*) Marktdaten. Ein Investor, der Algorithmic Trading Software in der *Orderroutingphase* einsetzen möchte, muss sich an der technischen Infrastruktur und dem Angebot und der Nachfrage orientieren (*Sell-Side*). Für ihn sind die *EHS* der Ort der Orderausführung. Je nachdem, mit welcher Phase sich der Investor beschäftigt, sind für ihn die Börsenformen elektronischer Handelssysteme, deren Markttransparenz, deren technische Infrastruktur oder ein direkter Marktzugang usw. relevant (siehe Abbildung 2.10, S. 72). Im Folgenden werden die Eigenschaften von *EHS* diskutiert, die für Algorithmic Trading in der jeweiligen Phase relevant sind.

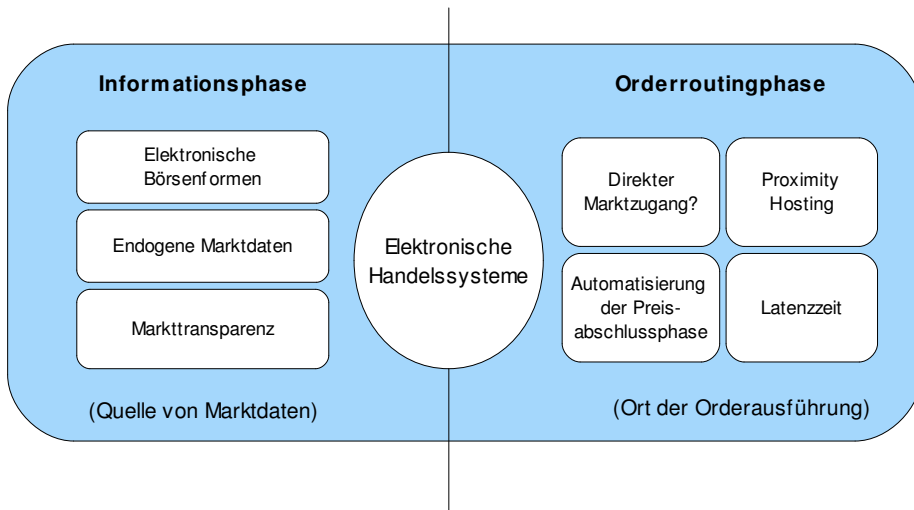


Abbildung 2.10: Bedeutung elektronischer Handelssysteme für Algorithmic Trading

2.2.3 Quelle von Marktdaten

2.2.3.1 Börsenformen

HERTLE UND SCHENK definieren den Börsenbegriff²²⁷ als besonderen, organisierten Markt, der ein eigenes Regelwerk besitzt, Angebot und Nachfrage der Marktteilnehmer zusammenführt, die Preise festsetzt und die Marktinformationen verteilt.²²⁸ Weil der Börsenhandel in einem internationalen Umfeld stattfindet, erscheint eine Klassifikation der Börsenformen wegen divergierender Legaldefinitionen wenig sinnvoll. Stattdessen kann die Marktorganisation dazu dienen, die Börsenformen zu unterscheiden. Unter der Marktorganisation versteht man einen konstruktiven Prozess, bei dem den Strukturmerkmalen im börslichen Wertpapierhandel Ausprägungen zugewiesen werden.²²⁹

227 Der Börsenbegriff war in Deutschland beispielsweise lange Zeit nicht legal definiert. Stattdessen bezog man sich lange Zeit auf den Börsenbegriff im US-Amerikanischen „Securities und Exchange Act von 1934“ und setzte den Börsenbegriff hier als bekannt voraus. Vgl. Gomber (2000), S. 16. In Deutschland beinhaltet das Börsengesetz (BörsG) vom 16. Juli 2007 mittlerweile eine eigene moderne Börsendefinition. Das Gesetz unterscheidet Warenbörsen (§ 2 Abs. 3 BörsG) und Wertpapierbörsen (§ 2 Abs. 2 BörsG). Konkret heißt es in § 2 Abs. 1 Börsengesetz (BörsG): *„Börsen sind teilrechtsfähige Anstalten des öffentlichen Rechts, die nach Maßgabe dieses Gesetzes multilaterale Systeme regeln und überwachen, welche die Interessen einer Vielzahl von Personen am Kauf und Verkauf von dort zum Handel zugelassenen Wirtschaftsgütern und Rechten innerhalb des Systems nach festgelegten Bestimmungen in einer Weise zusammenbringen oder das Zusammenbringen fördern, die zu einem Vertrag über den Kauf dieser Handelsobjekte führt.“* Diese umfangreiche Definition im BörsG zielt vor allem darauf ab, die Entstehung der multilateralen Handelssysteme (*Multilateral Trading Facilities, MTF*) zu erfassen und die Entwicklung ähnlicher elektronischer Märkte in der Zukunft vorwegzunehmen. Mit dieser gesetzlichen Grundlage sollen auch neue Märkte reguliert werden können, die in Zukunft entstehen.

228 Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 412 für eine Erklärung des Börsenbegriffes siehe auch Schmidt (1988).

229 Vgl. Gomber (2000), S. 17.

	Börslicher Handel	Außerbörslicher Handel	Proprietäre Handelssysteme
Beschreibung	Organisierter Markt mit Marktregeln, konsistenter Infrastruktur und registrierten Teilnehmern	Bilaterale Verhandlungen abseits organisierter und kontrollierter Märkte mit Abwicklung über organisierte Marktstrukturen	Liegen im Grenzbereich zwischen organisierten und nicht-organisierten Märkten, mit festen Marktregeln, konsistenter Infrastruktur
Beispiele	NYSE, NASDAQ, XETRA	OTC-Märkte	INSTINET, POSIT, Tradegate

Tabelle 6: Gliederung von Börsenformen entsprechend ihrer Marktorganisation nach Gomber (2000)

VON ROSEN gliedert die Börsenformen in Deutschland nach Wertpapierklassen in Wertpapierbörsen (*Aktien- und Rentenhandel*), Termin und Optionsbörsen (*Börsentermingeschäfte*) sowie außerbörslichen Handel (*keine Einschränkungen*).²³⁰ Seine Arbeit ist zwar nur auf den deutschen Markt begrenzt und zeigt aber, dass die Marktorganisation das relevante Unterscheidungskriterium ist. PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL gliedern die Marktformen allgemein in börslichen und außerbörslichen Handel, je nachdem, ob zur Teilnahme am Börsenhandel eine formelle Mitgliedschaft erforderlich ist, die zur Teilnahme am Börsenhandel berechtigt.²³¹ GOMBER gliedert elektronische Handelssysteme (*Börsen*) allgemein nach ihrem Marktmodell in *börsliche*, *außerbörsliche* und *proprietäre* Handelssysteme.²³² Er unterscheidet die Börsenformen hinsichtlich ihrer Marktorganisation und der Strukturmerkmale, die dem Handelsprozess zugeordnet werden können.

²³⁰ Vgl. Von Rosen (1995), S. 334.

²³¹ Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1997), S. 13.

²³² Vgl. Gomber (2000), S. 1-2.

Bei der Betrachtung der Marktformen besteht ein Konsens darüber, dass sich der klassische Börsenhandel, der auf den organisierten Märkten stattfindet (z.B. XETRA, NASDAQ, NYSE), dem börslichen Handel zugeordnet werden kann, und dass die unorganisierten Märkte, auf denen Geschäfte frei ausgehandelt und abgewickelt werden (*Over the Counter, OTC*), dem außerbörslichen Handel entsprechen.²³³ Im Grenzbereich zwischen organisierten (*börslichen*) und unorganisierten (*außerbörslichen*) Märkten existieren Mischformen von Börsen, die der idealen Börsendefinition nicht gerecht werden und deren Zuordnung zu börslichen und außerbörslichen Märkten deshalb unsicher ist.

Wie SCHENK beschreibt, versuchte man diese Lücke schon Anfang der 1990er Jahre durch Erklärung von proprietären (privaten) Handelssystemen (*Proprietary Trading Systems, PTS*) zu schließen.²³⁴ Diese werden im folgenden Abschnitt erläutert.

2.2.3.2 PTS

2.2.3.2.1 Unterschiedliche Begriffsdefinitionen

PTS lassen sich von den börslichen und außerbörslichen Systemen durch Angebote von zusätzlichen Dienstleistungen oder spezielle Marktstrukturen differenzieren.²³⁵ Sie sind auch als *Electronic Crossing Networks (ECN)* oder *alternative Handelssysteme (Alternative Trading Systems, ATS)* bekannt.²³⁶ In Europa wurde wurde vom Gesetzgeber der Begriff

233 An OTC-Märkten findet entweder ein „direkter bilateraler“ oder (z.B. über Broker oder Handelsplattformen) durchgeführter „multilateraler“ Handel zwischen institutionellen Investoren unter Einsatz von konventioneller Technologie (z.B. Telefon) statt. Die Marktteilnehmer führen ihre Börsengeschäfte abseits der organisierten Märkte durch, nutzen für die Abwicklung der Transaktionen aber die bestehenden Strukturen börslicher Handelssysteme. Vgl. Gomber (2000), S. 2 und 35.

234 Vgl. Schenk (2001), S. 378.

235 Vgl. Gomber (2000), S. 2.

236 Vgl. Schenk (2001), S. 379.

multilaterales Handelssystem (Multilateral Trading Systems, MTF) geschaffen, um die Entwicklung der *ECN* im Rahmen der *Mifid*²³⁷ Richtlinie zu erfassen.²³⁸ Wie **GOMBER UND GSELL** feststellen, sind die *MTF* das europäische Analog zu den US-amerikanischen *ECN*.²³⁹

Die unterschiedlichen Bezeichnungen spiegeln den langjährigen technologischen Wandel und Übergang von *OTC-Märkten* zu *PTS* wider. **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** beschreiben diesen Übergang am Beispiel des US-amerikanischen Brokers **CHARLES SCHWAB**, welcher Mitte der 1990er Jahre begann, Privatanlegern einen direkten Zugang zu elektronischen Handelssystemen anzubieten.²⁴⁰ Wie der folgende Abschnitt zeigt, ist die Entwicklung von *PTS* keinesfalls abgeschlossen. Ein Beispiel für eine neue Gruppe von elektronischen Handelssystemen, die aus den *MTF* entstanden, sind *Dark Pools*, die sich auf die anonymisierte Ausführung großer Ordervolumen (z.B. durch Algorithmic Trading) spezialisiert haben.

237 *Mifid* ist die Abkürzung für die EU-Richtlinie *Markets in Financial Instruments Directive* zur Harmonisierung der Finanzmärkte innerhalb der EU.

238 Der Begriff des *MTF* stammt aus der *Mifid*-Richtlinie. Die EU fordert die Gesetzgeber der europäischen Nationalstaaten darin auf „... einer aufkommenden neuen Generation von Systemen des organisierten Handels neben den geregelten Märkten Rechnung zu tragen...“ *Mifid, Erwägung nachstehender Gründe, Abs. 5, S.1*. Die Definition eines multilateralen Handelssystems wird von der *Mifid*-Richtlinie in Artikel 4, Abs. 1, Nr. 15 ebenfalls vorgegeben: „*Multilaterales Handelssystem (MTF): ein von einer Wertpapierfirma oder einem Marktbetreiber betriebenes multilaterales System, das die Interessen einer Vielzahl Dritter am Kauf und Verkauf von Finanzinstrumenten innerhalb des Systems und nach nichtdiskretionären Regeln in einer Weise zusammenführt, die zu einem Vertrag gemäß den Bestimmungen des Titels II führt.*“ *Mifid, Artikel 4, Abs.1 Nr. 15, S. 145/10*.

239 Vgl. Gomber, Gsell (2006), S. 1f.

240 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhr (1997), S. 99.

2.2.3.2.2 Klassifikation von PTS

Für **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** ist das wesentliche Unterscheidungsmerkmal von *PTS* ihre Erwerbsorientierung und ihre privaten Eigentumsstrukturen.²⁴¹ **SCHENK** stellt nur die technologische Entwicklung von *PTS* dar und verzichtet ganz auf eine Gliederung.²⁴² **GOMBER** hingegen klassifiziert *PTS* aus funktionaler Sicht, nach der Art und Weise, wie die Orderzusammenführung und Preisfindung organisiert ist (siehe Abbildung 2.11, S. 77).

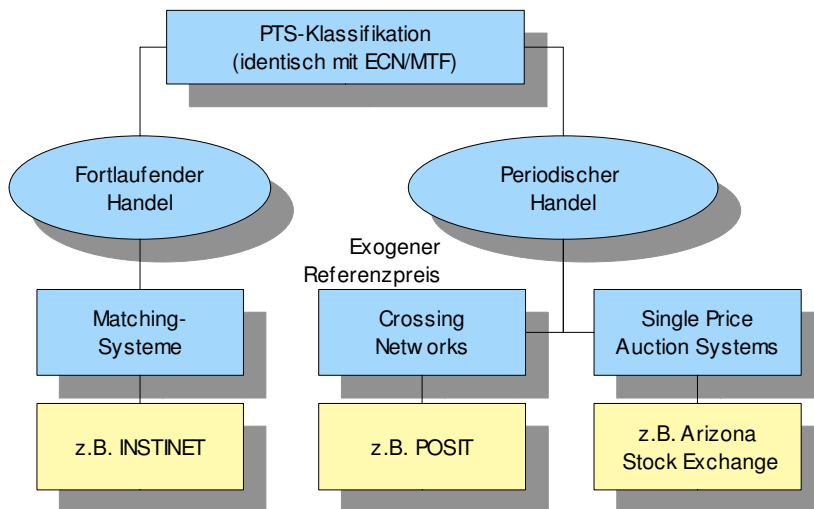


Abbildung 2.11: Klassifikation von proprietären Handelssystemen *PTS* (Quelle: Gomber (2000), S. 69)

Ein kontinuierlicher Börsenhandel findet nur in *Matching-Systemen* statt, deren Marktmodelle das Einstellen von anonymen Kauf- und Verkauforders erlauben, sowie deren automatische Orderausführung übernehmen,

241 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1997), S. 99.

242 Vgl. Schenk (2001), S. 375f.

wenn die Parameter der wechselseitigen Orders übereinstimmen.²⁴³ In *Crossing Networks (CN)* werden die eingestellten Orders auf Basis von Marktpreisen ausgeführt, die ohne Anpassung von Referenzmärkten übernommen werden (auch *Parasite Pricing* oder *Passive Pricing* genannt).²⁴⁴ Wie LEE darstellt, gelten in den USA alle ECN, die mit Referenzkursen eine eigene Preisabschlussphase ersetzen, nicht als eigenständige Börsen, sondern werden nur als Broker-Dealer klassifiziert.²⁴⁵ *Single Price Auction Systems* sammeln die eingestellten Kauf- und Verkaufsgebote, um sie nach einem vorher definierten Auktions- und Zeitplan nach dem Meistausführungsprinzip auszuführen.²⁴⁶

Stellt man die Klassifikation von GOMBER der *Mifid* gegenüber, wird deutlich, wie unterentwickelt die Legaldefinition von *PTS* in der *Mifid* ist, weil keine differenzierte Unterscheidung alternativer Handelssysteme möglich ist.²⁴⁷ Eine genaue Darstellung der ECN-Landschaft findet sich auch bei McANDREWS UND STEFANADIS, welche die Entstehung von ECN darstellen.²⁴⁸ GOMBER UND GSELL stellen fest, dass der Erfolg europäischer MTF weit hinter denen amerikanischer ECN zurückblieb, was die Autoren auf Unterschiede in den Marktmodellen, in der Liquidität und in der Regulierung (*Mifid* vs. *Reg-NMS*²⁴⁹) zurückführen.²⁵⁰ GRESSE untersucht die Handelsaktivität zwischen börslichen Handelssystemen (mit Hilfe von Daten des SEAQ-Systems der London Stock Exchange) und

243 Vgl. Gomber (2000), S. 69f

244 Wie GOMBER darstellt ist durch die Verwendung von Referenzkursen der Transaktionspreis ex-ante bekannt, so dass keine Preisverzerrungen bei der Ausführung größerer Orders auftreten können (siehe *Market Impact*). Vgl. Schenk (1997), S. 56 und Gomber (2000), S. 71.

245 Vgl. Lee (1998).

246 Vgl. Gomber (2000), S. 72.

247 Vgl. Gomber (2000), S. 69.

248 Vgl. McAndrews, Stefanadis (2000).

249 Die Regulation New Market Systems (*Reg-NMS*) ist das US-Amerikanische Pendant zur Europäischen *Mifid*.

250 Diese Feststellung ist auf ECN/MTF beschränkt. Bei Betrachtung von traditionellen Börsen (z.B. NYSE vs. XETRA) könnte sich ein anderes Bild ergeben. Vgl. Gomber, Gsell (2006), S. 3ff.

ECN (auf Basis von Daten des POSIT Netzwerks).²⁵¹ Fasst man die Beiträge aller bisher genannten Autoren über *PTS* zusammen, wird aber deutlich, dass neue Formen elektronischer Handelssysteme, die im Zusammenhang mit Algorithmic Trading stehen, in den Gliederungen nicht vorkommen.

Eine Form von *EHS*, die z.B. in der Literatur noch nicht erfasst werden, stellen *Execution Management Systeme (EMS)* dar, bei denen Broker die automatische Orderausführung über Algorithmic Trading mit Passive Pricing verbinden. Eine andere Entwicklung, die noch nicht in den Kontext von *PTS* eingeordnet wurde, stellen *Dark Pools of Liquidity* dar, die im folgenden Abschnitt erläutert werden.

2.2.3.2.3 *Dark Pools of Liquidity*

Beim Strukturmerkmal der Pre-Trade Markttransparenz unterscheidet **GOMBER** offene und geschlossene Orderbücher, je nachdem, ob die Marktteilnehmer Einblick in die Orderbuchlage erhalten oder nicht.²⁵² Der Begriff *Dark Pools of Liquidity* dient zur Bezeichnung von *ECN*, deren Wertpapierhandel „im Verborgenen“ abläuft, weil nur ein geschlossenes Orderbuch vorliegt und de facto keine *Pre-Trade* Markttransparenz gegeben ist. Die Börsenteilnehmer bekommen keine *Pre-Trade* Informationen über laufende Auktionen, über das Angebot oder die Nachfrage oder die Preisabschlussphase, sondern nur *Post-Trade* Informationen.²⁵³ Durch ihren Mangel an *Pre-Trade* Markttransparenz sind *Dark Pools* besonders für diejenigen Händler attraktiv, deren Handelsstrategie un bemerkt bleiben soll (diskretionäre oder proprietäre Strategien).

251 Vgl. Gresse (2006).

252 Vgl. Gomber (2000), S. 19.

253 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S. 3.

Die Regulierung dieser neuartigen Märkte ist genauso unklar, wie ihre juristische Einordnung als *MTF* in der *Mifid* oder *Reg-NMS*. **BLUME** stellt fest, dass die Regulierung durch *Reg-NMS* in den USA unzureichend für Dark Pools ist, weil durch die große Anzahl von *PTS* viele Möglichkeiten bestehen, Finanzmarktregulierungen zu umgehen.²⁵⁴

In der Literatur werden Dark Pools nur von wenigen Autoren beschrieben. **DEGRISE, VAN ACHTER UND WUYTS** kategorisieren Dark Pools nach ihren institutionellen Eigenschaften.²⁵⁵ **MITTAL** entwickelte auf Basis dieser institutionellen Eigenschaften fünf Typen von Dark Pools, die sich nach ihren Eigentümerstrukturen, dem Marktzugang oder der Technologie unterscheiden.²⁵⁶ Die Entstehung von Dark Pools ist umstritten. **DEGRISE, VAN ACHTER UND WUYTS** sehen ihre Entstehung in Verbindung mit der Zunahme des Algorithmic Trading seit 2003.²⁵⁷ Sie argumentieren mit einer Studie von **JOHNSON UND TABB**, nach welcher der Marktanteil von Dark Pools bis Ende 2006 sprunghaft auf ca. 10% der gesamten Umsat-

254 Vgl. Blume (2007), S.15.

255 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S.3.

256 Der erste Typ von Dark Pools sind nach der Gliederung von **MITTAL** öffentliche Börsennetzwerke (*Public Crossing Networks*), die meist von Brokern betrieben werden, um Kommissionen zu erwirtschaften. Die angeschlossenen institutionellen Händler der *Buy-Side* unterhalten meist permanente Breitbandverbindungen für ihren Marktzugang, ohne Umwege über andere Marktteilnehmer (z.B. ITG Posit, Instinet, Liquidnet oder Pipeline). Der zweite Typ sind Internalisierungs-Pools (*Internalization Pools*), die darauf abzielen Handelsvolumen, einer Bank nicht mehr über die traditionellen Börsen abwickeln zu müssen, sondern die dabei auftretenden Transaktionskosten zu internalisieren. Diese Dark Pools weisen daher auch einen hohen Anteil eigenes Handelsvolumen des Betreibers auf. Zusätzlich behält sich der Betreiber oft vor, Handelsaktivitäten von anderen (*Sell-Side*) Banken im eigenen Dark Pool zu unterbinden. Die Dritte Kategorie bilden Ping-Destinationen (*Ping Destinations*). Diese weisen ein besonderes Marktmodell auf, welches nur die sofortige Orderausführung oder Löschung einer Order vorsehen (*Immediate or Cancel*). In einer vierten Kategorie werden die von Börsenbetreibern gegründeten und registrierten Dark Pools zusammengefasst (*Exchange Based Pools*), Beispiele dafür sind NYSE-Matchpoint, Nasdaq-Crossing. Die fünfte Kategorie bilden die von Konsortien betriebenen Dark Pools (*Consortium Based Pools*) als Ergebnis meist grenzüberschreitender Kooperationen. Vgl. Mittal (2008), S. 4ff.

257 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S.4.

zes in US-Aktien (*Equities*) anstieg.²⁵⁸ Der Zusammenhang besteht darin, dass Algorithmic Trading Programme die Entstehung von Dark Pools forcierten, indem sie anonymisierte und liquide Märkte für die Ausführung von Teilorders favorisierten.²⁵⁹ GSELL betrachtet den Zusammenhang zwischen Dark Pools und Algorithmic Trading aus der Perspektive des Blockhandels.²⁶⁰ Unter Blockhandel versteht man Transaktionen mit überdurchschnittlich großem Ordervolumen, die Einfluss auf die Börsenpreise nehmen und zu einem *Market Impact* führen können.²⁶¹ Beim Blockhandel besteht für institutionelle Investoren die Schwierigkeit, einen Kontrahenten zu finden, der ein ähnlich großes Ordervolumen handeln möchte (Problem des *Quant Discovery*).²⁶² Ein überdurchschnittlich großes Ordervolumen in einem öffentlich zugänglichen Orderbuch zu veröffentlichen, würde adverse Preisbewegungen erzeugen und somit die Transaktionskosten (z.B. *Market Impact*) vergrößern.²⁶³ Traditionelle Börsen mit offenen Orderbüchern haben auf dieses Problem mit der Einführung von sogenannten *Iceberg-Orders* reagiert, bei der nicht das gesamte, beabsichtigte Ordervolumen veröffentlicht wird.²⁶⁴ Eine andere Möglichkeit den *Market Impact* zu vermeiden, sind Handelssysteme mit nicht-transparenten Orderbüchern (wie z.B. *Dark Pools*).²⁶⁵

258 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S. 4 zitiert nach Johnson, Tabb (2007).

259 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S. 4.

260 Vgl. Gsell (2006).

261 Der Zusammenhang zwischen Blockhandel und *Market Impact* wird u.a. bei Alm-gren et al. (2005) untersucht.

262 Vgl. Gsell (2006), S. 6-7.

263 Wenn die Liquidität des Gesamtmarktes das Ordervolumen nicht sofort absorbieren kann, könnte eine überdurchschnittlich große Kauf-Order (Verkaufs-Order) in diesem Wertpapier zu steigenden (fallenden) Kursen führen. Andererseits können überdurchschnittlich große Orders vom Auftraggeber auch Zugeständnisse hinsichtlich des gewünschten Preises fordern, um überhaupt für eine Gegenseite interessant zu werden. Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 2 und Gsell (2006), S. 6.

264 Vgl. Gsell (2006), S. 7.

265 Vgl. Gsell (2006), S. 7.

Die Auswirkungen von Dark Pools auf die Finanzmärkte sind ebenfalls noch wenig untersucht. Nach Meinung von **DOMOWITZ, FINKELSHEYN UND YEGERMAN** führen Dark Pools zwar zu einer allgemeinen Verbesserung der Liquidität der Märkte.²⁶⁶ Die Fragmentierung der Liquidität durch Algorithmic Trading führt aber weder zu Verbesserungen im Blockhandel noch zu geringeren Transaktionskosten.²⁶⁷ **READY** und **KRATZ UND SCHÖNEBORN** gehören zu den wenigen Arbeiten, die sich ausschließlich auf Dark Pools konzentrieren.²⁶⁸ Insgesamt zeigen die Arbeiten zu Dark Pools eine enge Verbindung zum Algorithmic Trading. Worin diese Verbindung besteht, lässt sich jedoch auf Basis der existierenden Literatur nicht beantworten. Eine Erklärung kann jedoch in der Vernetzung der Märkte gefunden werden (siehe folgender Abschnitt).

2.2.3.3 Vernetzung der Märkte

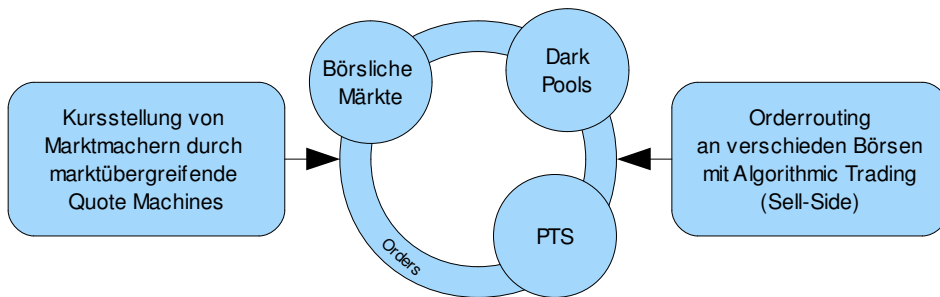


Abbildung 2.12: Hypothese vernetzter Märkte

266 Vgl. Domowitz, Finkelshteyn, Yegerman (2008), S. 9.

267 Vgl. Domowitz, Finkelshteyn, Yegerman (2008), S. 9.

268 Vgl. Ready (2009) sowie von Kratz, Schöneborn (2009).

Die Fähigkeiten, Orders in Teilorders zu zerteilen und über mehrere Märkte zu verteilen, werden in der Literatur immer wieder als Grundfunktionen von Algorithmic Trading genannt.²⁶⁹ Diese Fähigkeiten setzen voraus, dass zwischen traditionellen Börsen und *ECN* Verbindungen bestehen, die einen ungehinderten Orderfluss zwischen den Märkten erlauben. Die Literatur über Algorithmic Trading, Dark Pools und *ECN* zeigt, dass beinahe alle Autoren zur Beschreibung von Algorithmic Trading Software von solchen Verbindungen ausgehen. Der freie Informationsaustausch und Orderfluss zwischen den Märkten wird im Folgenden auch als „*Vernetzung der Märkte*“ bezeichnet (siehe Abbildung 2.12, S. 82).

DEGRISE, VAN ACHTER UND WUYTS begründen das rasante Wachstum von Dark Pools damit, dass die die Ausführungsalgorithmen der Sell-Side systematisch mehrere Handelsplätze (*Trading Venues*) nach Preisen, Liquidität und potentiellen *Market Impact* scannen, um ihre Order an das jeweils am besten geeignete *ECN* zu leiten (*Smart Order Routing*).²⁷⁰ Eine Voraussetzung für dieses „*Scannen der Märkte*“ ist, dass identische Wertpapiere an mehreren Börsen gehandelt werden. Für **GSELL** ist Algorithmic Trading nur eine weitere Möglichkeit, den Market Impact einer Blockorder zu verringern und trotzdem in transparenten Handelsplätzen zu bleiben, indem die Blockorders über mehrere Märkte (inklusive Dark Pools) *verstreut* werden.²⁷¹ **READY** versucht, die Determinanten des Handelsvolumens von Dark Pools herauszufinden und geht auch implizit davon aus, dass ein freier Orderfluss zwischen *PTS* und börslichen Märkten möglich ist, der zu interdependenten Schwankungen im Handelsvolumen führt.²⁷² **DOMOWITZ, FINKELSHTEYN UND YEGERMAN** beurteilen die Kosten von Dark Pools und stellen fest, dass man die Liquidität nicht mehr in ei-

269 Vgl. dazu z.B. Gsell (2006), S. 2, Hendershott, Jones und Menkveld (2008), S. 1 sowie Yang, Jiu (2006), S. 7.

270 Vgl. Degrise, Van Achter, Wuyts (2008), S.4.

271 Vgl. Gsell (2006), S. 7 sowie Kakade, Kearns, Mansour und Ortiz (2004), die an einem Beispiel zeigen, wie der Blockhandel mit Algorithmic Trading funktioniert.

272 Vgl. Ready (2009).

nem einzigen großen Dark Pool konzentrieren muss, sondern sie kostengünstiger über mehrere kleine Märkte verteilt, über die institutionelle Investoren ihre Orders ebenfalls streuen können.²⁷³ Beinahe alle diese Arbeiten gehen davon aus, dass der Orderfluss (beim *Smart Order Routing*) nur in einer Richtung – vom Broker zum Orderbuch – möglich ist. Sie vernachlässigen dabei jedoch, dass nicht-ausgeführte Orders auch wieder gelöscht, zurückgezogen und in gleicher oder veränderter Form an das nächste elektronische Handelssystem gesendet werden können.

Die Vernetzung von Dark Pools untereinander, mit anderen *ECN* und börslichen Märkten ist bis dato aber nur eine Hypothese. Sie wird benutzt, um die Existenz von Dark Pools und/oder Algorithmic Trading zu rechtfertigen, ist in der Literatur aber weder bewiesen noch anderweitig belegt. Keiner der Autoren überprüft, inwieweit Dark Pools und Algorithmic Trading zu einer Integration der Märkte geführt haben und warum Orders von einer Börse an die Nächste weitergeleitet werden. Stattdessen wird nur davon gesprochen, dass in Dark Pools selbst dann noch Transaktionsmöglichkeiten zur Verfügung stehen, wenn die Liquidität an anderen *ECN* oder im börslichen Handel schon lange erschöpft ist. Eine mögliche Erklärung sind Arbitragegeschäfte.

²⁷³ Vgl. Domowitz, Finkelshteyn, Yegerman (2008), S. 2.

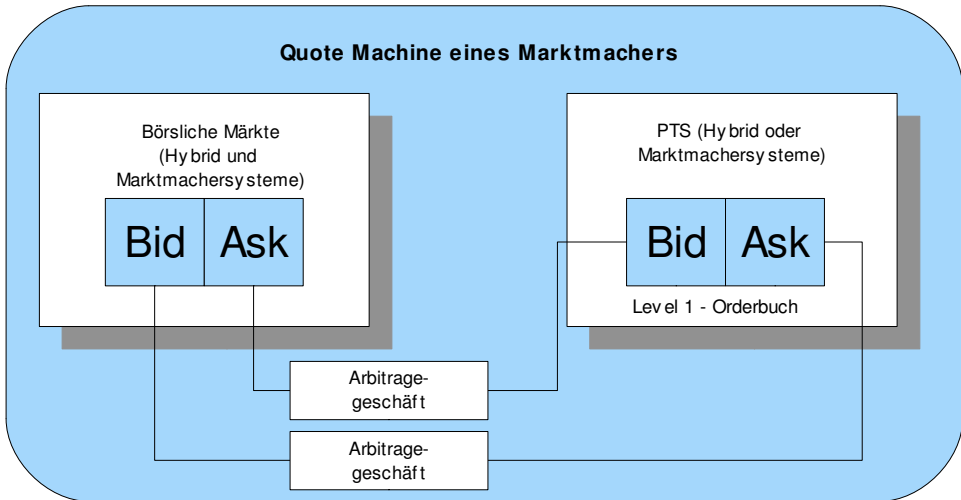


Abbildung 2.13: Hypothese zur Vernetzung der Märkte durch Quote Machines

Die Kursstellung von Wertpapieren im Orderbuch von Hybrid- und Marktmachersystem übernehmen die Marktmacher (*Skontroführer*). Sie setzen für die Kursstellung im Orderbuch automatische Computerprogramme (*Quote Machines*) ein, die Arbitragegeschäfte verfolgen, indem sie marginale Kursabweichungen marktübergreifend ausnutzen.²⁷⁴ Dabei werden Gegengeschäfte getätigt, die im Orderbuch der einen Börse als *Bid* und dem der anderen Börse als *Ask* deklariert werden (siehe Abbildung 2.13, S. 85). Auf diese Weise werden die Transaktionsprozesse mehrerer Börsen miteinander verknüpft, ohne dass sie sich einer einheitlichen Marktorganisation unterwerfen.

²⁷⁴ Quote Machines selbst stellen keine Algorithmic Trading Software dar. Denn ihre Aufgabe besteht nur darin, einen fortlaufenden Handel an den EHS in der Abschlussphase zu gewährleisten und Liquidität im Orderbuch bereitzustellen. Für eine Erläuterung von Quote Machines vgl. z.B. Rinker (2003), S. 33.

Die Existenz von Dark Pools und Algorithmic Trading weist darauf hin, dass *PTS* und traditionelle Börse nicht mehr isoliert in Konkurrenz zueinander stehen, sondern über Kommunikationsnetzwerke miteinander verknüpft sind, um eine organisatorische Einheit zu bilden. Auf der einen Seite können sich Marktteilnehmer unterschiedlicher *Trading Venues* bedienen, um eine Order auszuführen. Auf der anderen Seite kann ein Marktmacher (*Skontroführer*) an mehreren Börsen gleichzeitig tätig sein (oder hinter einem Marktmacher stehen in Wirklichkeit die *Level 1 Kurse* aus einem anderen Elektronischen Handelssystem). Eine Überprüfung dieser Hypothese und eine Untersuchung der Auswirkungen dieser Vernetzung (z.B. auf die Liquidität oder Stabilität), übersteigt den Umfang dieser Arbeit.

2.2.3.4 Zusammenfassung

EHS stellen die Quelle von endogenen Marktdaten dar, die beim Algorithmic Trading in der Informationsphase ausgewertet werden. Der vergangene Abschnitt hat gezeigt, welche Börsenformen als Informationsquellen in Frage kommen und dass eine Vernetzung von *EHS* möglich ist. Die Vernetzung der Märkte ist aber nur eine Hypothese, die in der Literatur nicht ausreichend diskutiert wurde. Die Transaktionsphasen können beim Algorithmic Trading auch voneinander abgekoppelt werden. Es ist beispielsweise möglich, dass die Informationsphase auf den endogenen Marktdaten einer Börse basiert, während die Orderausführung an einer anderen Börse stattfindet.

2.2.4 Ort der Orderausführung

2.2.4.1 Computerbörsen

Die technologische Entwicklung vom klassischen Parketthandel an den Präsenzbörsen hin zu vollständig computergesteuerten Börsensystemen ist in der Literatur unbestritten. **HERTLE UND SCHENK** definieren den Begriff Computerbörse, als vorläufigen Höhepunkt des technologischen Wandels vom telefonbasierten Wertpapierhandel zu einem integrierten System aus Rechnern, Netzwerk und Software.²⁷⁵ **SCHENK** entwickelte daraus ein vierstufiges Klassifikationsmodell, um die Automatisierung bei elektronischen Handelssysteme zu beurteilen (siehe Abbildung 2.1, S. 38).²⁷⁶ **GOMBER** baut auf dieses Schema auf, um das phasenübergreifende Strukturmerkmal der Automatisierung von Börsensystemen zu untersuchen.²⁷⁷ Das bloße Vorhandensein von Bildschirmen, Telefonen und Computern ist dabei kein Zeichen für eine Computerbörse.²⁷⁸ Auch wenn über diese technischen Systeme ein Börsenhandel stattfindet, liegt eine Computerbörse erst dann vor, wenn die Infrastruktur sämtliche Marktfunktionen und -regeln für einen Börsenhandel abbildet.²⁷⁹

275 Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 411.

276 Vgl. Schenk (1997), S. 81ff.

277 Vgl. Gomber (2000), S. 25ff.

278 Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 414.

279 Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 414.

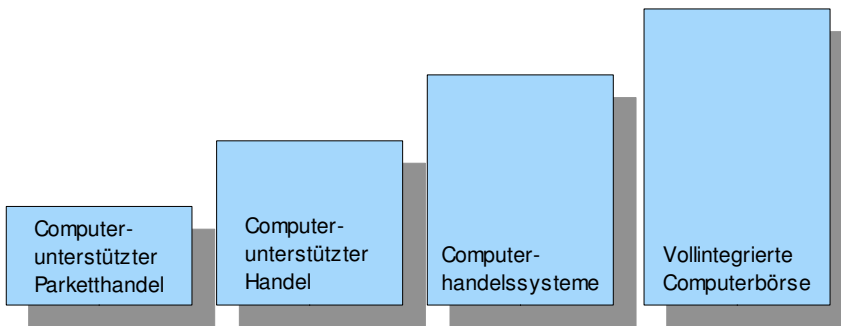


Abbildung 2.14: Entwicklungsstufen elektronischer Handelssysteme nach Gomber (2000)

Die erste Evolutionsstufe bilden „*computerunterstützte Parketthandelssysteme (CUPHS)*“, wie sie z.B. an der New York Stock Exchange (NYSE)²⁸⁰ oder der Frankfurter Wertpapierbörse (FWB) zu finden sind.²⁸¹ Bei dieser Börsenform basiert die Börsenorganisation auf dem Parkett- und Präsenzhandel, während Computerprogramme alle Prozesse und Funktionen, außer der eigentlichen Orderausführung unterstützen.²⁸²

Die zweite Evolutionsstufe besteht aus „*computerunterstützten Handelssystemen*“, welche den physischen Präsenzhandel vollständig ersetzen oder eine parallele Infrastruktur unterhalten.²⁸³ Die Verhandlung des Geschäftsabschlusses und der Kontraktabschluss erfolgt aber über Telefon (z.B. *RSP* an der London Stock Exchange, *LSE*).²⁸⁴

280 Eine umfangreiche Darstellung der Marktstruktur an der NYSE findet sich u.a. bei Hasbrouk, Sofianos, Sosebee (1993).

281 Vgl. Schenk (1997), S. 83.

282 Vgl. Schenk (1997), S. 83.

283 Vgl. Schenk (1997), S. 84.

284 Vgl. Schenk (1997), S. 85.

Die dritte Evolutionsstufe bilden „*Computerhandelssysteme (CHS)*“, bei denen alle Transaktionsprozesse automatisiert sind und die Preisbildung innerhalb eines geschlossenen elektronischen Systems – ohne Medienbrüche – stattfindet (*STP*).²⁸⁵

Die „*Computerbörsensysteme (CBS)*“ stellen den (vorläufig) letzten Evolutionsschritt dar, unterscheiden sich aber von den *CHS* dadurch, dass sie auch die Phasen der Transaktionsabwicklung durch nachgelagerte Clearing- und Settlementssysteme integriert haben.²⁸⁶ Der Börsenhandel wird hier vollständig über ein homogenes Netzwerk aus (unendlich multiplizierbaren) Rechnern und Software abgewickelt, welches dazu dient, die Marktregeln abzubilden, alle Teilprozesse und Funktionen der Börse zu integrieren, sowie Medienbrüche zu verhindern.²⁸⁷ Wie Abbildung 2.15, S. 90, zeigt, werden bei *CBS* alle Transaktionsprozesse innerhalb eines geschlossenen Systems abgearbeitet und durch vollelektronische Clearing-, Settlementfunktionalität sowie elektronische Handelsüberwachung ergänzt.²⁸⁸ Diese Darstellung umfasst auch die Entwicklung neuartiger elektronischer Handelsplattformen, die vollständig auf Transparenz verzichten (z.B. *Dark Pools*).

Abbildung Nr. 2.15, S. 90, zeigt weiterhin in den hell unterlegten Flächen, in welcher Beziehung Algorithmic Trading zu Computerbörsen steht. Das Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* kann dem *Automated Order Routing* zugeordnet werden, weil seine Aufgabe in der Orderübermittlung an elektronische Handelssysteme besteht. Beim Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* benutzen Investoren Dialogsysteme, um die Verfahren zur Informationsbewertung vorzugeben oder abzustimmen.

285 Vgl. Schenk (1997), S. 87.

286 Vgl. Schenk (1997), S. 89f.

287 Vgl. Schenk (1997), S. 89.

288 Vgl. Gomber (2000), S. 27.

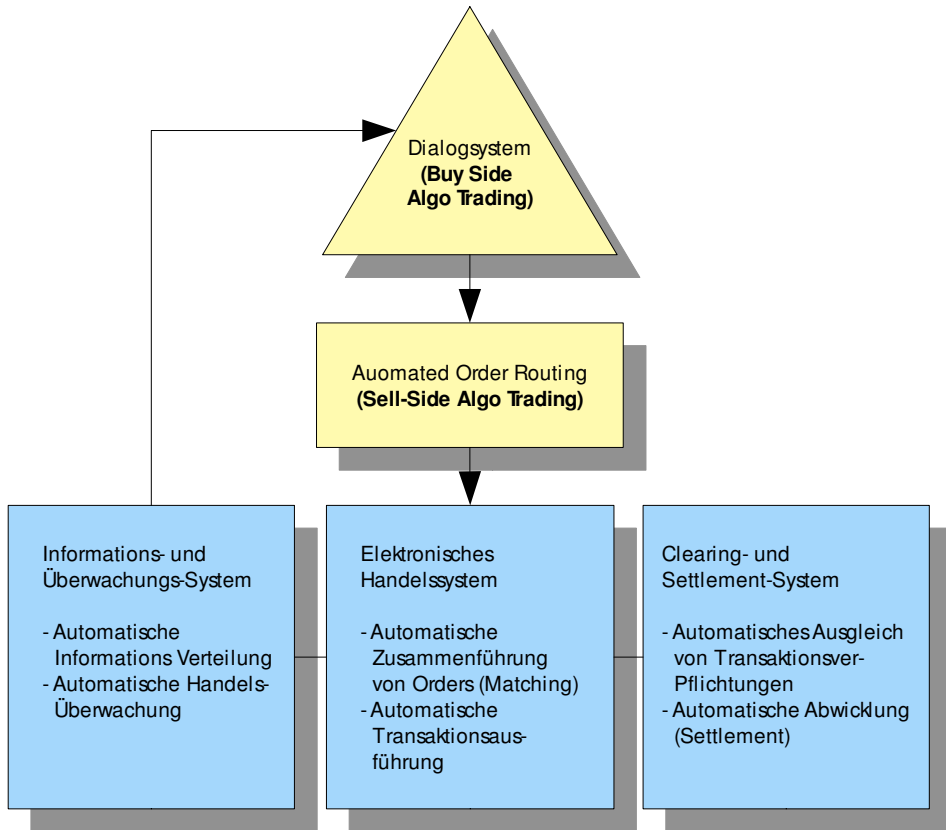


Abbildung 2.15: Strukturdarstellung einer voll integrierten Computerbörse (Quelle: Gomber (2000), S. 27)

2.2.4.2 Preisabschlussphase

Das wichtigste Element einer Computerbörse ist die Preisfindung im elektronischen Handelssystem in der Abschlussphase.²⁸⁹ Nach **GERKE UND RAPP** werden alle Prozesse zum Marktausgleich von einem computerisierten Kursermittlungsmodul als Subsystem einer Computerbörse übernommen (dem elektronisches Handelssystem im eigentlichen Sinne).²⁹⁰ **DOMOWITZ** bezeichnet die automatische Zusammenführung von Kauf- und Verkauforders in einem solchen Subsystem als „*Electronic Handshake*“.²⁹¹ **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** untersuchen die Automatisierung in der Abschlussphase und stellen fest, dass die Subsysteme auf der höchsten Ebene der Automatisierung eine vollintegrierte Intermediationsfunktion aufweisen.²⁹² Das heißt, die Preisfeststellung erfolgt vollständig automatisiert, ohne menschliche Eingriffe, selbst dann, wenn die Orderlage unausgeglichen ist.²⁹³ Auf der niedrigsten Ebene der Automatisierung erfolgt die Preisfeststellung manuell (ohne technische Unterstützung), während dazwischen ein breites Spektrum an Automatisierungen möglich ist.²⁹⁴

289 Vgl. Gerke, Rapp (1994), S. 14.

290 Vgl. Gerke, Rapp (1994), S. 14.

291 Vgl. Domowitz (1993), S. 33.

292 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1997), S. 60-66.

293 Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1997), S. 66.

294 **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL** unterscheiden folgende sechs Phasen der Automatisierung: 1. Preisfeststellung ohne technische Unterstützung (Mehrere Marktteilnehmer treten sich entweder Face-to-Face gegenüber oder es findet ein Einheitskursverfahren statt), 2. Bilaterale Preisfeststellung am Telefon (Keine physische Anwesenheit von Käufer und Verkäufer mehr notwendig), 3. Bilaterale Preisfeststellung durch Verhandlungen über ein Computersystem (Einsatz eines Computer-Dialogsystems, bei dem sich die Marktteilnehmer wechselseitig elektronische Nachrichten schicken, anstatt zu telefonieren), 4. Preisfeststellung durch Preisimport (Elektronisches Handelssystem führt keine eigene Preisfeststellung mehr durch, sondern übernimmt den besten quotierten Preis aus einem anderen Handelssystem), 5. Computerunterstützte Preisfeststellung im Parketthandel (Eingehende Orderaufträge werden im Orderbuch gesammelt und das Orderbuch unterbreitet

Für Algorithmic Trading bedeutet dies, dass eine automatische Orderausführung nur dann möglich ist, wenn die Preisabschlussphase vollkommen automatisiert ist. Wenn der Ausgleich der Orderbuchseiten noch manuell erfolgt, ist erstens keine automatische Orderausführung möglich und zweitens müssen auch für die Strategien der *Buy-Side* Verzögerungen in Kauf genommen werden.

2.2.4.3 DMA

Als direkten Marktzugang (*Direct Market Access, DMA*) bezeichnet man die elektronisch Übermittlung von Orders direkt und ohne Medienbrüche, in das elektronische Orderbuch einer Börse.²⁹⁵ *DMA* ist eine Grundvoraussetzung für *Sell-Side Algorithmic Trading*, weil eine automatische Orderausführung nur dann stattfinden kann, wenn die Orders auch ohne menschliche Eingriffe in das Orderbuch einer Börse übermittelt werden. Ohne *DMA* ist auch keine automatische Orderausführung möglich. *DMA* wird heutzutage fast von jeder Computerbörse angeboten.

Für den technischen Zugang zum elektronischen Handelssystem XETRA gibt es beispielsweise vier unterschiedliche Möglichkeiten zu *DMA*, die sich durch die Qualität und Kombination der Kommunikationsleitungen unterscheiden (siehe Tabelle 7, S. 94).²⁹⁶

dem vermittelnden Intermediär einen Vorschlag zum Ausgleichskurs), 6. Preisfeststellung durch Orderauswahl am Bildschirm, Preisfeststellung durch fortlaufendes Ordermatching (die Aufträge aus dem fortlaufenden Handel werden im Orderbuch gesammelt und die Marktteilnehmer können ohne vermittelnde Intermediäre einen Ausgleich herbeiführen), 7. Preisfeststellung durch fortlaufendes Matching (Marktteilnehmer senden die Aufträge aus dem fortlaufenden Handel an das Orderbuch, welches selbstständig übereinstimmende Orders zusammenführt), 8. Preisfeststellung durch periodisches Matching (Orders werden über eine gewisse Zeitspanne im Orderbuch gesammelt und dann nach dem Meistausführungsprinzip automatisch ausgeführt), 9. Preisfeststellung durch vollintegrierte Mediationsfunktion (Handelsprozess wird automatisch, auch bei unausgeglichener Orderlage aufrecht erhalten). Vgl. Picot, Bortenlänger, Röhl (1997), S. 60-66.

²⁹⁵ Vgl. Gsell (2008), S. 2.

²⁹⁶ Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 5 zitiert nach Deutsche Börse AG (2003).

Eine allgemein gültige Darstellung zum *DMA* ist bisher noch nicht möglich, weil sich die technische Infrastruktur der Börsen unterscheidet. Die Wahl der Kommunikationsleitung entscheidet über die Latenz und die Datensicherheit bei der Übertragung. Als Latenz (*Latency*) bezeichnet man den Zeitverlust, der durch die physische Übertragung elektronischer Nachrichten, zwischen Orderaufgabe und Verarbeitung, entsteht.²⁹⁷ Der Zeitverlust kann auf technische Friktionen, wie z.B. Schwankungen in der Bandbreite oder dem Datenaufkommen zurückzuführen sein. Eine hohe Latenzzeit beeinträchtigt sowohl die Orderausführung, sie kann aber indirekt auch die Datenversorgung der Marktteilnehmer mit endogenen Marktdaten verzögern.

Die Zugangsmöglichkeiten für *DMA* sind für Algorithmic Trading entscheidend, weil sie determinieren, welche *STP-Rate*²⁹⁸ in den Transaktionsprozessen von Computerbörsen erreichbar ist. Je automatischer der Börsenhandel organisiert ist (je höher die *STP-Rate*), desto höhere Handelsfrequenzen sind beim Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* realisierbar, weil zur Orderausführung keine manuelle Nachbearbeitung mehr nötig ist, sondern die Order direkt in das Orderbuch gespeist wird. Dies erlaubt wiederum auch der *Buy-Side*, Strategien zu formulieren, die mit möglichst geringen Reaktionszeiten auskommen und endogene Marktdaten in immer kleineren Zeitintervallen auswerten. Je kleiner die *STP-Rate* ist (nicht-automatisch), desto höher ist der Aufwand für die Bearbeitung von *Sell-Side* Orders und desto höher sind die Einschränkungen für die Strategien der *Buy-Side*. Denn bei der Orderausführung müssen Zeitverluste in Kauf genommen werden, die zu weiteren Transaktionskosten führen. Die Transaktionskosten werden in Abschnitt 3.4.2, S. 116 erläutert.

²⁹⁷ Vgl. Deutsche Börse AG (2009a), S. 239.

²⁹⁸ Für eine Erklärung von Straight Through Processing (STP) vgl. Knogler, Linsmaier (2008), S. 57f.

Technische Verbindungen zur Börse (Quelle: Loistl, Huetl 2008, S. 5 zitiert nach Deutsche Börse AG 2003)	Latenzzeit (Orderausführung, Marktdatenversorgung)	Übertragungs- sicherheit
<ul style="list-style-type: none"> • Zwei unabhängige, parallele Standleitungen²⁹⁹ (Dedicated Line). 	Abhängig von der physischen Distanz zwischen Börse und Marktteilnehmer	Sicher.
<ul style="list-style-type: none"> • Eine Standleitung und einer Internetverbindung als Sicherheit (Backup). • Eine Internetverbindung über einen speziellen Server (Member Integrated System Server). • Eine Internetverbindung mit XETRA-Applikation für XETRA-Ordermanagement (XETRA-Order Maintainance). 	Abhängig von der Internetverbindung.	Abhängig von Verschlüsselung.
<ul style="list-style-type: none"> • Proximity Hosting (siehe Abschnitt 2.3.5 , S. 105). 	Sehr geringe Verzögerungen. Datenübertragung von Netzwerkkarte zu Netzwerkkarte möglich.	Sicher.

Tabelle 7: Direct Market Access im Handelssystem XETRA

299 Standleitungen (*Dedicated Lines, Leased Lines*) sind die einfachste Möglichkeit für elektronischen Datenaustausch. Damit ist es nicht mehr notwendig, dass sich die Computer von Investoren, Broker und Börse am selben Ort befinden müssen. Eine Standleitung hält die Verbindung zwischen zwei Computern (oder auch Telefonen) permanent offen, das heißt, der Datenaustausch kann ohne Pause Tag und Nacht stattfinden.

2.2.5 Zusammenfassung

Sell-Side Algorithmic Trading ist nur an Computerbörsen möglich, die ihre Transaktionsprozesse (zumindest teilweise) automatisiert haben. Die Handelsstrategien der *Buy-Side* sind wiederum vollständig abhängig von den Software-Programmen der *Sell-Side*, weil letztere als einzige die automatische Übermittlung der Orders an Computerbörsen übernehmen können (siehe Kapitel 3). Wenn eine Börsenform keine automatische Orderausführung über *DMA* erlaubt, werden auch die Handelsstrategien der *Buy-Side* dadurch begrenzt. Wenn eine Börsenform keine automatische Preisabschlussphase bietet, ist auch keine automatische Orderausführung möglich. Diese Erkenntnisse lassen sich in Formel 2.1 und 2.2 zusammenfassen:

$$(2.1) \text{ AlgoTrading}_{\text{Buy-Side}} = f(\text{AlgoTrading}_{\text{Sell-Side}})$$

$$(2.2) \text{ AlgoTrading}_{\text{Sell-Side}} = f(\text{DMA}, \text{Preisabschlussphase})$$

2.3 Software-Agenten

2.3.1 Überblick

Der Agentenbegriff wird in der Betriebswirtschaft u.a. mit der *Prinzipal-Agent-Theorie*³⁰⁰ erklärt. In der Wirtschaftsinformatik hat der Begriff *Software-Agent* eine abweichende Bedeutung, die im folgenden Abschnitt erläutert wird.³⁰¹

RAGHAVENDRA, PARASCHIV UND VASILIU gehen davon aus, dass die Software-Programme, die beim Algorithmic Trading angewendet werden, Software-Agenten sind.³⁰² Ihre Annahme beruht auf einer umfangreichen Literatur, die sich mit der Rolle von (Software) Agenten und der Simulation von künstlichen Märkten beschäftigt.³⁰³ In dieser Literatur lassen sich

300 In der Prinzipal-Agent-Theorie wird die Beziehung zwischen Auftraggeber (*Prinzipal*) und Auftragnehmer (*Agent*) durch Informationsasymmetrien und Zielkonflikte charakterisiert. Beide verfolgen unterschiedliche Interessen, sind aber zur Erreichung ihrer Ziele aufeinander angewiesen. Vgl. Jäger (2008), S. 9. Die Prinzipal-Agent-Theorie lässt sich auch auf Algorithmic Trading übertragen. Der Investor (*Auftraggeber*) hat hier das Ziel, seine Rendite zu steigern und seine Risiken zu minimieren. Der Broker (*Auftragnehmer*) hat das Ziel, die Transaktionswünsche seines Klienten so effizient, schnell und kostengünstig wie möglich zu realisieren. Sowohl Auftraggeber als auch Auftragnehmer sind zur Erfüllung ihrer Aufgaben auf andere Finanzintermediäre angewiesen. Der Investor benötigt transaktionspezifische Dienstleistungen (z.B. Research, Order-Management) die ihm helfen, eine Entscheidung zu treffen. Unter *Research* versteht man hier z.B. die Analyse von Unternehmensinformationen oder der aktuellen Marktsituation, um eine Entscheidung herbeizuführen. Der Broker benötigt ebenfalls transaktionspezifische Dienstleistungen. Er muss z.B. mit anderen Wertpapierdienstleistern zusammenarbeiten, um Orders an ausländische Börsen zu leiten oder die Wertpapierabwicklung und das Clearing durchzuführen.

301 Vgl. Gomber (2000), S. 118.

302 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 3f.

303 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 3. siehe dazu auch Chan, LeBaron, Lo, Poggio (1999), Raberto, Cincotti, Focardi, Marchesi (2001), Kearns, Ortiz (2003), Gsell (2008) und weitere Autoren.

zwei Richtungen feststellen. Ausgehend vom *Santa Fe Institute*³⁰⁴ beschäftigt sich die erste Richtung mit Computersimulationen künstlicher Finanzmärkte, auf denen die komplexen Transaktionsprozesse mit heterogenen Agenten nachbildet werden.³⁰⁵ Im Mittelpunkt dieser Richtung stehen Software-Agenten, die mit der Fähigkeit zum Lernen und zur Optimierung ihrer eigenen Prozesse ausgestattet sind.³⁰⁶ Die andere Richtung der Literatur beschäftigt sich mit den Interaktionen zwischen (Software) Agenten und menschlichen Händlern auf den Märkten.³⁰⁷ Diese Richtung entstand als Konsequenz von Crashes auf den Finanzmärkten (z.B. 1987), deren Ursache man Algorithmic Trading Software zugeschrieben hat.³⁰⁸

In der Literatur ist nicht abschließend geklärt, ob man den Begriff Software-Agent auf die Software für Algorithmic Trading übertragen kann. Im Folgenden wird deshalb zunächst der Begriff kurz erläutert und danach die Übertragung des Begriffes auf Algorithmic Trading geprüft.

304 Das Santa Fe Institute ist eine private, unabhängige Forschungseinrichtung, die sich mit der interdisziplinären Erforschung von komplexen, adaptiven Systemen beschäftigt. <http://www.santafe.edu/>.

305 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 3.

306 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 3.

307 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 5.

308 Vgl. Raghavendra, Paraschiv, Vasiliu (2008), S. 5.

2.3.2 Begriffsabgrenzung von Software-Agenten

„An agent is a computer system that is situated in some environment, and that is capable of autonomous action in this environment in order to meet it's design objectives.“³⁰⁹

WOOLDRIDGE bezieht sich bei oben stehender Definition von Software-Agenten auf die Definition von WOOLDRIDGE UND JENNINGS aus dem Jahre 1995.³¹⁰ Diese Definition betont, dass Software-Agenten mit ihrer unmittelbaren Umgebung in Interaktion stehen und in der Lage sind, autonome Entscheidungen zu treffen. Nach der Meinung von WITTIG, aus dem Jahr 1999, existiert aber keine allgemein gültige Definition des Begriffes Software-Agent.³¹¹ Unter intelligenten Software-Agenten versteht er autonome Programme, die sich durch die Dimensionen Intelligenz, Mobilität und Interaktivität (*Agency*) charakterisieren lassen.³¹² GOMBER definierte den Begriff, im Jahr 2000, aus Sicht der Wirtschaftsinformatik und elektronischer Handelssysteme.³¹³ Für ihn besteht ein Konsens darüber, dass sich mit diesem Ansatz die Delegation wiederkehrender Aufgaben von Menschen (Benutzer) auf Software-Programme beschreiben lässt.³¹⁴ Software-Agenten lassen sich seiner Meinung nach entweder über ihre Aufgaben oder ihre Eigenschaften charakterisieren.³¹⁵ Eine abschließende, universelle Definition von Software-Agenten ist in der Literatur nicht verfügbar.³¹⁶

309 Wooldridge, Jennings (1995).

310 Vgl. Wooldridge (2002), S. 5 sowie Wooldridge, Jennings (1995).

311 Vgl. Wittig (1999), S. 17.

312 Vgl. Wittig (1999), S. 17f.

313 Vgl. Gomber (2000).

314 Vgl. Gomber (2000), S. 119.

315 Vgl. Gomber (2000), S. 119.

316 Für einen aktuellen Stand der Forschung zu Software-Agenten siehe z.B. Hadzic, Wongthongtham, Chang, Dillon (2009), S. 15.

2.3.3 *Eigenschaften von Software-Agenten*

Diese Arbeit orientiert sich im Folgenden an GOMBER, der eine Definition von Software-Agenten über ihre Eigenschaften vornahm.³¹⁷ Aufgrund einer fehlenden Definition für Software-Agenten, kann man in Bezug auf die Eigenschaften auch nur Annahmen aus verschiedenen Agentenansätzen treffen. Nach der Gliederung von JENNINGS UND WOOLDRIDGE sind die Eigenschaften von Software-Agenten *Autonomie*, *Soziales Verhalten*, *Reaktionsfähigkeit* und *Zielorientierung*.³¹⁸ FRANKLIN UND GRAESSER fügen die Eigenschaften der *Persistenz*, *Adaptivität*, *Flexibilität*, *Mobilität* und *Charakter* hinzu.³¹⁹ Die Eigenschaften werden in Tabelle 8, S. 102, noch einmal zusammengefasst.

In der Literatur besteht ein Konsens darüber, dass die wichtigste Eigenschaft von Software-Agenten ihre *Autonomie* ist. Unter der *Autonomie* versteht man die Fähigkeit eines Software-Agenten, nach Vorgabe einer Bearbeitungs-Methode, bestimmte Aufgaben selbstständig und ohne Hilfe oder Kontrolle eines Benutzers zu lösen.³²⁰ Die Agenten besitzen dabei volle Kontrolle über ihre Handlungen und ihren internen Status.³²¹

Soziales Verhalten bezeichnet die Fähigkeit eines Agenten zur Interaktion und Kommunikation mit dem Benutzer oder anderen Agenten, auf Basis einer gemeinsamen Sprache (*Agent Communication Languages, ACL*).³²² Die *Reaktionsfähigkeit* erlaubt es dem Agenten, die System-Umgebung selbst wahrzunehmen und auf Veränderungen (z.B. durch neue Benutzervorgaben, Veränderungen der Datenlage) selbstständig zu reagieren.³²³

317 Vgl. Gomber (2000).

318 Vgl. Gomber (2000), S. 120 und Jennings, Wooldridge (1996), S. 17.

319 Vgl. Gomber (2000), S. 121 und Franklin, Graesser (1997), S. 29f.

320 Vgl. Burkhard (1998), S. 6.

321 Vgl. Gomber (2000), S. 120.

322 Vgl. Gomber (2000), S. 121 und Burkhard (1998), S. 6.

323 Vgl. Gomber (2000), S. 121.

Die *Zielorientierung* beschreibt die Fähigkeit eines Agenten, die Initiative ergreifen zu können und sich dabei selbstständig und zielgerichtet zu verhalten.³²⁴ Sie nehmen Anweisungen entgegen und unterbreiten eigene Vorschläge.³²⁵ *Persistenz* bedeutet, dass der Agent auch nach der Erfüllung einer Aufgabe für weitere Aufträge zur Verfügung steht und für einen bestimmten Zeitraum existiert.³²⁶

Adaptivität beschreibt die Lernfähigkeit des Agenten, sein Verhalten durch Beobachtung, Evaluation historischer Daten oder das Verhalten des Benutzers anzupassen.³²⁷ *Flexibilität* beschreibt die Anpassbarkeit des Agenten an verschiedene Situationen.³²⁸ *Mobilität* beschreibt die Fähigkeit der Agenten, die Laufzeitumgebung und ihren Einsatzort zu wechseln.³²⁹ *Charakter* beschreibt die optionale Fähigkeit ein Persönlichkeitsbild und einen emotionalen Zustand zu entwickeln.³³⁰

324 Vgl. Gomber (2000), S. 121.

325 Vgl. Gomber (2000), S. 121.

326 Vgl. Gomber (2000), S. 121.

327 Vgl. Gomber (2000), S. 122.

328 Vgl. Gomber (2000), S. 122.

329 Vgl. Burkhard (1998), S. 6f. siehe auch Plattformunabhängigkeit der Software.

330 Vgl. Gomber (2000), S. 122.

2.3.4 Software-Agenten im Algorithmic Trading

Eigenschaften von Software-Agenten	Beschreibung der Eigenschaften	Algorithmic Trading	
		Buy-Side	Sell-Side
<i>Autonomie</i>	<i>Fähigkeit eines Agenten, nach Vorgabe einer Bearbeitungs-Methode, bestimmte Aufgaben selbstständig und ohne Hilfe oder Kontrolle eines Benutzers zu lösen.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Selbstständige Analyse von endogenen oder exogenen Marktdaten • (teilautomatische) Generierung von Kauf- oder Verkaufssignalen oder (vollautomatische) Generierung von Orders (High Frequency Trading) 	<ul style="list-style-type: none"> • Beobachtung von Angebot und Nachfrage (an mehreren) elektronischen Handelssystemen gleichzeitig • Aufteilung von Orders in kleinere Teilstücke und deren Weiterleitung im Laufe der Zeit an elektronische Handelssysteme
<i>Soziales Verhalten</i>	<i>Fähigkeit zur Interaktion und Kommunikation mit dem Benutzer <u>oder</u> anderen Agenten.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Abstimmung mit den Software-Agenten der Sell-Side und vorgelagerten IT-Systemen 	<ul style="list-style-type: none"> • Abstimmung mit den Software-Agenten der <i>Buy-Side</i> • Im Mittelpunkt steht die Umsetzbarkeit der Transaktionswünsche
<i>Reaktionsfähigkeit</i>	<i>Fähigkeit des Agenten, die System-Umgebung selbst wahrzunehmen und auf Veränderungen selbstständig zu reagieren.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Die System-Umgebung liefert endogene oder exogene Marktdaten • Die Programme reagieren selbstständig auf Veränderungen der Marktdaten 	<ul style="list-style-type: none"> • Die System-Umgebung liefert Pre-Trade Daten, welche das Angebot und die Nachfrage widerspiegeln. • Die Programme passen die Orderausführung der aktuellen Marktlage an.
<i>Zielorientierung</i>	<i>Fähigkeit eines Agenten, die Initiative ergreifen zu können und sich dabei selbstständig und zielgerichtet zu verhalten.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Die Programme ergreifen die Initiative wenn Informationsvorteile vorliegen, die Gewinne erwarten lassen. 	<ul style="list-style-type: none"> • Die Programme ergreifen die Initiative, wenn keine Marktbeeinflussung (<i>Market Impact</i>) bei einer Teilausführung zu erwarten ist.

Fortsetzung der Tabelle auf der folgenden Seite.

<i>Persistenz</i>	<i>Agent steht auch nach der Erfüllung einer Aufgabe für weitere Aufträge zur Verfügung.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Einbindung in eine feste technische Infrastruktur erlaubt die Übertragung wiederkehrender Aufgaben
<i>Adaptivität</i>	<i>Lernfähigkeit des Agenten, sein Verhalten durch Beobachtung, Evaluation historischer Daten oder das Verhalten des Benutzers anzupassen.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Ist nur dann gegeben wenn künstliche neuronale Netze oder andere Lernmethoden eingesetzt werden.
<i>Charakter</i>	<i>Optionale Fähigkeit ein Persönlichkeitsbild und einen emotionalen Zustand zu entwickeln</i>	
<i>Flexibilität</i>	<i>Anpassbarkeit des Agenten an verschiedene Situationen.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Flexibilität ist nur in dem Rahmen möglich, wie sie durch den Benutzer vorhergesehen wurde und im Software-Code definiert ist.
<i>Mobilität</i>	<i>Fähigkeit der Agenten, die Laufzeitumgebung und ihren Einsatzort zu wechseln.</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Plattformunabhängige Programmierung der Software ermöglicht einen Einsatz auf unterschiedlichen Betriebssystemen und auf unterschiedlichen Computern.

Tabelle 8: Zuordnung der Eigenschaften von Software-Agenten auf Algorithmic Trading (basierend auf Jennings, Wooldridge (1996) und Franklin, Graesser (1997))

Tabelle 8, S. 102, überträgt die Eigenschaften der Software-Agenten auf beide Ebenen des Algorithmic Trading. Auf der *Buy-Side* setzt der Investor (*als Benutzer*) die Algorithmic Trading Software (*als Agenten*) ein, um eine Investitionsentscheidung herbeizuführen. Auf der *Sell-Side* steuert der Broker (*als Benutzer*) die Algorithmic Trading Software (*als Agent*), um die Transaktion zu möglichst günstigen Bedingungen durchzuführen.

Die Eigenschaft der Autonomie findet sich in den Software-Programmen beim *Buy-Side* Algorithmic Trading wieder, weil hier der Transaktionswunsch selbstständig und ohne menschliches Zutun entwickelt wird. Die Software behält die volle Kontrolle über die Analyse von Marktdaten und kann den Transaktionswunsch, je nach Automatisierungsgrad, auch ohne menschliche Eingriffe an die *Sell-Side* übermitteln. Die Software-Programme der *Sell-Side* können alle Entscheidungen selbstständig treffen, die im Rahmen der Orderausführung auftreten. Die Eigenschaft der Mobilität findet sich in den Software-Programmen beim Algorithmic Trading wieder, weil sie in unterschiedlichen Programmiersprachen (C/C++, Java, C#.Net, VB usw.) realisiert werden. Das heißt, sie können auf jeden beliebigen Computer (Server) oder Betriebssystem (*plattformunabhängig*) migriert werden. Damit die Software-Agenten ihre Aufgaben wahrnehmen können, müssen sie in eine geeignete Infrastruktur eingebettet werden, über welche sie Zugang zum elektronischen Handelssystem besitzen. Die Eigenschaft der Persistenz ist dann gegeben, wenn die Software-Programme diese Infrastruktur für mehrere Transaktionen nutzen können. Die Eigenschaft der Zielorientierung findet sich ebenfalls im Algorithmic Trading wieder. Denn die Programme der *Buy-Side* verfolgen das Ziel, Kauf- oder Verkaufsempfehlungen aus Marktdaten abzuleiten. Die Programme der *Sell-Side* versuchen, die Transaktion möglichst schnell abzuwickeln, ohne dass es zu Marktverzerrungen kommt (Vermeidung von *Market Impact*).

Die Eigenschaften der *Flexibilität* und *Reaktionsfähigkeit* sind nur in dem Maße möglich, wie sie durch die Benutzer (Programmierer) vorgegeben werden. Die Software-Programme der *Buy-Side* und der *Sell-Side* verlangen also eine ständige Anpassung und Pflege, um den aktuellen Marktbedingungen gerecht zu werden. Veränderungen der Märkte äußern sich auf der *Sell-Side* z.B. in einer Umwälzung des Orderbuches und auf der *Buy-Side* z.B. im Auftreten von Massendaten. Die Eigenschaft des *Soziales Verhalten* ist beim Algorithmic Trading davon abhängig, ob die Software-Programme die Fähigkeit zur Interaktion und Kommunikation mit dem Benutzer oder anderen Agenten besitzen. Man könnte argumentieren, dass Algorithmic Trading keinem sozialen Verhalten folgt, sondern nur in Befehlsketten eingebunden ist, die vom Investor bis zum elektronischen Handelssystem und der Transaktionsabwicklung reichen. Ein Software-Agent kann die Fähigkeit zur Kommunikation aber entwickeln, wenn er in eine entsprechende System-Umgebung eingebettet wird, die ein solches soziales Verhalten verlangt.

2.3.5 System-Umgebung

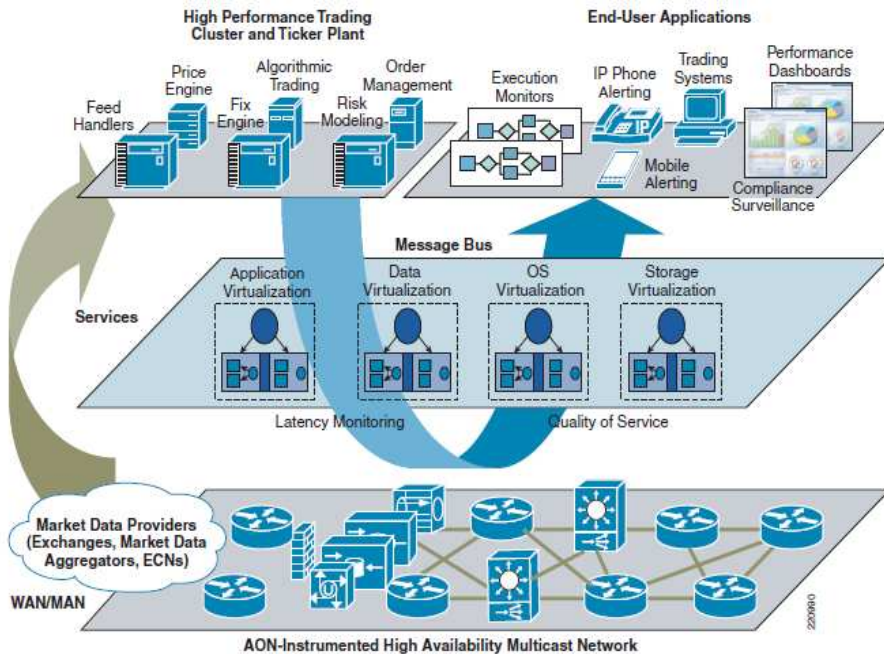


Abbildung 2.16: System-Architektur beim Algorithmic Trading auf der Buy-Side und Sell-Side (Quelle: Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3)

Nach Ansicht von **WOOLDRIDGE** dient die Software-Architektur³³¹ von Agenten dazu, komplexe Entscheidungsprozesse zu modellieren.³³² Die Komplexität dieser Prozesse wird beeinflusst von der System-Umgebung, in welche die Software-Agenten eingebettet werden.³³³ Auch die System-Umgebung kann man wiederum nach ihren Eigenschaften charakterisieren.³³⁴ Die obige Grafik von **RISCA, MALIK UND KESSLER** zeigt die technische Infrastruktur für den Wertpapierhandel (*die Handelsarchitek-*

331 Für eine Erklärung des Begriffes Software-Architektur siehe Starke (2009), S. 16ff.

332 Vgl. Wooldridge (2002), S. 6.

333 Vgl. Wooldridge (2002), S. 6.

334 Vgl. Wooldridge (2002), S. 6.

tur) aus Sicht der Informatik (Abbildung 2.16, S. 105).³³⁵ Die Autoren machen mit ihrer Grafik deutlich, dass man die System-Umgebung von Algorithmic Trading in mehreren Ebenen betrachten kann.

Die Softwareprogramme für Algorithmic Trading kann man in der Handelsarchitektur zuerst dem sogenannten *High Performance Trading Cluster* und *Ticker Plant*³³⁶ zuordnen (siehe Abbildung oben links). Das heißt, sie sind mit anderen Softwareprogrammen verknüpft, die das Prinzip des *Straight Through Processing* verfolgen (z.B. *Price Engine*, *Risk Modeling*, *Order Management*, *Fix Engine* oder *Feed Handlers*).³³⁷ Diesen Cluster könnte man als System-Umgebung von Algorithmic Trading im engeren Sinne bezeichnen, weil die Handelsarchitektur auf einen sehr kleinen Bereich von interagierenden Softwareprogrammen beschränkt wird.

Die System-Umgebung von Algorithmic Trading kann man jedoch auch in einem größeren Zusammenhang verstehen. Dem *High Performance Trading Cluster* stehen dann sogenannte *End-User Applications* gegenüber (in der Grafik oben rechts). Zu dieser Kategorie gehören Softwareprogramme bzw. Systeme für den manuellen Börsenhandel oder zur Überwachung, Kontrolle oder Analyse von Transaktionsprozessen (*Execution Monitors*, *Trading Systems*, *Compliance Surveillance* usw.).³³⁸ Die *Datenvendoren* stellen die Quellen der Marktdaten zur Verfügung, die von *End-User Applications* oder vom *High Performance Trading Cluster* ausgewertet werden (in der Grafik unten).³³⁹ Im Zentrum der *Handelsarchitektur* steht der sogenannte *Messaging Bus*, der den Austausch elektronischer Mitteilungen zwischen den drei Ebenen übernimmt (in der Grafik in der Mitte).³⁴⁰ Das Zusammenwirken aller dieser Gruppen könn-

335 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3.

336 Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 415.

337 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3.

338 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3.

339 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3.

340 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3.

ten man als System-Umgebung von Algorithmic Trading im weiteren Sinne bezeichnen, weil die Handelsarchitektur relativ weitläufig ist und über den *Messaging Bus* Systeme aus unterschiedlichsten Bereichen miteinander kommunizieren.

Die speziellen Räume, in denen man die *Handelsarchitektur* konzentriert, werden auch als *Data Center* bezeichnet.³⁴¹ **RISCA, MALIK UND KESSLER** unterscheiden traditionelle *Broker Data Center* (welche die Handelsarchitektur beim Broker konzentrieren) und *Financial Service Provider Hosting Facility* (die Handelsarchitektur wird bei der Börse konzentriert).³⁴² Die letztere Infrastruktur wird auch als *Proximity Hosting (Co-Location Services)* bezeichnet.³⁴³ Standleitungen sind dort unnötig, Investoren und Broker greifen nicht mehr von außerhalb auf die Computer der Börse zu, sondern befinden sich – geographisch gesehen – am selben Ort, wie die Börsencomputer.³⁴⁴

Die Handelsarchitektur muss nicht zwangsweise in einem einzigen Data Center konzentriert werden, aber beim *Proximity Hosting* wird die Geschwindigkeit des Datenaustauschs zwischen den Software-Programmen erhöht. Börsenteilnehmer können so schneller auf die veränderten Preise einer Auktion reagieren, als Marktteilnehmer, die nur per Telefon oder Standleitung verbunden sind. Bei einer geographischen Distanz von ca. 150km zwischen Broker und Börse beträgt die theoretische Zeit, die für einen *Round Trip*³⁴⁵ benötigt wird, schon länger als 1 Millisekunden (2

341 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 4-6.

342 Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 4-6.

343 Vgl. Gsell (2009), S.1.

344 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 5. zitiert nach Deutsche Börse AG (2003).

345 Die (einfache) Latenz-Zeit gibt an, wie lange die Datenübertragung von der *Sell-Side* an die Börsensysteme benötigt. Die Zeitangabe alleine ist aber wenig aussagekräftig. Stattdessen ist die Zeit relevant, die eine Order benötigt, um das Börsensystem zu erreichen und die Zeit, welche die Bestätigung braucht, um vom Börsensystem den Absender wieder zu erreichen (*Round Trip*). Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 5. Eigentlich müsste auch die Zeit zur Datenübermittlung zwischen *Buy-Side* und *Sell-Side* einbezogen werden. Dazwischen liegt dann die Zeit, welche den Software-Programmen zur Bearbeitung ihrer Aufgaben zur Verfügung steht.

mal 0,5 Millisekunden), selbst wenn eine Order mit theoretischer Lichtgeschwindigkeit übermittelt wird und die Softwareprogramme keine Zeit zur Verarbeitung der Information verbrauchen.³⁴⁶ Dazu müssen aber noch Zeitverluste gerechnet werden, die durch Netzwerk-Relais, Hardware oder Umrechnungen der Datenströme entstehen.³⁴⁷ Ein *Round Trip* zwischen Frankfurt und New York würde mindestens 41 Millisekunden dauern.³⁴⁸ Eine ausführliche Analyse der (einfachen) Latenzzeiten liefern **BUDIMIR UND SCHWEIKERT**.³⁴⁹

2.3.6 Zusammenfassung

Aus dem vergangenen Abschnitt kann man die Hypothese ableiten, dass es sich bei den selbstständigen Software-Programmen im Algorithmic Trading um Software-Agenten handelt. Die Hypothese kann aber im Rahmen dieser Arbeit nicht abschließend beantwortet werden, weil die Zuordnung von Algorithmic Trading Software zu Software-Agenten noch viele Fragen offen lässt.

Eine offene Frage ist, auf welcher Ebene der System-Umgebung sich im Algorithmic Trading das soziale Verhalten abspielt. Eine andere wichtige Frage ist, ob die Auswertung von Marktdaten auf der *Buy-Side* autonomes Verhalten darstellt oder ob die Platzierung von Orders auf der *Sell-Side* nur eine Befehlsausführung ist. Das Paradigma der Software-Agenten ist jedoch aus der interdisziplinären Literatur zum Algorithmic Trading nicht mehr wegzudenken, weil es eine Brücke zwischen der Informatik und der Finanzwissenschaften baut.

346 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 6.

347 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 6.

348 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 6.

349 Vgl. Budimir, Schweikert (2007).

3 Sell-Side Algorithmic Trading

3.1 Einordnung in die Transaktionsprozesse

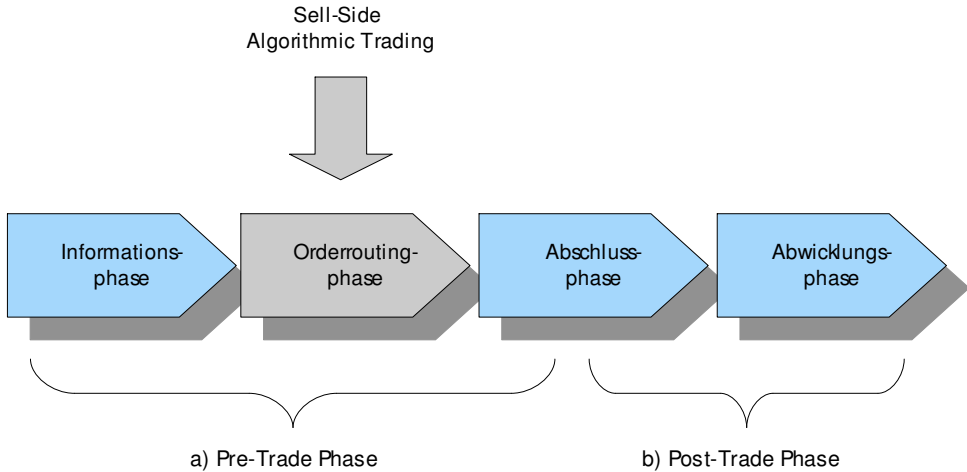


Abbildung 3.1: Einordnung von Sell-Side Algorithmic Trading in die Phasen der Handelsprozesse von Picot, Bortenlänger, Röhl (1996).

In der prozessorientierten Sicht von **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHL** kann man *Sell-Side* Algorithmic Trading der Orderroutingphase zuordnen.³⁵⁰ Das nun folgende Kapitel beschäftigt sich mit den Teilprozessen die innerhalb dieser Transaktionsphase stattfinden, nachdem ein Investor seinen Transaktionswunsch übermittelt hat. Der erste Teilprozess besteht hier in der Formulierung einer Order unter Einbeziehung von Benchmarks, erwarteten Transaktionskosten und weiteren (taktischen) Überlegungen. Der zweite Teilprozess besteht in der Weiterleitung der Order an

³⁵⁰ Siehe Picot, Bortenlänger, Röhl (1996) und Abschnitt 2.1.2.3, S. 50, dieser Arbeit.

elektronische Handelssysteme unter Einbeziehung einer bestimmten Handelsstrategie. Am Ende dieses Kapitels wird eine schematische Übersicht entwickelt, um alle diese Teilprozesse transparent zu gliedern.

3.2 Überblick

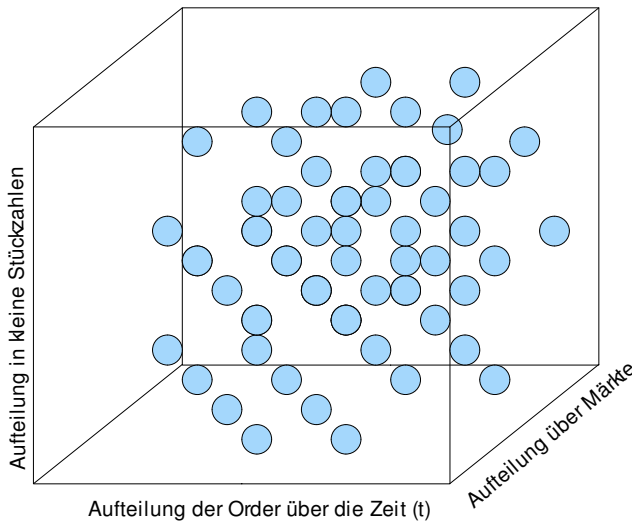


Abbildung 3.2: Aufteilung einer Order auf der Sell-Side

Nachdem der Investor eine Investmententscheidung getroffen hat, kann er zur Durchführung der Transaktion entweder einen Broker beauftragen oder *Sell-Side Algo Trading* einsetzen. *Sell-Side Algo Trading* übernimmt damit eine Brückenfunktion zwischen der Kauf- oder Verkaufsentscheidung (beim Investor) und der Realisierung der Transaktion (in elektronischen Handelssystemen). Je kleiner die beabsichtigte Gewinnspanne einer Transaktion, desto wichtiger ist die schnelle Orderausführung. Je mehr elektronische Handelssysteme als Ausführungsorte in Frage kommen, desto wichtiger ist es, einen Überblick zu behalten, weil sich Markt-

modelle und Marktbedingungen überall unterscheiden. *Sell-Side* Algo Trading übernimmt also die maschinelle Durchführung von Transaktionen in minimaler Zeit. Gleichzeitig können eine Vielzahl elektronischer Handelssysteme überwacht werden. Die Orderausführung ist charakterisiert durch die Handelsstrategien (*Algorithmen*), mit denen eine Order in kleine Bruchstücke aufgeteilt, über die Zeit verteilt und über unterschiedliche elektronische Handelssysteme verstreut werden. In Abbildung 3.2, S. 110, verdeutlicht die Ausführung einer Order beim Algorithmic Trading schematisch. Die Teilstücke einer Order werden hier als kleine Kugeln dargestellt, die über die Zeit und die Märkte verteilt werden.

3.3 Begriffsabgrenzung von Sell-Side Algorithmic Trading

Autor	Definition von Algorithmic Trading (<i>Sell-Side</i>)
GOMBER UND GSELL (2006)	Algorithmic Trading... <i>“emulates via electronic means a broker’s core competency of slicing a big order into a multiplicity of smaller orders and of timing these orders to minimize market impact”</i> . ³⁵¹
DOMOWITZ UND YEGERMAN (2005A)	Algorithmic Trading is the <i>“... automated computer-based execution of equity orders via direct market-access channels, usually with the goal of meeting a particular benchmark”</i> . ³⁵²
ALMGREN UND LORENZ (2009)	<i>“Algorithmic trading considers the execution of portfolio transactions within a fixed time period, optimizing some trade-off between risk and reward. The most common case is purchasing or unwinding a large block of shares.”</i> ³⁵³
BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO (2009)	<i>“Algorithmic trading (a.k.a. Algo-trading) is widely used by investors who want to manage the market impact of exchanging large amounts of assets. It is favored by the development and diffusion of computer-based pattern recognition, so that information is processed instantaneously and action is taken accordingly with limited (if any) human judgment and intervention.”</i> ³⁵⁴

Tabelle 9: Definitionen speziell zu Sell-Side Algorithmic Trading

351 Gomber, Gsell (2006), S. 5.

352 Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1 zitiert nach Grossmann (2005).

353 Almgren, Lorenz (2009), S. 3.

354 Brownless Cipollini, Gallo (2009), S. 2.

Tabelle 9 gibt eine Übersicht über die unterschiedlichen Definitionen von Algorithmic Trading, welche sich auf die *Sell-Side* konzentrieren. **GOMBER UND GSELL** definieren Algorithmic Trading ausschließlich aus Sicht der *Sell-Side* mit der Orderplatzierung.³⁵⁵ Nach Meinung der Autoren beinhaltet der Begriff zwei Funktionen, erstens die Aufteilung einer Order in kleinere Teilorders und zweitens die zeitgerechte Ausführung dieser Orders (*Market Timing*).³⁵⁶ **DOMOWITZ UND YEGERMAN** verstehen Algorithmic Trading als einen dehnbaren Begriff, der – je nach betrachteter Marktstruktur – unterschiedliche Funktionen einnehmen kann, die jedoch alle mit der Orderausführung zu tun haben.³⁵⁷ Die Interpretationen reichen von intelligentem Orderrouting (*Smart Order Routing*), über Programmhandel (*Program Trading*) bis zum mechanischen Handel (*Rule-Based Trading*).³⁵⁸ Die Autoren orientieren sich dabei an der Definition von **GROSSMANN**, der Algorithmic Trading definiert, als die automatische Ausführung von Wertpapierorders, mit dem Ziel, eine bestimmte Benchmark zu schlagen.³⁵⁹ Nach **ALMGREN UND LORENZ** dient Algorithmic Trading dazu, Portfolio-Transaktionen in einer fixen Zeit auszuführen und einen Trade-Off zwischen Risiko und Chancen (von Kursschwankungen) bei der Orderausführung zu optimieren.³⁶⁰ Für **BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO** dient Algorithmic Trading der Verhinderung von *Market Impact* bei der Ausführung großer Transaktionen, indem Informationen mit Methoden der Mustererkennung sofort ausgewertet und automatische Aktionen eingeleitet werden, ohne dass menschliche Eingriffe oder Interventionen notwendig sind.³⁶¹ Der *Market Impact* ist das Ergebnis der Reaktionen anderer Marktteilnehmer auf die eigene Order. Der Begriff wird im Abschnitt 3.4.2.2, S. 118, näher erläutert.

355 Vgl. Gomber, Gsell (2006).

356 Vgl. Gomber, Gsell (2006), S. 5.

357 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1.

358 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1.

359 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1.

360 Vgl. Almgren, Lorenz (2009), S. 3.

361 Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 2.

Fasst man die unterschiedlichen Sichtweisen der Definitionen zusammen, so geht es beim *Sell-Side Algorithmic Trading* darum, eine Order möglichst intelligent im Markt zu platzieren, ohne das bestehendes Gleichgewicht von Markt-Angebot und Nachfrage zu ändern. Die Handelsstrategien der *Sell-Side* verfolgen das übergeordnete Ziel, den *Market Impact* einer Order so gering wie möglich zu halten. Diese Definition bezieht sich ausschließlich auf die Ausführung einer Order in der *Orderroutingphase*, und zwar der Zeitraum vom Eintreffen der Order an der Börse bis zur Feststellung des Transaktionspreises in der *Preisabschlussphase*. Jegliche vor- oder nachgelagerte Prozesse (z.B. in der *Informationsphase*) spielen für die Orderausführung auf der *Sell-Side* keine Rolle.³⁶²

362 Die Vermeidung von *Market Impact* wird in der Literatur oft für „alle“ Algorithmic Trading Programme generalisiert, ohne zwischen *Buy-Side* und *Sell-Side* zu unterscheiden. Aus Sicht einer Börse ist diese Vorgehensweise auch richtig, denn im Orderflow ist nur das *Sell-Side* Algorithmic Trading sichtbar und das *Buy-Side* Algorithmic Trading macht nur einen unsichtbaren Bruchteil davon aus (siehe Abschnitt 1.3.2.5 , S. 15). Aus Sicht eines Investors ist diese Generalisierung aber falsch, denn im Mittelpunkt des *Sell-Side* Algorithmic Trading steht der *Market Impact*, aus Sicht der *Buy-Side* aber die Ordergenerierung. Auch wenn man Algorithmic Trading nur als *Sell-Side* betrachtet, ergeben sich Abgrenzungsprobleme. **DOMOWITZ, YEGERMAN** weisen darauf hin, dass unabhängige Software Hersteller (*Independent Software Vendors, ISV*) Algorithmic Trading Plattformen anbieten, die bereits vorgefertigte Handelsstrategien enthalten. Die Software bietet dem Kunden (Börsenhändler) zusätzlich die Möglichkeit, Anpassungen entsprechend der Marktlage vorzunehmen und die Handelsstrategien individuell zu verändern. Im Orderflow sind diese individuell veränderten Handelsstrategien und die vorgefertigten Strategien nicht mehr trennbar, auch wenn beide nur der Orderausführung dienen. Die genannten Autoren betrachten daher nur solche Orders als Algorithmic Trading, die tatsächlich durch „zentralisierte Servertechnologie eines Brokers“ (hier mittels *Algorithmic Trading Engine*), und ohne menschliche Eingriffe, ausgeführt werden. Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), Fußnote Nr. 4, S. 14.

3.4 Formulierung von Orders

3.4.1 Überblick über die Teilprozesse

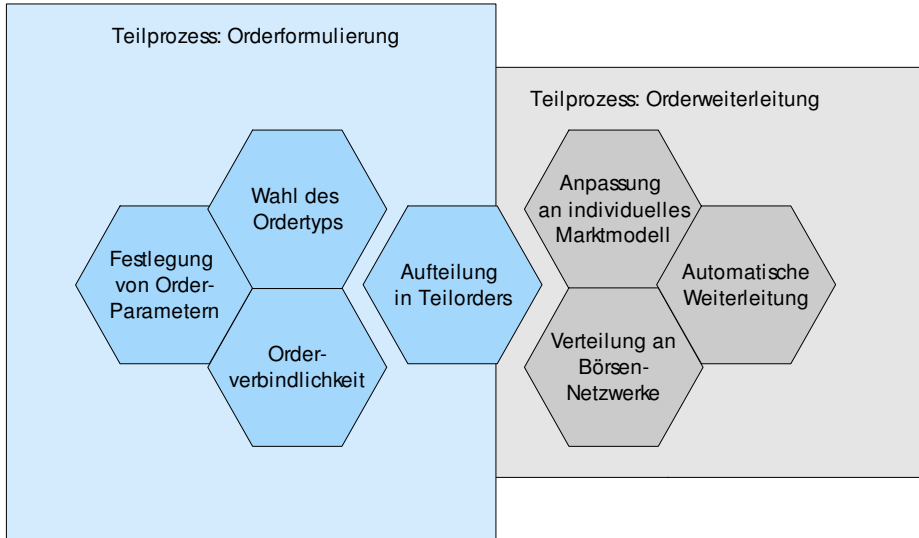


Abbildung 3.3: Aufgaben zur Orderformulierung in der Orderroutingphase (linke Seite)

Der folgende Abschnitt beschäftigt sich mit dem Teilprozess der Orderformulierung, der bereits in Abschnitt 2.1.4.2, S. 63, dargestellt wurde. Zu den Aufgaben, die in diesem Teilprozess zu lösen sind, gehören die *Wahl des richtigen Ordertyps*, die *Festlegung von Orderparametern*, die *Orderverbindlichkeit* und die *Aufteilung in Teilorders* (siehe Abbildung 3.3, S. 114). Die Formulierung von Orders beeinflusst indirekt die Renditen von Algorithmic Trading, weil in diesem Teilprozess die Transaktionsbedingungen festgelegt werden.

Am Anfang der Orderformulierung steht ein Optimierungsproblem. Denn die Aufteilung einer großen Order in mehrere kleine Teilorders führt zu steigenden Transaktionskosten, weil jede Teil-Order neue Kosten verursacht. Durch die Aufteilung in Teilorders erhofft man sich aber gleichzeitig eine Verringerung des *Market Impact*. Für die Berechnung der Transaktionskosten werden universelle und feste Vergleichsparameter (*Benchmarks*) benötigt, die man den anderen Variablen immer wieder gegenüberstellen kann. Am Ende erfolgt die Formulierung der Order auch in Abhängigkeit von den Marktmodellen elektronischer Handelssysteme (siehe Abbildung 3.4, S. 115).

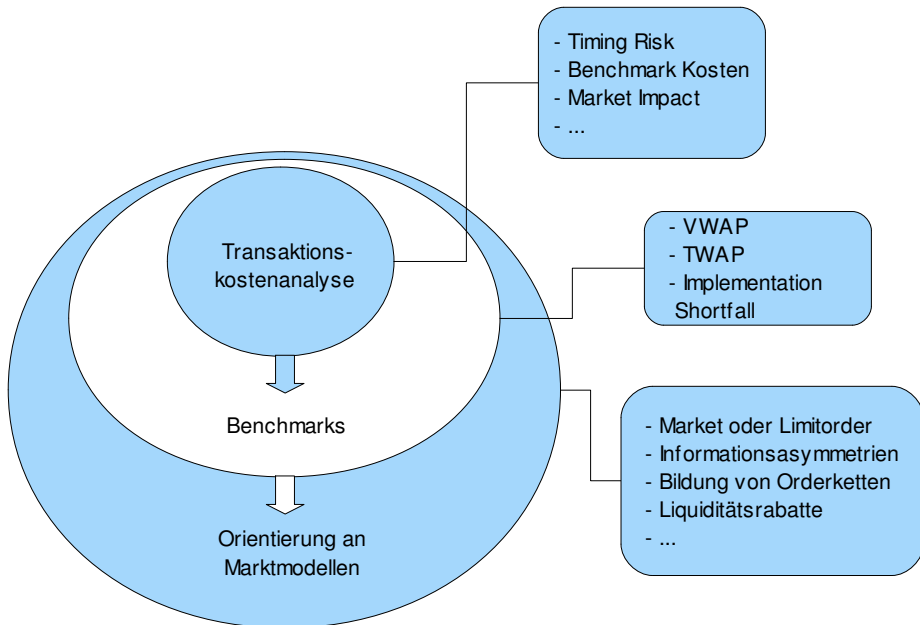


Abbildung 3.4: Formulierung von Orders

3.4.2 Transaktionskosten

3.4.2.1 Überblick

Stellvertretend für viele weitere Autoren geben **DEMSETZ**, **KAUL** oder **KEIM UND MADHAVAN** einen Überblick über die allgemeinen Formen von Transaktionskosten.³⁶³ Die Transaktionskosten, die bei der automatischen Orderausführung mit Algorithmic Trading entstehen, sind jedoch spezieller Natur. Die allgemeinen Kostenbegriffe lassen sich im Algorithmic Trading also präziser formulieren.

Obwohl die traditionelle Einteilung also ungenau ist, spielt die Einteilung in explizite und impliziten Transaktionskosten immer noch eine große Rolle in der Literatur. **DOMOWITZ UND YEGERMAN** basieren ihre Untersuchung der (Ausführungs-)Kosten im Algorithmic Trading noch auf eine traditionelle Einteilung in explizite und implizite Transaktionskosten und verfolgen eine länderübergreifende Perspektive.³⁶⁴ **GIRAUD** entwickelt eine Topologie der Ausführungskosten, in welche er den Implementation Shortfall als Summe aller expliziten und impliziten Transaktionskosten (ausgenommen der *Settlement-Kosten*) interpretiert.³⁶⁵ **KISSELL UND MALAMUT** entwickeln ein konzeptionelles Rahmenwerk für die Entscheidungen bei der Orderausführung (*Algorithmic Trading Decision Framework*) welches, angefangen von der Benchmark und dem *Market Impact*, alle wichtigen Kosten-Kriterien zur Entwicklung einer Handelsstrategien zusammenfasst.³⁶⁶ **KISSELL** aktualisiert die Transaktionskostenanalyse (*Transaction Cost Analysis, TCA*) mit dem aktuellen Entwicklungsstand des Algorithmic Trading und schafft einen umfassenden Überblick.³⁶⁷ Er

363 Vgl. Demsetz (1968), Kaul (2001), Keim, Madhavan (1998) sowie weitere Autoren.

364 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S. 1.

365 Vgl. Giraud (2004), S. 8.

366 Vgl. Kissell, Malamut (2005)

367 Vgl. Kissell (2006).

klassifiziert die Transaktionskosten des Algorithmic Trading in Investmentkosten, Handelskosten und Opportunitätskosten (siehe Tabelle Nr. 10, S. 117).³⁶⁸

Investmentkosten	Handelskosten	Opportunitätskosten
- Steuern - Verzögerungskosten	- Market Impact - Kommissionen - Gebühren - Spreads - Preisdrift - Timing Risk	- Opportunitätskosten

Tabelle 10: Klassifikation der Transaktionskosten (Quelle: Kissell (2006), S. 26)

Investmentkosten entstehen nach der Investment-Entscheidung, wenn sich Portfolio-Manager und Broker über die Strategie zur Orderausführung, den Algorithmus, Parameter (z.B. Aggressivität) oder die Börse einigen müssen.³⁶⁹ Je länger dieser Prozess andauert, desto höher ist das Risiko adverser Preisbewegungen und es entstehen *Verzögerungskosten*.³⁷⁰ Zweitens müssen *Steuern* berücksichtigt werden, die vielleicht für Finanzmarkttransaktionen anfallen.³⁷¹

Unter den Handelskosten versteht **KISSELL** alle Kosten, die mit der Umsetzung der Strategie entstehen.³⁷² Diese Kosten können niemals vollständig eliminiert aber durch die Wahl einer passenden Ausführungsstrategie (bzgl. *Market Impact*, *Timing Risk* und *Preisdrift*) oder eines anderen Brokers (bzgl. *Kommissionen*, *Gebühren*, *Spreads*) kontrolliert werden.³⁷³

³⁶⁸ Vgl. Kissell (2006), S. 8ff.

³⁶⁹ Vgl. Kissell (2006), S. 8.

³⁷⁰ Vgl. Kissell (2006), S. 9.

³⁷¹ Vgl. Kissell (2006), S. 9.

³⁷² Vgl. Kissell (2006), S. 9.

³⁷³ Vgl. Kissell (2006), S. 9.

Unter *Opportunitätskosten* im Algorithmic Trading verstehen die Autoren den Profit oder Verlust wenn eine Order nicht vollständig ausgeführt worden konnte, sondern Teilorders übrig bleiben.³⁷⁴ Im folgenden werden die wichtigsten Kostenkomponenten der TCA kurz erläutert.

3.4.2.2 Market Impact

Erhalten die anderen Marktteilnehmer Kenntnis von einer großen Kauforder (*Verkauforder*), werden sie ihre eigenen Verkaufspreise (*Kaufpreise*) nach oben (*unten*) anpassen, um die maximale Zahlungsbereitschaft abzuschöpfen (*zu minimalen Kursen zu kaufen*).³⁷⁵ Die Annahme, dass man einen Transaktionswunsch zu bestehenden Preisen durchführen kann, ist also unrealistisch.³⁷⁶ Denn wenn die eigene Order Einfluss auf Angebot und Nachfrage³⁷⁷ im Orderbuch ausübt, verändern sich auch die Preise und die Transaktionsbedingungen.³⁷⁸ Diese Transaktionsbedingungen sind bei Ordererteilung unvorhersehbar und können nur auf Basis historischer Daten geschätzt werden.³⁷⁹ Der Einfluss einer neuen Order auf das bestehende Angebot bzw. Nachfrage wird auch *Market Impact* genannt.³⁸⁰ Weil der *Market Impact* den wichtigsten Teil der Transaktionskosten bildet, wird er in der Literatur ausführlich dokumentiert.³⁸¹

374 Vgl. Kissell (2006), S. 9.

375 Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 8.

376 Vgl. Pole (2007), S. 31.

377 Hinter jedem Angebot und jeder Nachfrage in einem Orderbuch stehen die Interessen von Börsenhändlern und Investoren. Angebot und Nachfrage sind keine isolierten, statischen Zustände, sondern können als dynamische Prozesse betrachtet werden, die sich gegenseitig und von neuen (Order-)Ereignissen beeinflusst werden. Sie üben Druck aufeinander aus und werden selbst permanent durch neu hinzukommende Orders verändert. Trifft eine neue Kauforder (*Verkauforder*) auf ein bestehendes Orderbuch kann dies den Nachfragedruck (*den Angebotsdruck*) darin erhöhen und gleichzeitig das Angebot (*die Nachfrage*) senken. Vgl. Pole (2007), S. 31.

378 Vgl. Pole (2007), S. 31.

379 Vgl. Pole (2007), S. 31.

380 Vgl. Pole (2007), S. 30.

381 Für einen Überblick über die Literatur zum *Market Impact* siehe Almgren, Chriss

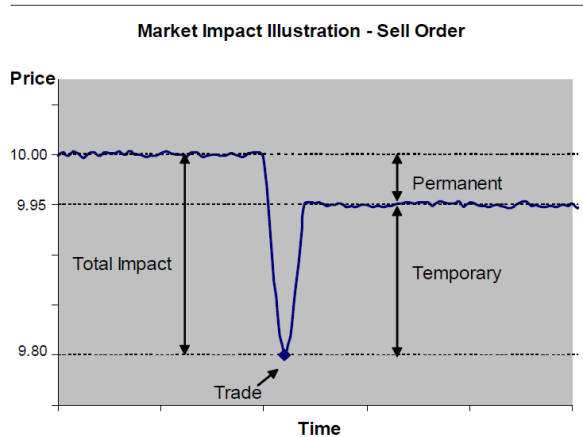


Abbildung 3.5: Temporärer und permanenter Market Impact
(Quelle: Kissell (2006), S. 20)

ALMGREN UND CHRISS sowie KISSELL UND MALAMUT unterscheiden zwischen dem *temporären Market Impact*, bei dem vorübergehend Orderungleichgewichte nur kurz vom Gleichgewichtspreis³⁸² wegführen, sich dann aber wieder auf diesem einpendeln, und dem *permanenten Market Impact*, bei dem sich der Gleichgewichtspreis permanent verändert (siehe Abbildung 3.5, S. 119).³⁸³ Dahinter steht die Annahme, dass der Gleichgewichtspreis eine stabile Orderbuchlage von Marktangebot und Nachfrage beschreibt, aber dann ins Ungleichgewicht gerät, wenn eine Order eintrifft, für welche die Liquidität der Gegenseite nicht mehr ausreicht. Die *permanenten* Transaktionskosten entstehen durch die Verbreitung von Informationen über die gehandelte Aktie (*Informationlecks*).³⁸⁴ Diese füh-

(2000), S. 8 und Almgren, Thum, Hauptmann, Li (2005), S. 57.

382 Kaul definiert den Gleichgewichtspreis bzw. -kurs als Mittelpunkt des Spread vgl. Kaul (2001), S. 31.

383 Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 8 und Kissell, Malamut (2005), S. 3.

384 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 3.

ren zu andauernden Änderungen im Gleichgewichtspreis.³⁸⁵ Die *temporären* Transaktionskosten entstehen durch Liquidität und Sofortigkeit einer Order.³⁸⁶ Sie führen nur vorübergehend zu Abweichungen vom Gleichgewichtspreis.³⁸⁷

3.4.2.3 Benchmark-Kosten

Das Verhältnis aus dem geplanten und dem erwarteten Transaktionsvolumen pro Handelsintervall wird als Handels- oder Ausführungsrate (γ) bezeichnet.³⁸⁸ Die Benchmark-Kosten ($\phi(\gamma)$) sind eine Funktion der Handels- oder Ausführungsrate und messen die Abweichung des erwarteten Ausführungskurses gegenüber einem (theoretischen) Benchmark-Preis.³⁸⁹ Der Unterschied zum *Market Impact* liegt darin, dass die *Benchmark-Kosten* nicht mehr die Abweichung vom theoretischen Gleichgewichtspreis eines Orderbuches messen, sondern die Abweichung des Ausführungskurses von der Benchmark. Wie **KISSELL** UND **MALAMUT** darstellen, entspricht die Berechnung der Benchmark-Kosten unter Verwendung historischer Preise dem *Implementation Shortfall* nach **PEROLD**.³⁹⁰

Anstatt des theoretischen Benchmark-Preises lässt sich der erwartete Ausführungskurs auch mit dem Preis bei Orderaufgabe vergleichen. Damit werden dann die Kosten bis zum Eintreffen der Order im Orderbuch gemessen (*Arrival Price Cost*).³⁹¹

385 Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 8.

386 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 3.

387 Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 8.

388 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 4.

389 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 4.

390 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 5 und Perold (1988).

391 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 6.

3.4.2.4 Timing Risk

Wenn die Liquidität eines Marktes nicht ausreicht, um eine Order zu bedienen, kann man entweder den Zeitraum der Orderausführung in die Länge ziehen oder Zugeständnisse beim Transaktionspreis machen. Die Verteilung einer Order über die Zeit beinhaltet zwei grundsätzliche Risiken: Einerseits ist das die Unsicherheit über die zukünftige Liquidität eines Wertes und andererseits die Unsicherheit über dessen zukünftige Transaktionspreise (ausgedrückt in deren Volatilität).³⁹² Bei der Realisierung einer Strategie besteht zusätzlich Unsicherheit bezüglich der zukünftigen *Market Impact* Kosten. Diese Unsicherheit kann auch als Timing Risk (Ψ) bezeichnet werden.³⁹³

Unter optimalen Bedingungen (*ausreichende Liquidität*) geht es beim Algorithmic Trading darum, die Order zu dem Zeitpunkt auszuführen, wenn die Liquidität eine Höchstspitze erreicht hat und man diese abschöpfen kann.³⁹⁴ Je länger man die Ausführung von Teilorders zurückhält, desto höher ist das Risiko, vom gewünschten Transaktionspreis abzuweichen und die Höchstspitzen der Liquidität zu verfehlen, wenn sich der Markt entgegen der eigenen Erwartung entwickelt.³⁹⁵ Anders herum fallen die Gewinne umso höher aus, wenn sich der Markt in Richtung der eigenen Erwartungen entwickelt.³⁹⁶ Dabei darf man nicht vergessen, dass die Ausführung einer Order evtl. nur tagesgültig ist. Je länger man mit der Ausführung wartet, desto geringer ist die Wahlmöglichkeit. Denn der Zeitraum, der zur Ausführung der restlichen Teilorders aus dem Gesamtpaket

392 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004), S. 519.

393 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 7, Kissell (2006), S. 22.

394 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004), S. 519.

395 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004), S. 519.

396 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004), S. 519.

benötigt wird, reduziert sich immer weiter, je länger man mit der Ausführung wartet.³⁹⁷ Das unterschwellige Risiko besteht immer in einer Nichtausführung der kompletten Order bis zum Ablauf der Ordergültigkeit.

Während man auf die Orderausführung wartet, besteht auch das Risiko von unerwarteten Ereignissen (*Unanticipated Events*).³⁹⁸ Diese unerwarteten Ereignisse könnten alle möglichen Nachrichten sein, welche die Volatilität oder Liquidität den Börsenkurs beeinflussen, während die Teilorders nacheinander abgearbeitet werden.

397 ALMGREN UND CHRISS nennen diesen Zeitraum „*half-life of a trade*“ (deutsch: Halbwertszeit einer Transaktion) Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 15f.

398 Vgl. Almgren, Chriss (2000), S. 5.

3.4.2.5 Zusammenspiel der Transaktionskosten

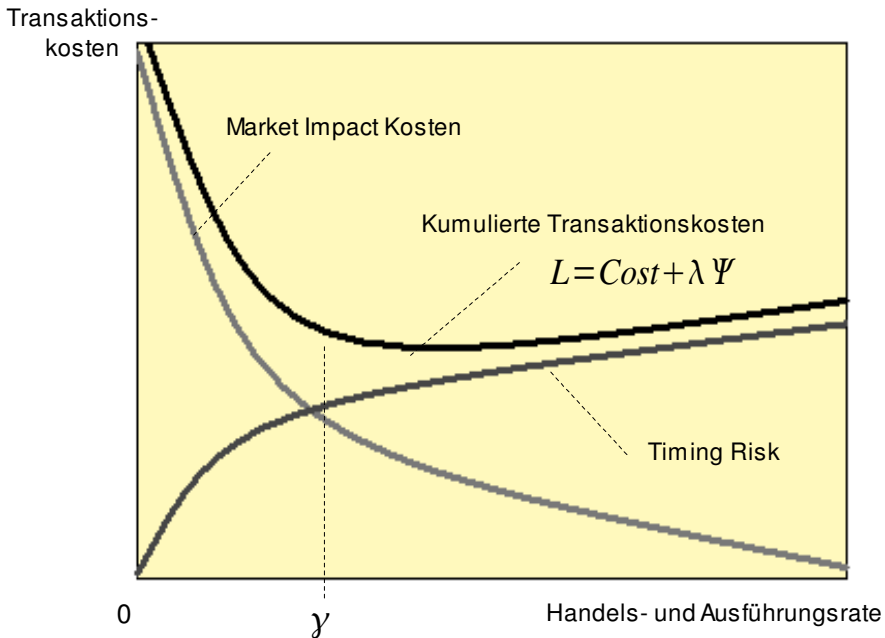


Abbildung 3.6: Market Impact Kosten und Timing Risk (Quelle: Kissell, Malamut (2005), S. 12)

Abbildung 3.6, S. 123, zeigt, in Abhängigkeit von der Handels- und Ausführungsrate γ , wie die Transaktionskosten in einem Trade-Off zusammenwirken.³⁹⁹ Die *Market Impact* Kosten sinken im Zeitverlauf. Gleichzeitig steigt das *Timing Risk* an. Bei der Bestimmung einer Algorithmic Trading Strategie geht es also darum, die optimale Handelsrate γ zu bestimmen, bei der die kumulierten Transaktionskosten $L = Cost + \lambda * \Psi$ minimal ausfallen. Das Verhältnis aus Timing Risk und erwarteten Kosten wird mit der Risikoaversion λ gesteuert, je aggressiver ein Algorithm-

³⁹⁹ Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 9f.

mus gestaltet ist, desto höher fallen die erwarteten Kosten aus und umgekehrt.⁴⁰⁰ Die Variable *Cost* steht in dieser Abbildung für den *Market Impact*.

KISSELL UND MALAMUT entwickeln aus dem Zusammenspiel aller Transaktionskosten einen dreistufigen Prozess für die Auswahl einer Algorithmic Trading Strategie. Darin wird erstens eine Benchmark ausgewählt, zweitens der Grad der Risikoaversion festgelegt und drittens eine Taktik zur Umsetzung der Strategie entwickelt.⁴⁰¹ Ihre Arbeit zeigt, wie hoch die Erwartungen an die TCA im Algorithmic Trading sind, weil man sich dadurch nicht nur Kostenvorteile erhofft, sondern auch die Optimierung der Handelsprozesse in der Orderroutingphase verspricht (Realisierung des *Best Execution Prinzips*⁴⁰²). Wie **COGGINS, LIM UND LO** darstellen, ist die Ausführung einer Order nach dem *Best Execution Prinzip* ein Optimierungsproblem, bei dem es darum geht, eine möglichst hohe Liquidität bei geringer Preisvolatilität zu erreichen.⁴⁰³ **YANG UND JIU** treffen aber die wohl wichtigste Feststellung bzgl. Transaktionskosten, indem sie schreiben, dass Algorithmic Trading niemals die magische Lösung (*Magic Bullet*) sein kann, die alle transaktionsspezifischen Probleme löst.⁴⁰⁴

Die *Transaktionskostenanalyse* ist insgesamt ein wichtiges Instrument zur Feinabstimmung von Orders an die aktuelle Marktlage. Sie kann zwar an der ursprünglichen Kauf- oder Verkaufsentscheidung eines Investors nichts mehr ändern, aber sie dient der Festlegung der genauen Preise, Zeitpunkte und Kosten aller Transaktionen und besitzt so einen indirekten Einfluss auf die Renditen.

400 Vgl. Kissell, Malamut 2005, S. 12.

401 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 8ff.

402 Für eine Erklärung des *Best Execution Prinzips* siehe Gomber, Pujol (2008).

403 Vgl. Coggins, Lim und Lo (2004), S. 519.

404 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

3.4.3 Benchmarks

3.4.3.1 Überblick

Benchmark	Beschreibung	Formel
VWAP	Der VWAP, P_{vwap} , ist der Quotient aus dem gesamten Handelsvolumens einer Periode (hier $\sum_i Q_i$), multipliziert mit dem Preis aller Transaktionspreise während dieser Periode P_i , geteilt durch das gesamte Handelsvolumens des gleichen Zeitraums. Der Zeithorizont des Betrachtungszeitraums n kann variabel gewählt werden (zum Beispiel über die Dauer eines Tages, Stunden oder nur wenige Minuten). ⁴⁰⁵	(3.1) $P_{vwap} = \frac{\sum_{i=1}^T P_i * Q_i}{\sum_{i=1}^T Q_i}$
TWAP	Der TWAP, P_{twap} , ist der einfache Durchschnittspreis einer Periode mit n Preisen. Der Betrachtungszeitraum kann sich über einen Tag, mehrere Stunden oder Minuten erstrecken.	(3.2) $P_{twap} = \frac{\sum_{n=1}^N P_i}{n}$
Implementation Shortfall	Der Implementation Shortfall (IS) ist die Diskrepanz zwischen Transaktionspreis $P_{Execute}$ (aus der Post-Trade Analyse) und Entscheidungspreis P_{Decide} (aus der Pre-Trade Analyse). ⁴⁰⁶ Für die absolute Größe des Implementation Shortfall ist entscheidend, welche Werte miteinander verglichen werden. In der ursprünglichen Definition sind dies der Preis bei Orderaufgabe (<i>Decision Price</i>) und der Transaktionspreis (<i>Execution Price</i>). ⁴⁰⁷	(3.3) $IS = P_{Execute} - P_{Decide}$
MBA	Der <i>Midpoint of Bid and Ask</i> (kurz: <i>MBA</i>) ist der Mittelkurs P_{MBA} aus Geldkurs (P_{Bid}) und Briefkurs (P_{Ask}) im Orderbuch. ⁴⁰⁸ Dabei werden nur die Level1-Kurse betrachtet.	(3.4) $P_{MBA} = \frac{(P_{Ask} + P_{Bid})}{2}$

Tabelle 11: Übersicht weit verbreiteter Benchmarks beim Algorithmic Trading

405 Vgl. Madhavan (2002), S. 38 Fußnote 1.

406 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 5.

407 Vgl. Almgren, Lorenz (2006), S. 3.

408 Vgl. dazu Domowitz, Yegerman (2005a), S. 5.

Um die optimale Ordergröße einer Teilorder und den richtigen Transaktionszeitpunkt zu bestimmen, wenden Algorithmic Trading Programme unterschiedliche Strategien an.⁴⁰⁹ Die Strategien zielen darauf ab, bestimmte Vergleichswerte zu schlagen, die **GSELL** als *explizite* und *implizite* Benchmarks beschreibt (siehe Tabelle 11, S. 125).⁴¹⁰ Die Anwendung einer Benchmark muss dabei nicht unbedingt gleich zum Algorithmic Trading führen. Umgekehrt ist jedoch eine Algorithmic Trading Strategie ohne Anwendung von Benchmarks undenkbar.

Wie der folgende Abschnitt zeigt, dienen Benchmarks entweder dazu, den *Market Impact* einer Order in der *Pre-Trade Phase* abzuschätzen oder den Erfolg der Orderausführung, durch Auswertung von Transaktionen aus der *Post-Trade Phase*, zu messen. Dazu werden die realisierten Transaktionspreise mit den theoretischen Benchmarks verglichen.⁴¹¹ Die gleichen Benchmarks können auch zur Kategorisierung von Algorithmen herangezogen werden.⁴¹² Drei weit verbreitete Benchmarks sind hier: Volume Weighted Average Price (*VWAP*), Time Weighted Average Price (*TWAP*) und Arrival Price (*AP*). Viele weitere Benchmarks stellen nur Variationen davon dar. Der *VWAP* ist die wichtigste aller Benchmarks.⁴¹³ Schätzungsweise 50% aller Transaktionen von institutionellen Anlegern werden mit Hilfe des *VWAP* Algorithmus durchgeführt.⁴¹⁴ **MADHAVAN**

409 Vgl. Gsell (2006), S. 8.

410 Vgl. Gsell (2006), S. 9.

411 Vgl. Madhavan (2002), S. 32.

412 Vgl. Gsell (2006), S. 9.

413 Der *VWAP* wurde erstmals in **BERKOWITZ, LOGUE UND NOSER** vorgestellt, um die Ausführungskosten und -risiken (*Execution Risk*) von Transaktionen an der NYSE zu messen. Die Autoren berechneten hier den *VWAP* am Ende eines Tages als gewichteten Durchschnitt der Preise und dazugehörigen Transaktionsvolumen während dieses Tages. Das Ergebnis wurde relativ zum gesamten Transaktionsvolumen des gleichen Tages gesetzt. Vgl. Berkowitz Logue, Noser (1988), S. 97 und 100. Heute existiert der *VWAP* in den unterschiedlichsten Varianten, deren Darstellung jedoch nicht Ziel dieser Arbeit sind. Vgl. Madhavan (2002), S. 32ff.

414 Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006b), S. 2.

sieht in der Praxis neben dem *VWAP* zwei weitere allgemeine Benchmarks vorherrschend, *Pre-Trade* und *Post-Trade Benchmarks*, die im folgenden erklärt werden.⁴¹⁵

3.4.3.2 Volume Weighted Average Price

Der *VWAP* ist ein durchschnittlicher (theoretischer) Transaktions-Preis in einer Periode. Der *ex-post* Vergleich von eigenem Transaktionspreis und *VWAP* erlaubt Rückschlüsse darauf, ob der eigene Preis durchschnittlich zu hoch/zu niedrig war bzw. zu teuer gekauft oder zu niedrig verkauft wurde. Der *VWAP* kann aber auch *ex-ante* für einen bestimmten Zeitraum bestimmt werden, um eine optimale Ordergröße und einen optimalen Ausführungszeitpunkt zu bestimmen.⁴¹⁶

Beschreibung	Definition
<i>Full VWAP</i>	Verhältnis aus dem gehandelten Volumen (in \$) zum gehandelten Aktienvolumen (in Stücken) über den Handelshorizont, eigene Transaktionen eingeschlossen.
<i>VWAP excluding own transactions</i>	Verhältnis aus dem gehandelten Volumen (in \$) ohne eigenes Volumen und dem Aktienvolumen, ohne eigenes Volumen über den Handelshorizont.
<i>Non-Block VWAP</i>	<i>VWAP</i> ohne Einbeziehung von Block Trades / Upstairs market.
<i>VWAP-Proxy</i>	Annäherung des <i>VWAP</i> durch Verwendung von Durchschnittsn mit Eröffnungs-, Schluss-, Tiefst- und Höchstkursen (<i>OHLC</i>).
<i>Value Weighted Average Price</i>	Preise gewichtet mit Handelsvolumen (in \$) pro Transaktion, nicht Aktienvolumen.

Tabelle 12: *VWAP Varianten nach Madhavan (2002), S. 33*

415 Vgl. Madhavan (2002), S. 34.

416 Vgl. dazu u.a. Gsell (2006), S. 9.

Tabelle 12, S. 127, zeigt fünf unterschiedliche Varianten des *VWAP*, die sich aus der Festlegung des Zeithorizontes oder der Herkunft der Preise ergeben. Aus der Literatur lassen sich noch weitere entnehmen, deren Darstellung den Umfang dieser Arbeit übersteigen würde. Der *VWAP* kann entweder für den kompletten Tag (*Full Day VWAP*), nur einen Teil des Tages (*Part Day VWAP*) oder einen noch längeren Zeitraum berechnet werden.⁴¹⁷

Die Realisierung des *VWAP* kann wiederum über unterschiedliche Strategien erfolgen, die in Tabelle 13, S. 129 zusammengefasst werden. **GOMBER, LUTAT UND WRANIK** diskutieren hier das *Agency-Trading* gegenüber dem *VWAP-Crossing*, vermeiden jedoch eine klare Zuordnung von Algorithmic Trading.⁴¹⁸ **WRANIK** stellt fest das Computersysteme die dem *VWAP-Crossing* dienen, keine Flexibilität aufweisen, während *Agency-Trading* Ausführungsrisiken beinhaltet.⁴¹⁹ Er macht aber auch keine Zuordnung von Algorithmic Trading Prozessen. Unter der Annahme, dass ein Investor die Berechnung des *VWAP* und die Ausführung der Transaktion an die Software-Agenten der *Sell-Side* delegiert, kann man Algorithmic Trading in dieser Tabelle nur dem *VWAP-Trading* bzw. dem *Agency-Trading* zuordnen (siehe Tabelle 13, S. 129).

417 Vgl. Madhavan (2002), S. 32f.

418 Vgl. Gomber, Lutat, Wraning (2008).

419 Vgl. Wranik (2009), S. 12.

Realisierung des VWAP	Beschreibung
<i>Guaranteed-Principal-VWAP-Bid</i>	Der Investor verkauft die eigene Order an einen Broker-Dealer, welcher die Ausführung zum VWAP garantiert. Der Broker-Dealer kauft dem Investor die Order ab und übernimmt damit das Transaktionsrisiko, die <i>VWAP</i> -Benchmark zu verfehlen.
<i>Forward VWAP Cross</i>	Käufern und Verkäufern werden in einem elektronischen Handelssystem zusammengeführt und die Transaktion zu einem <i>VWAP</i> in der Zukunft ausgeführt. Ziel ist es, den <i>Market Impact</i> bei der Ausführung der Orders zu verhindern.
<i>VWAP Trading & Agency Trading</i>	<p>Beim <i>VWAP</i> Trading wird die Order entweder selbst ausgeführt oder durch einen Agenten (z.B. einen Broker Dealer). Die Orders werden in Teil-Orders mit kleinerem Volumen aufgeteilt und über den Tag verteilt in den Markt gegeben.</p> <div style="border: 1px solid black; padding: 10px; margin: 10px auto; width: fit-content;"> <p>Beim Algorithmic Trading übernimmt die Software die Aufteilung in kleinere Volumen. Das Software-Programm partizipiert an den Kursbewegungen während des Börsentages, und versucht, einen Transaktionspreis möglichst nahe am <i>VWAP</i> zu erreichen.</p> </div>

Tabelle 13: Realisierung des VWAP (Quelle: Madhavan (2002), S. 35-37)

Die Vor- und Nachteile des *VWAP* werden in der Literatur ausführlich diskutiert, seine Bedeutung für Algorithmic Trading hingegen nur wenig. **BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO** stellen fest, dass er ein sehr transparentes und einfach zu berechnendes Werkzeug für die Orderausführung ist.⁴²⁰ Seine Anpassungsfähigkeit ist besonders in solchen Märkten von Vorteil, in denen detaillierte Handelsdaten (z.B. aus dem fortlaufenden Handel)

⁴²⁰ Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 3 und Madhavan (2002), S. 32.

nur schwer oder teuer zu erhalten sind.⁴²¹ Der *VWAP* reduziert hier den *Market Impact* und wird dadurch zu einem Instrument, um die Profitabilität einer Transaktion zu steigern.⁴²² Als Gegenleistung müssen die Investoren jedoch ein Zeit-Risiko in Kauf nehmen, wenn der *VWAP* die Orderausführung durch viele kleine Teilorders in die Länge zieht.⁴²³ Wie Konishi darstellt, sind ausländische Investoren aufgrund der Zeitverschiebung gezwungen, bereits in der *Pre-Trade Phase* Orders aufzugeben, bevor der Markt eröffnet.⁴²⁴ Der *VWAP* bietet hier die Möglichkeit, die Risikoprämien der Broker für die Orderausführung zu sparen, indem die Risiken direktonaler⁴²⁵ Kursbewegungen beim Investor verbleiben.⁴²⁶ Nach Meinung von Ting ist der *VWAP* besser dazu geeignet, den täglichen effizienten Preis zu bestimmen, als bei der Verwendung von Schlusskursen.⁴²⁷ Der tägliche effiziente Preis ist der theoretische Preis, der keine Marktfriktionen aufweist.⁴²⁸ Die universelle Anwendbarkeit des *VWAP* verursacht aber auch Probleme. Denn wird der *VWAP* zum Beispiel auf Tagesbasis errechnet, ermutigt dies Börsenhändler dazu, ihre Orders über einen ebenso weiten Zeitraum zu streuen.⁴²⁹ Dieser Zeithorizont kann sich aber auch negativ auswirken, denn je länger der Börsenhändler mit seinen Orders wartet, desto höher fallen die Opportunitätskosten für verpasste Handelsmöglichkeiten aus.⁴³⁰

421 Vgl. Madhavan (2002), S. 32 siehe dazu auch Cushing, Madhavan (2000).

422 Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006b), S. 2.

423 Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006b), S. 2.

424 Vgl. Konishi (2002), S. 198.

425 Als *direktional* bezeichnet man hier eine stabile Kursveränderung in eine bestimmte Richtung.

426 Vgl. Konishi (2002), S. 198.

427 Vgl. Ting (2006), S. 91.

428 Vgl. Ting (2006), S. 81.

429 Vgl. Madhavan (2002), S. 33.

430 Vgl. Madhavan (2002), S. 33.

3.4.3.3 Time Weighted Average Price

Der *TWAP-Algorithmus* zielt darauf ab, in einem vordefinierten Zeitraum entweder eine konstante Anzahl von Teil-Orders auszuführen oder eine konstantes Volumen einer großen Order in periodischen Abständen abzusetzen.⁴³¹ Die Berechnung des *TWAP* beruht dabei auf der Annahme, dass pro Periode t nur ein einziger Preis verfügbar ist. Wenn der Orderflow aber z.B. mehrere Einträge pro Sekunde aufweist, müssen Durchschnittswerte gebildet werden. Recherchen haben gezeigt, dass der *TWAP* in der Praxis kaum noch eine Bedeutung hat.

3.4.3.4 Implementation Shortfall

Nachdem die Entscheidung über Kauf bzw. Verkauf gefallen ist, muss eine Order an das Orderbuch einer Börse übermittelt werden. Von der tatsächlichen Ordererteilung beim Anleger bis zu ihrem Eintreffen im Orderbuch können Bruchteile einer Sekunde vergehen. Während diese Order auf den Datenleitungen unterwegs ist und im Orderbuch auf Ausführung wartet, können sich die Marktbedingungen zum Vor- oder Nachteil des Investors verändern und weitere Gewinne oder Verluste eintreten. Diese Abweichung wurde von **PEROLD** auch als Implementation Shortfall bezeichnet.⁴³²

„The difference between your performance on paper and in reality is what we call the implementation shortfall (or just „shortfall“).⁴³³

431 Vgl. dazu u.a. Gsell (2006), S. 9.

432 Vgl. Perold (1988), S. 5.

433 Vgl. Perold (1988), S. 5.

KISSELL UND MALAMUT bieten eine umfangreiche formelle Beschreibung des Implementation Shortfall unter Berücksichtigung der Handels- und Ausführungsrate.⁴³⁴ **YANG UND JIU** erweitern die ursprüngliche Definition, indem sie das Eintreffen der Order nach Market und Limit Orders unterscheiden.⁴³⁵ Der Implementation Shortfall ist dann:

„...the difference between share weighted average execution price and the mid-quote at the point of first entry for market or discretionary orders and the difference between the average execution price and the limit price of the order for limit orders.“⁴³⁶

Die Varianz des Implementation Shortfall kann ausschließlich auf Preisvolatilität zurückgeführt werden und reduziert sich durch eine schnelle Übertragung und Ausführung von Orders.⁴³⁷ In der Literatur zum Algorithmic Trading hat sich für *Implementation Shortfall* auch der Begriff *Slippage* durchgesetzt.⁴³⁸ Der *Slippage* beschreibt hier die Abweichung zwischen dem theoretischen, vom Computer errechneten Preis und dem tatsächlich im Börsenhandel erreichten Preis, der sich aufgrund von Preisvolatilität unterscheidet. Beim *Slippage* geht man davon aus, dass nach dem Eintreffen im Orderbuch kaum Wartezeiten auftreten, sondern Orders in liquiden Märkten sofort ausgeführt werden.

Unter dem *Arrival Price (AP)* versteht man denjenigen Marktpreis, der zu dem Zeitpunkt gilt, wann eine Order im Börsensystem ankommt und zur Ausführung zur Verfügung steht.⁴³⁹ In der Literatur zum Algorithmic Trading wird der *AP* stillschweigend mit dem *Decision Price* gleichge-

434 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 5-6.

435 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 5 und Perold (1988).

436 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 5.

437 Vgl. Almgren, Lorenz (2006), S. 3.

438 Siehe beispielsweise Avellaneda, Lee (2008), S. 23, Domowitz, Finkelshteyn und Yegerman (2008), S. 4, Dempster, Jones (2001), S. 400 sowie weitere.

439 Vgl. Engle, Russel, Ferstenberg (2006), S. 4.

setzt als Benchmark deklariert (siehe Formel 3.3 in Tabelle 11 S. 125).⁴⁴⁰ Der genaue Zeitpunkt zur Festlegung des *Decision Price* ist in der Literatur aber nicht eindeutig bestimmt und kann entweder beim Versenden der Order beim Investor oder beim Eintreffen der Order im Orderbuch sein.

3.4.3.5 MBA

Im Gegensatz zum *VWAP* und *AP*, die in der Literatur relativ ausführlich diskutiert werden, spielt der *MBA* bisher noch keine Rolle. Dabei ist gerade diese Benchmark besonders gut für den Hochfrequenzhandel im Algorithmic Trading geeignet, weil sie einen Zeitvorteil beinhaltet. Die Berechnung des *MBA* beruht ausschließlich auf Bid und Ask Kursen, die vor Geschäftsabschluss zur Verfügung stehen (*Pre-Trade Analyse*). Wenn die traditionellen Benchmarks *AP*, *TWAP* und *VWAP* auf *Post-Trade* Daten basieren, nimmt der *MBA* die Bewegungen im Orderbuch vorweg, die zu diesen Transaktionen geführt haben.

3.4.3.6 Zusammenfassung

	Pre-Trade Benchmarks	Post-Trade Benchmarks
Statisch	<i>Benchmarks werden ex-ante in der Pre-Trade-Phase festgelegt</i>	<i>Benchmarks werden aus ausgeführten Transaktionen abgeleitet</i>
Dynamisch	<i>Benchmarks werden entsprechend der Orderbuchlage adjustiert</i>	<i>Benchmarks werden nach Durchführung neuer Transaktionen aktualisiert</i>

Tabelle 14: Schematischer Überblick zu Benchmarks im Algorithmic Trading

⁴⁴⁰ Vgl. dazu beispielsweise Engle, Russel, Ferstenberg (2006), S. 4.

Oberstes Ziel einer Algorithmic Trading Strategie ist es, die eigene Transaktion besser als die vergleichende Benchmark durchzuführen, immer unter der Annahme, dass diese Benchmark den *Market Impact* auch am besten widerspiegelt. Dabei ist entscheidend, welche Kurse relativ zum Transaktionszeitpunkt in die Berechnung der Benchmark einfließen.

Pre-Trade Benchmarks orientieren sich an Transaktionspreisen, die noch nicht feststehen, weil die laufende Auktion noch nicht beendet ist (*beispielsweise MBA*).⁴⁴¹ *Post-Trade Benchmarks* verwenden Transaktionspreise, die bereits festgestellt wurden (*beispielsweise Schlusskurse vom Vortrag*).⁴⁴² *Pre-Trade Benchmarks* weisen daher einen Zeitvorteil auf, weil sie Transaktionspreise vorweg nehmen, auf die sich *Post-Trade Benchmarks*⁴⁴³ (erst Tage, Stunden, Minuten) später beziehen.

Mit Hilfe der Benchmarks soll die optimale Größe einer Teilorder zum richtigen Zeitpunkt bestimmt werden. Eine zentrale Frage dabei ist, ob die Größe aller Teilorders nur einmal zu Beginn der Handelsphase festgelegt wird (*statisch*) oder ob sie im Zeitablauf noch verändert wird, während das gesamte Ordervolumen schrittweise abgearbeitet wird (*dynamisch*). **ALMGREN UND LORENZ** unterscheiden deshalb pfadabhängige, statische Transaktionen, bei denen die Parameter nur einmal festgelegt werden, von dynamischen, pfadunabhängigen, welche durch Informations-Feedbacks in Echtzeit auf die aktuelle Marktlage reagieren.⁴⁴⁴ Letztere werden auch *Scaling Strategies* genannt.⁴⁴⁵

441 Vgl. Madhavan (2002), S. 32-33.

442 Vgl. Madhavan (2002), S. 34.

443 **ALMGREN UND LORENZ** verdeutlichen an einem Beispiel, wie Post-Trade Benchmarks bei der Bank of America benutzt werden. So versorgt die Bank ihre Händler und Klienten je nach deren Handelsaktivität täglich, wöchentlich oder monatlich mit Post-Trade Reports. Diese Reports zeigen den Durchschnitt und die Standardabweichung aller Transaktionspreise relativ zum Implementation Shortfall, die in der angegebenen Periode durchgeführt wurden. Die Händler orientieren sich an diesen Reports im laufenden Handel. Vgl. Almgren, Lorenz (2009), S. 4.

444 Vgl. Almgren, Lorenz (2009), S. 3.

445 Vgl. Almgren, Lorenz (2009), S. 3.

3.4.4 Orientierung an Marktmodellen

3.4.4.1 Market Order oder Limit Order

Hat sich der Investor erst für eine bestimmte Benchmark entschieden, muss er danach festlegen, mit welcher Orderform die Ausführung stattfinden soll. Abhängig von der Marktstruktur und dem geltenden Auktionsmechanismus gibt es zwei grundlegende Möglichkeiten, die in der Literatur unabhängig vom Algorithmic Trading, diskutiert werden. Diese sind *Market Orders* und *Limit Orders*.

COHEN, MAIER, SCHWARTZ UND WHITCOMB entwickeln ein Modell, um die Strategie zur Orderplatzierung (*Orderplacement Strategy*) abzubilden und betrachten die Ausführungswahrscheinlichkeit gegenüber der Erwartungsnutzenfunktion eines Investors.⁴⁴⁶ Die *Orderplacement Strategy* ist danach abhängig von vier Wahrscheinlichkeitsfunktionen, die sich auf unterschiedliche Kombinationen von Bid und Ask Kursen zurückführen lassen.⁴⁴⁷ Insgesamt ist die *Limit Order* der *Market Order* nicht vollständig überlegen, weil sie das Risiko der Nicht-Ausführung birgt, wenn der Markt sich entgegen der Annahmen entwickelt.⁴⁴⁸ HARRIS untersucht die optimale, dynamische Orderstrategie (*Order Submission Strategy*) in Abhängigkeit von unterschiedlich informierten Händlern.⁴⁴⁹ Er stellt fest, dass *Limit Orders*, deren Preisvorstellungen sich nahe am Markt bewegen, für die meisten informierten Händler am besten geeignet sind, während risikoneutrale Händler ihre Orders weit weg vom Markt abgeben sollten.⁴⁵⁰ *Market Orders* sind hingegen am besten geeignet, um schnell zu handeln.⁴⁵¹

446 Vgl. Cohen, Maier, Schwartz, Whitcomb (1981), S. 294 und 297.

447 Vgl. Cohen, Maier, Schwartz, Whitcomb (1981), S. 295.

448 Vgl. Cohen, Maier, Schwartz, Whitcomb (1981), S. 297.

449 Vgl. Harris (1998).

450 Vgl. Harris (1998), S. 61.

451 Vgl. Harris (1998), S. 3.

HENDERSHOTT, JONES UND MENKVELD untersuchen die Auswirkungen von Algorithmic Trading auf die Liquidität der Märkte und stellen fest, dass hier zum Erreichen der VWAP-Benchmark ein Mix aus nacheinander folgenden *Market* und *Limit Orders* angewendet wird.⁴⁵² Je nachdem, welche Orderart ausgewählt wird, kann Algorithmic Trading so dem Gesamtmarkt Liquidität zufügen (*Liquiditätsversorger*) oder von ihm Liquidität abziehen (*Liquiditätsnachfrager*).⁴⁵³ **PETERSON UND SIRRI** vergleichen die Ausführungskosten der Order Submission Strategy für Market Orders und (marketable) Limit Orders und finden heraus, dass letztere zu höheren Transaktionskosten führen.⁴⁵⁴ Ihrer Meinung nach steigen die Transaktionskosten sogar, wenn die Investoren arbitrage-orientiert zwischen Market Order und Limit Orders hin und her springen.⁴⁵⁵

452 Vgl. Hendershott, Jones, Menkveld (2008), S. 1.

453 Ausgangspunkt dieser Betrachtung ist immer das Orderbuch. Auf der Geld-Seite stehen die Verkaufsinteressen der Händler, die darauf warten, ausgeführt zu werden. Und auf der Briefseite stehen die Kaufinteressen, die ebenfalls auf eine Gegenseite warten. Beim Algorithmic Trading werden große Orders in kleinere Teilorders aufgespalten, die in das Orderbuch eingeleitet werden. Aus Sicht der Liquidität geht es darum, wie diese einzelne Teilorder kategorisiert werden. Wenn die Order im Orderbuch warten müssen, fügen sie dem Markt neue Liquidität zu (*Liquiditätsversorger*). Wenn eine Order aber sofort mit der Gegenseite ausgeführt werden kann, schöpft sie die Liquidität ab (*Liquiditätsnachfrager*). Sowohl *Liquiditätsnachfrager* als auch *-versorger* können nach der Herkunft von Börsendaten identifiziert werden. Betrachtet man die Daten von abgeschlossenen Transaktionen (*Executions*), sind diese ein Hinweis auf erfolgreiche Liquiditätsnachfrager. Betrachtet man hingegen die Informationen der Orderbücher vor Ausführung (Dazu zählt der gesamte Datenverkehr wie Orderneueinträge, Orderänderungen, Orderlöschungen oder Reports.), dann sind diese ein Hinweis auf wartende Liquiditätsversorger. Vgl. Hendershott, Jones, Menkveld (2008), S. 4. Üblicherweise kann man im Orderbuch vor allem *Limit Orders* beobachten, die auf eine Gegenseite warten. Die Limit Orders gelten deshalb als Liquiditätsversorger. *Market Orders* werden hingegen meist sofort ausgeführt, weil sie kein eigenes Limit besitzen und gegen jede andere Order der Gegenseite ausführbar sind. Sie sind daher selten in einem Orderbuch zu beobachten. *Market Orders* gelten deshalb als *Liquiditätsnachfrager*. Würde eine Market Order im Orderbuch stehen bleiben, würde auch sie Liquidität spenden. Das ist aber nur in sehr illiquiden Märkten der Fall.

454 Vgl. Peterson, Sirri (2002), S. 240.

455 Vgl. Peterson, Sirri (2002), S. 239.

Die Diskussion um die Vorteilhaftigkeit von Market und Limit Orders ist insgesamt noch nicht abgeschlossen. Dadurch können auch noch keine Aussagen über speziellere Orderformen gemacht werden. Die Bedeutung von Algorithmic Trading ist zudem noch völlig unklar. Hier besteht ein großer Forschungsbedarf, um z.B. die Transaktionskosten zu bestimmen, die auftreten, wenn beim Algorithmic Trading große Mengen maschinell erstellter Teilorders abgesetzt werden, um einen einzigen Kauf- oder Verkaufsauftrag abzuarbeiten.

3.4.4.2 Einfluss asymmetrischer Information auf die Orderwahl

Die Wahl zwischen *Market* oder *Limit Order* wird in der Literatur auch von asymmetrischer Information abhängig gemacht. **CHAKRAVARTY UND HOLDEN** gehen von einem risikoneutralen und informierten Händler aus und zeigen, dass seine optimale Strategie aus einer Kombination beider Orderarten besteht.⁴⁵⁶ Das Modell von **GLOSTEN** verfolgt die Annahme, dass sich das Verhalten von informierten und nicht-informierte Händler unterscheidet.⁴⁵⁷ Informierte Händler nutzen Market Orders, ohne Order-Limit, um Liquidität sofort abzuschöpfen und einen angezeigten Transaktionspreis aus dem Orderbuch zu realisieren.⁴⁵⁸ Nicht-informierte Händler nutzen vor allem Limit Orders, um Liquidität zur Verfügung zu stellen, und solange im Orderbuch zu warten, bis sich eine entsprechende Gegenseite gebildet hat.⁴⁵⁹

456 Vgl. Chakravarty, Holden (1995), S. 233.

457 Vgl. Glosten (1994), S. 1130.

458 Vgl. Boulatov, George (2008), S. 1ff.

459 Vgl. Boulatov, George (2008), S. 1ff.

BOULATOV UND GEORGE bauen auf diesem Modell auf und zeigen, dass die Profite von informierten Händlern und Dealern mit zunehmender Transparenz ansteigen.⁴⁶⁰ **GSELL** untersucht die Rollen von Händlergruppen mit Informations-Asymmetrie (*Stylized Traders*) und stellt fest, dass Algorithmic Trading nicht von Profit-Interessen sondern von Nutzen-Überlegungen geprägt ist.⁴⁶¹ Er kommt zu dem Schluss, dass Algorithmic Trading Programme „*Utilitarian Traders*“ nach **HARRIS** darstellen, bei denen es weniger darum geht, einen Profit durch Kauf- und Verkauf zu realisieren, sondern darin, eine große Order in einem bestimmten Zeitraum in kleinere Transaktionen zu zerteilen, deren Preise möglichst wenig von der Benchmark abweichen.⁴⁶²

Der Nutzen, die Teilorders möglichst schnell abzuarbeiten, ist höher als der Nutzen, einen Profit durch Kauf- und Verkauf zu erwirtschaften, bzw. die Gefahr, einen Verlust durch Teilorders zu realisieren.⁴⁶³ Insgesamt ist der Einfluss asymmetrischer Information bei der Formulierung von Orders also noch unklar und wird aus Sicht des Algorithmic Trading auch noch nicht behandelt.⁴⁶⁴ Die Arbeit von **GSELL** deutet erstmals an, dass im Algorithmic Trading individuelle Nutzenfunktionen bei der Bewertung asymmetrischer Informationen eingesetzt werden.

460 Vgl. Boulatov, George (2008).

461 Der Autor untersucht die Rolle von *Stylized Traders* unabhängig von den Orderarten. Vgl. Gsell (2006), S. 19.

462 Vgl. Gsell (2006), S. 19f.

463 Vgl. Gsell (2006), S. 19f.

464 Eine denkbare Hypothese für den Einfluss asymmetrischer Information auf Algorithmic Trading ist, dass Software-Programme, die Market Orders verwenden, informierte Händler repräsentieren, während Software-Programme, die Limit Orders verwenden, nicht-informierte Händler sind. Je nach Grad der *Pre-Trade* Markttransparenz können *Market Orders* (nicht-informierte Händler) und *Limit Orders* (informierte Händler) so dynamisch miteinander verwoben werden, dass eine möglichst schnelle Orderausführung zu garantiert und die Abweichung von der Benchmark gering ist.

3.4.4.3 Einfluss von Liquiditätsrabatten auf die Orderwahl

Wie ARNUK UND SALUZZI darstellen, bieten manche Börsenbetreiber Liquiditätsrabatte für diejenigen Marktteilnehmer, welche dem Orderbuch Liquidität spenden, indem sie z.B. Limit Orders platzieren.⁴⁶⁵ Im Gegenzug müssen diejenigen Marktteilnehmer, die vollen Transaktionsgebühren zahlen, welche Liquidität nachfragen, indem sie z.B. eine Market Order absenden.⁴⁶⁶ Damit soll einerseits die Liquidität im Gesamtmarkt erhöht werden, denn die Börsenbetreiber können so hohe Transaktionsvolumen erzeugen und von den Transaktions- und Abwicklungsgebühren profitieren, die beim Kauf- oder Verkauf jeder einzelnen Aktie anfallen.⁴⁶⁷ Andererseits treibt man damit die Marktteilnehmer dazu an, immer mehr Limit Orders mit kleineren Stückzahlen zu erstellen, die aufgrund der Liquiditätsrabatte nur zu geringen Transaktionskosten führen. Ziel dieser Liquiditätsrabatte ist es, dadurch das Datenvolumen zu vervielfachen und die Einnahmen eines Börsenbetreibers aus dem Datenverkauf zu erhöhen (*Tape Revenue*).⁴⁶⁸ Unter diesem Gesichtspunkt ist die Wahl von *Limit Or-*

465 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

466 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

467 Dabei wird in Kauf genommen, dass der Liquiditätsspender einen Verlust für den Börsenbetreiber verursacht. Dessen Order zieht aber einen oder mehrere Liquiditätsnachfrager an sich, welche die Transaktionsgebühren in voller Höhe tragen und diesen Verlust wieder ausgleichen. Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

468 Als *Tape Revenue* bezeichnet man die Einnahmen der Börsenbetreiber durch den direkt Verkauf von Datenströmen an Marktteilnehmer oder Vendoren. Als Vendoren treten hier Datenanbieter wie Reuters, Bloomberg, Esignal auf, welche die Daten an private und institutionelle Nutzer verkaufen. Die Börsendaten werden in sogenannten Ticker Plants gesammelt, vorbereitet und bereinigt, bevor sie weitergeleitet werden. Für eine Erklärung von Ticker Plants Vgl. Hertle, Schenk (1995), S. 415. Je nach Datenqualität und -tiefe gibt es hier unterschiedliche Datenströme. Je mehr Daten eine Börse produziert und je vielfältiger deren Inhalt, desto höher können die Einnahmen aus dem Datenverkauf ausfallen. Mittels Liquiditätsrabatten kann der Börsenbetreiber die Produktion von Quotierungen stimulieren und seinen Datenverkauf weiter steigern. Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

ders im Algorithmic Trading attraktiver, als die Orderausführung über *Market Orders*, weil so weniger Transaktionsgebühren an der Börse anfallen.

3.4.4.4 Einfluss der Aggressivität auf die Orderwahl

GSELL unterscheidet zwischen aggressiven und nicht-aggressiven Orders, je nachdem, wie stark eine Order die Gegenseite beeinflusst.⁴⁶⁹ Das heißt, eine aggressive Kauf- (Verkaufs-) Order wird die Preise erhöhen (senken). Eine aggressive Order schöpft die Liquidität eines Orderbuches ab, indem sie gegen eine andere Order ausgeführt wird, die bereits im Orderbuch vorhanden ist.⁴⁷⁰ Eine *Market Order* ist z.B. aggressiv, weil sie, aufgrund eines fehlenden Limits, sofort gegen jede andere Order der Gegenseite (teilweise oder vollständig) ausgeführt werden kann. Nicht aggressive Orders spenden mehr Liquidität für ein Orderbuch, indem sie im Orderbuch auf eine Ausführung warten.⁴⁷¹ Eine Limit Order ist z.B. dann nicht-aggressiv, wenn ihr Limit nicht dem aktuellen Spread entspricht. **GRIFFITHS, SMITH, TURNBULL UND WHITE** stellen fest, dass aggressive Orders anderen aggressiven Orders folgen und besonders dann auftreten, wenn der Spread gering ist.⁴⁷² **RANALDO** kommt zu dem Schluss, dass die Ausführungswahrscheinlichkeit einer Order davon abhängt, wie groß das Preisspektrum der Quotierungen auf den gegenüberliegenden Orderbuchseiten ist.⁴⁷³ Transiente Volatilität und hohe Spreads ermutigen die Marktteilnehmer dazu, *Limit Orders* statt *Market Orders* einzustellen.⁴⁷⁴ Folgt man ihrem Argument, so könnte man einen Überhang aus Market bzw. Limit Orders zur Beschreibung oder Prognose der aktuellen Marktsituation benutzen.

469 Vgl. Gsell (2009), S. 6f.

470 Vgl. Gsell (2009), S. 6f.

471 Vgl. Gsell (2009), S. 6f.

472 Vgl. Griffith, Smith, Turnbull, White (2000), S. 87.

473 Vgl. Ranaldo (2004), S. 18.

474 Vgl. Ranaldo (2004), S. 18.

GSELL stellt schließlich fest, dass die Aggressivität eines Algorithmic Trading Programms zunimmt, je weniger Zeit für die Orderausführung noch zur Verfügung steht.⁴⁷⁵ Insgesamt kann man also feststellen, dass die Aggressivität einer Order in Verbindung mit der Zeit zur Orderausführung in Verbindung steht.⁴⁷⁶ Es besteht jedoch Unklarheit darüber, wie diese Aggressivität in Form von Algorithmen oder Handelsstrategien umgesetzt wird.

3.4.4.5 Verkettung von Orders

Der Begriff der Lebenszeit-Analyse (*Survival Analysis*) fasst eine Reihe statistischer Techniken zusammen, mit der sich die Lebenszeit einer Order, deren Fehlerzeiten (*Failure Time*) oder die Zeit bis zur Orderausführung messen lassen.⁴⁷⁷ **LO, MACKINLAY UND ZHANG** fanden heraus, dass die Zeit zur Orderausführung stark vom Limit-Preis abhängt, während der Einfluss anderer explanatorischer Variablen geringer ist.⁴⁷⁸ **HASBROUK, SAAR** führen eine *Survival Analysis* mit Daten der Handelsplattform Instinet durch und stellen fest, dass in diesem Handelssystem ca. 37% der (non-marketable) Limit Orders innerhalb von zwei Sekunden gelöscht werden.⁴⁷⁹ Die Autoren prägen den Begriff „*Fleeting Order*“, um die kurzfristigen und nicht-ausführbaren Limit Orders zu beschreiben. Diese werden in Abschnitt (3.5.2.5.2 , S. 166) dieser Arbeit noch erläutert.⁴⁸⁰ **PRIX, LOISTL UND HUETL** untersuchten die Lebenszeit von Orders im deutschen, elektronischen Handelssystem XETRA.⁴⁸¹ Ihre Untersuchung

475 Vgl. Gsell (2006), S. 13.

476 Eine mögliche Hypothese dazu wäre, dass sich der Grad der Aggressivität steigert, je weniger Zeit zur Orderausführung zur Verfügung steht und je weniger Liquidität im Orderbuch zu finden ist.

477 Für einen Überblick in die Survival Analysis siehe Lo, MacKinlay, Zhang (2002), S. 17.

478 Vgl. Lo, MacKinlay, Zhang (2002), S. 32-33.

479 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 31.

480 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 31.

481 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2007 und 2008).

zeigte, dass die Lebenszeit einer Order in diesem Handelssystem ebenfalls nur wenige Sekunden beträgt.⁴⁸² Sie fügten dem aber hinzu, dass – wenn eine Order nicht sofort ausgeführt wird – die Möglichkeit besteht, mehrere gestaffelte Orders zu benutzen, um die Order in Teilstücken an die Börse zu leiten und sich schrittweise an einen bestimmten Limit-Preis heran zu tasten (→ Orderketten).⁴⁸³

Um den empirischen Nachweise von Orderketten zu führen, beobachteten **PRIX, LOISTL UND HUETL** ob Löschung und Neueintrag einer Order beinahe zeitgleich erfolgten und untersuchten daraufhin die Koinzidenz von Orderlöschungen und Einträgen mit dem Laplace-Ratio.⁴⁸⁴ Wenn zwei oder mehr Orders in kurzem Abstand aufeinander folgten und in ihrem Auftreten ein Zusammenhang gegeben war, sprachen die Autoren von einer Orderkette (*Order Chain*):

„An order chain consists of a vector of at least 2 orders with increasing time stamp, i.e. sorted by insertion time. All of these orders except the last one must end with a cancellation signal (event code 3). The elements of this vector will be called chain elements...“⁴⁸⁵

Abbildung 3.7, S. 143 zeigt ein schematisches Beispiel für eine vierstufige Orderkette, bei der im Zeitverlauf zuerst der Limit-Preis gesenkt wurde, um dann schrittweise erhöht zu werden. Die Abstände zwischen den Neu-Eintragungen und Löschungen sind variabel.

482 Nach Aussagen von Schäfer (**DEUTSCHE BÖRSE AG**) wurde diese Zeitspanne in den letzten Jahren noch weiter reduziert. Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2007 und 2008), S. 21.

483 Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 3.

484 In der Regel wird die Bestätigung der Löschung abgewartet, weil hier das Risiko besteht dass beide Orders ausgeführt werden (erstens die zu löschende Order und zweitens der Neueintrag von einer aggressiven Limit Order oder Market Order). Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 6.

485 Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 13.

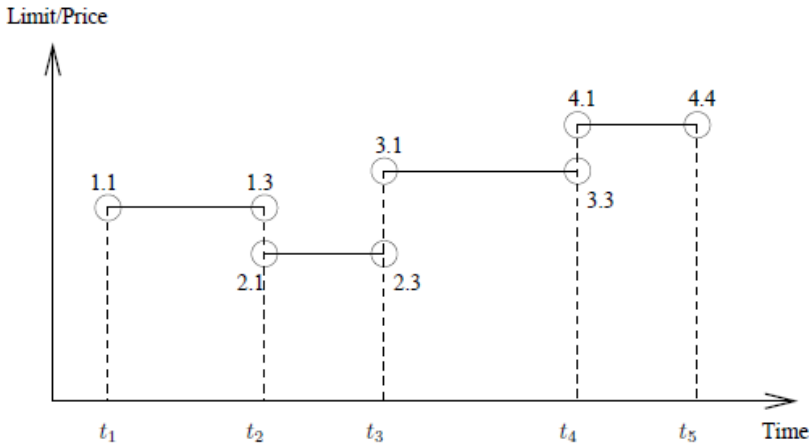


Abbildung 3.7: Orderkette aus 4 Elementen (Quelle: Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 12)

Interessant sind in diesem Zusammenhang die empirischen Ergebnisse der Autoren, die belegen, dass die Orderketten in ihrem Datensatz eine Länge von bis zu 945 Einzelorders erreichten, die meisten Orderketten weisen jedoch eine Länge von nicht mehr als 20 Elementen auf.⁴⁸⁶

Für die Formulierung einer Order bedeuten diese Untersuchungsergebnisse, dass nach der Auswahl der richtigen *Benchmark*, nach der Wahl von *Market* oder *Limit Order* oder nach Berücksichtigung von *asymmetrischer Information* usw. die Möglichkeit besteht, die Ausführung einer Orders zeitlich zu staffeln und Orderketten zu bilden. Die Bildung von Orderketten im *Sell-Side Algo Trading* ist im realen Börsenhandel bereits hochentwickelt und wird vielfach angewendet. Das ursprüngliche Ordervolumen wird also nicht nur durch den Einsatz von Benchmark-Algorithmen zerkleinert, sondern auch durch Orderketten auf eine intelligente Art und Weise in die Länge gezogen.

⁴⁸⁶ Vgl. Prix, Loistl, Huetl (2008), S. 17.

3.5 Weiterleitung von Orders

3.5.1 Überblick über die Teilprozesse

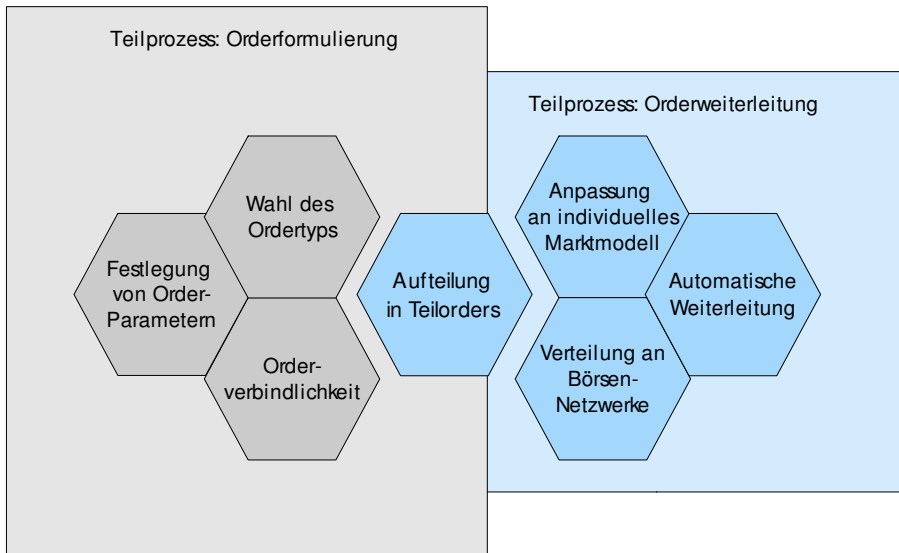


Abbildung 3.8: Aufgaben zur Orderweiterleitung in der Orderroutingphase (rechte Seite)

Nach der Formulierung einer Order besteht der nächste Schritt in ihrer Weiterleitung an elektronische Handelssysteme. In Abschnitt 2.1.4, S. 62, wurden die Aufgaben in diesem Teilprozess definiert (Abbildung 3.8, S. 144). Die Formulierung und Weiterleitung von Orders überschneiden sich, weil man die Bildung von Teilorders und Orderketten nicht eindeutig einer Seite zuordnen kann. Bei der Formulierung erfolgt die Aufteilung und Verkettung mit dem Ziel, die *Transaktionskosten* zu optimieren. Bei der Weiterleitung erfolgt die Aufteilung und Verkettung von Orders, weil damit eine bestimmte *Handelsstrategie* verfolgt wird.⁴⁸⁷

⁴⁸⁷ Die Begriffe *Transaktionskosten* und *Handelsstrategien* werden in der Literatur

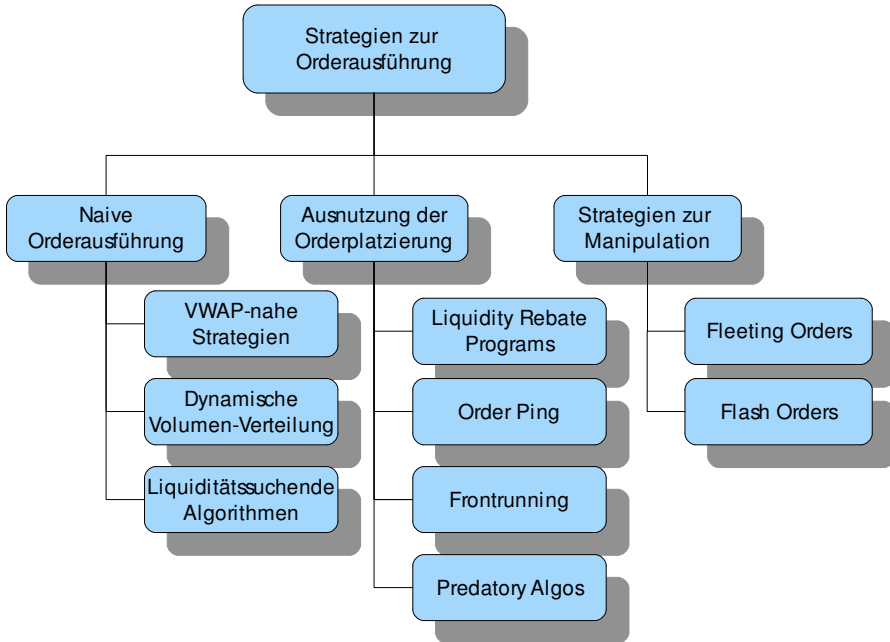


Abbildung 3.9: Algorithmic Trading Strategien bei der Orderausführung (Überblick)

Im Folgenden wird die Annahme getroffen, dass die Handelsstrategie die Orderausführung zu einem strukturierten Prozess macht, auch wenn die Order dabei über mehrere elektronische Handelssysteme verstreut wird. Denn die Handelsstrategie ordnet die Prioritäten der einzelnen Aufgaben und verbindet Transaktionskosten, Benchmarks, Marktmodelle durch langfristige Planungsanweisungen miteinander. In den folgenden Abschnitten werden die Handelsstrategien zur Orderausführung einzeln erläutert (siehe Abbildung 3.9, S. 145).

zum Algorithmic Trading oft in einem undurchsichtigen Zusammenhang verwendet, weil ihre Rolle in den Transaktionsprozessen ungeklärt ist. Vgl. z.B. Dowitz, Yegerman (2005a), Kissell (2006), Kissell, Malamut (2005).

3.5.2 Handelsstrategien

3.5.2.1 Smart Order Routing

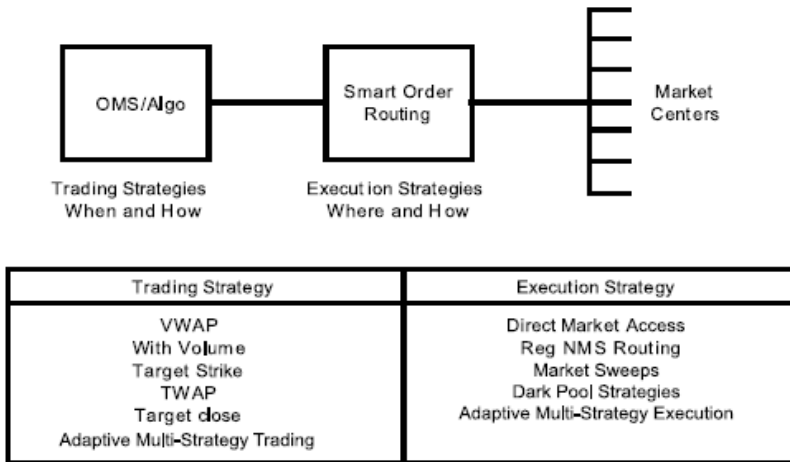


Abbildung 3.10: Abgrenzung zwischen Smart Order Routing (SMO) sowie Algorithmic Trading (Quelle: Selero (2009))

Systeme zum Smart Order Routing (SOR) dienen zur elektronischen Übermittlung von Wertpapierorders an (mehrere) elektronische Handelssysteme.⁴⁸⁸ FOUCAULT UND MENKVELD untersuchten beispielsweise den Wettbewerb durch SOR-Systeme zwischen der London Stock Exchange (LSE) und der Euronext Börse.⁴⁸⁹ Sie kommen zu dem Schluss, dass eine verbesserte Aktivität von SOR-Systemen auch zu mehr Wettbewerb um Orderflow zwischen diesen beiden Märkten führt.⁴⁹⁰ Die Autoren sehen hier eine Zunahme von konsolidierter Markttiefe (*Consolidated Market Depth*) und Wettbewerb um Liquidität, welche die Marktteilnehmer

488 Vgl. Selero (2009), S. 2.

489 Vgl. Foucault, Menkveld (2008).

490 Vgl. Foucault, Menkveld (2008), S. 152.

(*Market Maker* und *Broker*) dazu zwingt, ihre Transaktionskosten zu senken.⁴⁹¹ Bisherige Arbeiten zu *SOR* konzentrieren sich auf die empirischen Auswirkungen von *SOR-Systemen* im Orderflow der Börsen.⁴⁹² Hier fehlt jedoch eine Abgrenzung von *SOR-Systemen* und Algorithmic Trading.

Der Begriff *SOR-Systeme* ist eng mit dem Algorithmic Trading verwoben, jedoch nicht identisch. Denn *SOR-Systeme* entscheiden zwar selbstständig über die Art und den Ort der Ausführung, sie enthalten jedoch keine Benchmarks oder Algorithmen, die eine selbstständige Steuerung oder Anpassung an die Märkte möglich machen. Ihre Aufgabe besteht nicht darin, eine optimale Ordergröße oder den Transaktionszeitpunkt zu bestimmen, sondern – einfacher – die Auswahl einer Ausführungsplattform und die Übermittlung der Order dorthin zu übernehmen. Daher können *SOR-Systeme* auch keine Software-Agenten darstellen. Die obige Grafik der Firma Selero macht den Unterschied zwischen Algorithmic Trading und Smart Order Routing deutlich (Abbildung 3.10, S. 146). Das *Order-Management-System (OMS)* ist hier für die Bestimmung des optimalen Transaktionszeitpunktes und der Ordergröße verantwortlich und dient der Realisierung der Handelsstrategie. Wenn die Entscheidungen darüber gefallen sind, wann und wie eine Order ausgeführt werden soll, wird die Order an ein *SOR-System* weitergeleitet, das entscheidet, an welche Börse (hier *Market Center* genannt) die Order gelangt.⁴⁹³ Für die Überwachung der Orderausführung stehen dann *Reporting Tools* zur Verfügung.⁴⁹⁴

491 Vgl. Foucault, Menkveld (2008), S. 152.

492 Vgl. dazu auch Ende, Gomber, Lutat (2009), Pujol (2009) sowie Davies (2008).

493 Vgl. Selero (2009), S. 3.

494 Vgl. Selero (2009), S. 3.

3.5.2.2 Taxonomien von Strategien

Gliederung nach Yang, Jiu (2006)		Gliederung nach Gsell (2008) und Almgren (2007)	
Handelsstrategie	Beschreibung	Handelsstrategie	Beschreibung
1. <i>Opportunistische Strategien</i>	Suchen opportunistisch in Echtzeitdaten nach Informationen.	1. <i>Benchmark-Orientierte Algorithmen</i>	Zielen darauf ab, statisch vordefinierte Benchmarks zu schlagen.
2. <i>Geplante Strategien</i>	Orderausführung folgt einem Zeitplan.	2. <i>Algorithmen mit orderzentrierten Benchmarks</i>	Benchmarks werden zum Zeitpunkt der Ordererteilung berechnet
3. <i>Evaluative Strategien</i>	Orderausführung folgt einem Zeitplan kann aber auf Marktveränderungen reagieren.	3. <i>Dynamische Ausführungs-Strategien (Almgren und Lorenz 2007)</i>	Automatische flexible Anpassung der Algorithmen an die Marktlage

Tabelle 15: *Kategorisierung der Handelsstrategien (Sell-Side)*

Während Benchmarks, Transaktionskosten oder Orderarten im Algorithmic Trading zur Transparenz der Prozesse beitragen, sind die langfristigen (strategischen) Überlegungen zur Orderausführung (die Handelsstrategie) der am wenigsten greifbare Teil im Prozessverlauf. Die Handelsstrategie bildet aber den Kern der Prozesse, weil sich alle kurzfristigen Entscheidungen zur Orderausführung daran orientieren. Sowohl YANG UND JIU als auch GSELL versuchen, einen Überblick über diese Handelsstrategien zu geben. Mit Ausnahme dieser beiden Arbeiten finden sich in der Literatur bisher noch keine anderen Darstellungen, um die Strategien zu ordnen (siehe Tabelle 15, S. 148).

GSELL bezieht sich auf einen Beitrag von **ALMGREN** und unterteilt Algorithmen zur Orderausführung (hier identisch als Strategien bezeichnet) in drei Entwicklungsstufen.⁴⁹⁵ Algorithmen der ersten Generation zielen darauf ab, bestimmte Benchmarks zu schlagen, die vom Markt vorgegeben werden und wenig durch die eigene Order beeinflusst werden.⁴⁹⁶ Hier kommen Benchmarks wie *VWAP* oder die Börsenkurse vom Vortag zum Einsatz (z.B. Eröffnungs- [*Open*], *Höchst-* [*High*], *Tiefst-* [*Low*] oder *Schlusskurse* [*Close*], kurz: *OHLIC*).⁴⁹⁷ Die zweite Generation von Algorithmen, orientieren sich an orderzentrierten Benchmarks, welche zum Zeitpunkt der Ordererteilung festgestellt wurden.⁴⁹⁸ Diese Art Algorithmen verfolgen meist statische Strategien, die versuchen, einen Ausgleich zwischen langsamer Ausführung (mit geringem Implementation Shortfall) und schneller Ausführung (mit geringen Schwankungen beim Ausführungspreis) herbei zu führen.⁴⁹⁹ Algorithmen der dritten Generation verfolgen dynamische Strategien, indem sie ihre eigenen Entscheidungsparameter optimieren.⁵⁰⁰ Sie sind so besser in der Lage, ihre Aggressivität entsprechend der Marktlage anzupassen.⁵⁰¹

YANG UND JIU schlagen für die Kategorisierung von Handelsstrategien ebenfalls ein dreiteiliges Spektrum vor.⁵⁰² Danach lassen sich die Strategien (hier identisch mit Algorithmen bezeichnet) nach ihrer Komplexität und Struktur unterscheiden.⁵⁰³ Die erste Kategorie, nach diesem Schema, bilden die „*opportunistischen Strategien*“ (*Opportunistic*).⁵⁰⁴ Diese Algorithmen arbeiten unstrukturiert und die Orderausführung folgt keinen festen Marktbedingungen und Zeitplänen, sondern sie suchen „*opportunistis-*

495 Vgl. Gsell (2008), S. 3 und Almgren (2007).

496 Vgl. Gsell (2008), S. 3.

497 Vgl. Gsell (2008), S. 3.

498 Vgl. Gsell (2008), S. 3.

499 Vgl. Gsell (2008), S. 3-4.

500 Vgl. Gsell (2008), S. 3-4.

501 Vgl. Gsell (2008), S. 3-4.

502 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 3.

503 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

504 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

tisch“ in Echtzeitdaten nach Information, um den optimalen Ausführungszeitpunkt frei zu bestimmen.⁵⁰⁵ Die zweite Gruppe bilden die „geplanten Strategien“ (*Schedule-Driven*), wie z.B. alle Strategien die auf dem *VWAP* oder *TWAP* basieren.⁵⁰⁶ Diese Algorithmen arbeiten bereits sehr strukturiert, das heißt, die Orderausführung folgt festen Regeln, vorher definierten Marktbedingungen und einem Zeitplan.⁵⁰⁷ Meist werden die Regelsätze auf Basis von historischen Daten programmiert, während Echtzeitdatenströme zur Feinabstimmung benutzt werden.⁵⁰⁸ Eine dritte Gruppe bilden nach Einschätzung der Autoren die „evaluativen Strategien“ (*Evaluative*).⁵⁰⁹ Diese Strategien verbinden Eigenschaften der beiden vorgenannten Gruppen, d.h. sie arbeiten opportunistisch, folgen aber gleichzeitig Zeitplänen. Konkret kann dies so aussehen, dass eine Strategie auf der Makro-Ebene ein festes Intervall zur Orderausführung vorgibt, z.B. innerhalb von 30 Minuten.⁵¹⁰ Auf der Mikro-Ebene reagiert der Algorithmus auf wechselnde Marktbedingungen, indem er den optimalen Ausführungszeitpunkt dynamisch bestimmt.⁵¹¹

Die Gliederungen beider Autoren beschreiben Handelsstrategien zur Orderausführung, die sich ausschließlich mit der Aufteilung von Orders und deren Weiterleitung beschäftigen. Sie kennzeichnen jeweils drei unterschiedliche Entwicklungsstufen, bei denen sich entweder das Zeitmanagement oder die verwendeten Benchmarks unterscheiden. Ihre Gliederung zeichnet ein Bild von Algorithmic Trading, in dem die Software als Auftragsnehmer große Orders bekommt, diese selbstständig in Teilorders aufteilt und an die jeweilige Börse übermittelt. Dieses Darstellung von

505 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

506 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

507 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

508 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

509 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

510 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

511 Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 4.

Algorithmic Trading wird dem Paradigma der Software-Agenten jedoch nicht gerecht, weil die Software-Programme als Auftragsnehmer keine originären Entscheidungen treffen (müssen).

Beide Autoren vernachlässigen bei ihren Betrachtungen, dass der Entwicklungsstand der Software heute schon Software-Programme zulässt, die aktiv in die Kursstellung des Orderbuches eingreifen. Anstatt nur auf den erwarteten *Market Impact* und Implementation Shortfall zu reagieren, üben solche Programme aktiven Einfluss auf die Kursstellung im Orderbuch aus, um entweder den *Market Impact* möglichst gering zu halten oder einen bestimmten Transaktionspreis zu realisieren. Im Folgenden wird deshalb eine eigene dreistufige Gliederung verwendet: Erstens die „*naive Orderausführung*“ (fasst die bisherigen Handelsstrategien von Gsell und Yang und Jiu zusammen), zweitens „*Strategien, welche die Orderplatzierung ausnutzen*“ (dies sind Strategien die über die reine Orderplatzierung hinaus gehen und Eigenhandel betreiben), drittens „*Strategien zur Manipulation*“ (greifen aktiv in die Kursstellung ein, um die Order zu platzieren). Die Strategien werden in Tabelle 16, S. 152, zusammengefasst und im folgenden Abschnitt erläutert. Diese Strategien werden bisher nur in sehr wenigen Quellen beschrieben.

Algorithmen zur Orderausführung	Aktueller Entwicklungsstand	Inhalt der Strategien
<i>Naive Orderausführung</i>	VWAP-nahe Strategien	Aufteilung in Teilorders und Zeitpunkt der Orderübermittlung in Abhängigkeit vom VWAP.
	Ausnutzen dynamischer Volumenverteilung	Analyse und Vorhersage der Volumenveränderungen während eines Börsentages, um denjenigen Zeitpunkt mit der höchsten Liquidität im Orderbuch zu bestimmen.
	Liquiditätssuchende Algorithmen	Handelsstrategien suchen in mehreren elektronischen Handelssystemen gleichzeitig nach Liquidität, um den Market Impact so gering wie möglich zu halten.
<i>Strategien, welche die Orderplatzierung ausnutzen</i>	Predatory Algos	Handelsstrategien versuchen, Angebot und Nachfrage im Orderbuch, zum eigenen Vorteil, zu beeinflussen
	Liquidity Rebate Programs	Handelsstrategien nutzen die Rabatt-Programme von Börsenbetreibern aus, um an hohen Transaktionsvolumen zu partizipieren.
	Order Ping	Kurzfristige Orders (z.B. Fleeting Orders) werden im Orderbuch platziert, um die Reaktionen der anderen Marktteilnehmer darauf zu testen.
	Frontrunning	Handelsstrategien nutzen Insiderwissen über neu eingehende Wertpapierorders aus.
<i>Strategien zur Manipulation</i>	<i>Fleeting Orders</i>	Order-Typ mit sehr kurzfristiger Lebenszeit, die über mehrere elektronische Handelssysteme hinweg eine Transaktion möglichst schnell herbeiführen soll.
	<i>Flash Orders</i>	Aggressiver Order-Typ mit kurzfristiger Lebenszeit, bei der man das Risiko einer Nichtausführung in Kauf nimmt und die zur Manipulation des Orderbuches geeignet ist.

Tabelle 16: Gliederung von Handelsstrategien beim Sell-Side Algorithmic Trading. Eine Erläuterung der Begriffe erfolgt im folgenden Kapitel.

3.5.2.3 Naive Orderausführung

3.5.2.3.1 Übersicht

Als eine der ersten Banken begann Credit Suisse im Jahr 2001, *Sell-Side* Algorithmic Trading unter dem Namen *Advanced Execution Services* (kurz: AES) zu vermarkten.⁵¹² Bis 2002 wurden institutionellen Kunden zwei Algorithmen für die automatische Orderausführung angeboten. Dies waren der „*VWapper*“ (ein vom *VWAP* abgeleiteter Algorithmus), sowie ein Algorithmus mit „*Partizipationsstrategie*“.⁵¹³ Wie genau diese Algorithmen funktionieren, war nicht zu erfahren. Seit der Einführung von AES ist die Entwicklung hin zu neuen und komplexen Ausführungsalgorithmen ungebrochen.⁵¹⁴ Dazu gehörten bis zum Jahr 2009 beispielsweise „*Guerrilla*“ und „*Sniper*“ (entwickelt und vermarktet durch Credit Suisse), „*Ambush*“ und „*Razor*“ (vermarktet durch die Bank of America), „*Cobra*“ und „*Nighthawk*“ (vermarktet durch Instinet) sowie „*Dagger*“

512 Vgl. Heires (2006), S. 1.

513 Vgl. Heires (2006), S. 1.

514 Um ihren Marktvorsprung zu verteidigen, investierte die Credit Suisse schon früh in die Entwicklung weiterer Algorithmen. Der „*Inline-Algorithmus*“ beispielsweise wurde – ähnlich wie der *VWAP* – entwickelt, um einen bestimmten Preis als Benchmark zu erreichen. Ein Algorithmus mit Namen „*PHD*“ wurde für die Überwachung verschiedener Algorithmen und die Portfoliosteuerung entwickelt. Der „*Tex-Algorithmus*“ arbeitet eine Order mit der Schnelligkeit ab, welche von der Liquidität der Märkte vorgegeben wird. „*Pathfinder*“ wurde für das Smart Order Routing entwickelt, um auf Veränderungen in der Marktstruktur durch die *Reg-NMS* zu reagieren. (Für eine Erklärung von *Reg-NMS* vgl. Gomber, Gsell (2006) und Abschnitt 2.2.3.2, S. 75, dieser Arbeit). Darüber hinaus existieren eine Vielzahl von maßgeschneiderten Algorithmen. Nach eigenen Angaben entwickelte Credit Suisse bis zu 30 solcher Strategien für ihre Kunden. Die Algorithmen werden auch mit anderen EMS/OMS verknüpft, um weitere Asset Klassen und Märkte zu erschließen. Vgl. Heires (2006), S. 2-6.

(vermarktet durch die Citigroup).⁵¹⁵ Die originelle Benennung der Algorithmen ist hier durchaus kritisch zu sehen, da sie nur wenig oder nichts über die tatsächliche Funktionsweise offenbaren.⁵¹⁶

Die am Markt existierenden Handelsstrategien unterliegen also einem stetigen Wandel. Man kann sie jedoch in drei Kategorien zusammenfassen: *VWAP-nahe Strategien*, *liquiditätssuchende Algorithmen* und *Algorithmen zur Prognose dynamischer Volumenverteilungen*. Im Folgenden werden die drei Kategorien näher erläutert.

3.5.2.3.2 VWAP-nahe Strategien

Allgemeines Ziel von *VWAP*-Strategien ist es, den *Market Impact* gegenüber der verfügbaren Zeit für eine Transaktion auszubalancieren.⁵¹⁷ Bei der Replikation einer *VWAP*-Strategie geht es darum, die Aktienanzahl so intelligent zu splitten und über den Tag zu verteilen, dass die Transaktionspreise im Verlauf eines Tages, im Durchschnitt nahe am *VWAP* liegen.⁵¹⁸ Dabei werden aus einer großen Order zuerst mehrere Teilorders erzeugt, die über den Tag verteilt ausgeführt werden.⁵¹⁹

515 Vgl. Heires (2006), S. 1.

516 Vgl. Kissell, Malamut (2005), S. 2.

517 Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006a), S. 1-2.

518 Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 3.

519 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

Die Art und Weise der Verteilung beruht auf einem Algorithmus, der erstens historische Daten auswertet⁵²⁰ und zweitens die Orderausführung nach mechanischen Handelsregeln zum Preisverhalten steuert.⁵²¹ Basis dieses Algorithmus ist die *VWAP*-Benchmark.

Je genauer der eigene Transaktionspreis während des Börsentages am *VWAP* liegt, desto geringer fällt auch die Abweichung vom *VWAP* aus, wenn am Ende des Tages die einzelnen Geschäftsabschlüsse zusammen gezählt werden.⁵²² Je höher die Abweichung des Transaktionspreises vom *VWAP*, desto höher ist der *Market Impact*.⁵²³ Dabei kann der Zeithorizont zur *VWAP* Berechnung verkürzt (intraday) oder über einen längeren Zeitraum von mehreren Tagen (*Full Day*) gestreckt werden. Praktisch berechnet man immer zwei Werte für den *VWAP*: Einmal den *VWAP* der eigenen Transaktionen und zweitens den *VWAP* des Gesamtmarktes zum Vergleich.⁵²⁴ Diese Strategie verfolgt das Ziel, die Abweichungen zwischen beiden zu minimieren.⁵²⁵

MADHAVAN beschreibt den schematischen Ablauf einer Algorithmic Trading Strategie am Beispiel der Investment Technology Group (*ITG*) und ihrer „*VWAP-Smartserver Technologie*“.⁵²⁶

520 Die *VWAP*-Benchmark wird weniger durch die Preisentwicklung während eines Börsentages geprägt, als durch die Volumenentwicklung. Das wichtigste Muster dabei ist die U-Form der Volumenentwicklung eines Tages. Das heißt, die Volumen steigen am Börsenbeginn, fallen dann während des Tages und ziehen gegen Börsenende wieder an. Bei der Entwicklung eines *VWAP*-Algorithmus geht es nun darum, diese Verteilung möglichst genau vorherzusagen. Vgl. Bialkowski, Darolles und Le Fol (2006b), S.6f sowie Bias et al. (1995), Gourieroux (1999), Darolles, Le Fol (2003) und Kaastra, Boyd (1995).

521 Vgl. Coggins, Lim, Low (2004), S. 519.

522 Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 3.

523 Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006b), S. 2.

524 Vgl. Coggins, Lim, Low (2004), S. 519.

525 Vgl. Coggins, Lim, Low (2004), S. 519.

526 Im Beispiel von **MADHAVAN** handelt es sich um einen *VWAP*-Algorithmus zum Agency-Trading, das heißt, die *ITG* Group übernimmt die Orderausführung für einen Kunden gegen Zahlung einer Kommission. Die *VWAP*-Strategie besteht aus drei Elementen: der Datenanalyse, der Schätzung der Volumenverteilung sowie einem intelligenten Ordermanagement. Am Beginn des Algorithmus steht eine Order-

3.5.2.3.3 *Dynamische Volumenverteilungen*

Wie MADHAVAN darstellt, orientieren sich die VWAP-Algorithmen meisten an historischen Verteilungen von Ordervolumen.⁵²⁷ Das führt jedoch zu Problemen, wenn sich diese Volumen-Verteilungen im Laufe eines Tages ändern.⁵²⁸ Die Verteilungen des Ordervolumens sind für jedes Orderbuch auch individuell, so dass die Ergebnisse des VWAP-Algorithmus nicht unbedingt von einem Wertpapier auf das nächste übertragbar sind.⁵²⁹ Diese Probleme kann man zwar durch eine feinere Betrachtung der Zeiträume lösen, muss dann aber komplexe Vorhersagen über die Dynamik der Volumenveränderungen treffen.⁵³⁰ Die Weiterentwicklung von VWAP-Strategien schwankt zwischen diesen zwei Extremen: Einerseits können Market Orders besser auf die feinen Volumenveränderungen während eines Tages reagieren, erzeugen andererseits jedoch einen höheren *Market Impact* und höhere Transaktionskosten als beispielsweise eine passive

analyse, um diejenigen Orders herauszufiltern, die aufgrund ihrer Eigenschaften nicht für Algorithmic Trading geeignet sind und auf anderer Weise ausgeführt werden sollten (z.B. manuell). Auf der zweiten Stufe muss eine Schätzung hinsichtlich der Volumenverteilung im Orderbuch durchgeführt werden. Für jede eintreffende Order einer Aktie wird das Volumenmuster in einem bestimmten Zeithorizont vorhergesagt (*Volume Distribution*). Daraus wird eine optimale Verteilung möglicher Transaktionen errechnet (*Trading Distribution*), die sich an Perioden mit hohem oder niedrigem Handelsaufkommen orientiert. Ziel dieser Analyse ist es, den *Market Impact* in illiquiden Perioden zu verringern. Zwischen dieser und der nächsten Stufe erfolgt die Wahl des optimalen Volumens für eine Teilorder. Auf der dritten Ebene erfolgt die Orderausführung. Die Strategie verfolgt das Ziel, die Transaktionen dann durchzuführen, wenn die Märkte die höchste Liquidität aufweisen. Der VWAP-Smartserver ist fest in die technische Infrastruktur der ITG-Group integriert. Für die Orderausführung bedient sich das Algorithmic Trading Programm also aller liquiden Handelsplätze, die es über das ITG-Netzwerk erreichen kann. Dazu gehören die traditionellen Börsen, *ECN's*, Market Maker aber auch das POSIT Matching System. Vgl. Madhavan (2002), S. 37-38.

527 Vgl. Madhavan (2002).

528 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

529 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

530 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

Handelsstrategie.⁵³¹ Passive Strategien wiederum können den *VWAP* schlagen, erhöhen aber den „*Tracking Error*“⁵³², weil ihre Ausführung als Limit Orders nicht garantiert ist.⁵³³ Arbeiten, die sich mit der Vorhersage von Volumenänderungen für den *VWAP* beschäftigt haben, sind u.a. **BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO**⁵³⁴, **BIALKOWSKI, DAROLLES UND LE FOL**⁵³⁵ und **KONISHI**.⁵³⁶

531 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

532 Für eine Erklärung des siehe Fabozzi, Drake (2009), S. 604.

533 Vgl. Madhavan (2002), S. 37.

534 **BROWNLESS, CIPOLLINI UND GALLO** nehmen den *VWAP* als Grundlage, um die Volumen-Schwankungen im Orderbuch eines Tages vorherzusagen. Sie betrachten dabei nur die Ordervolumen während eines Tages, machen aber keine Prognosen hinsichtlich der Preise. Ihre Datenbasis besteht aus hoch-dimensionalen Intraday Orderbuchdaten (mit Preisen und Volumen) von drei *Exchange Traded Funds (ETF)* aus dem Zeitraum von Januar 2002 bis Dezember 2006. Die Autoren nutzen ihre Ergebnisse um das dynamische Multiplicative Error Model (CMEM) von **ENGLE** zu erweitern. Sie entwickeln daraus ein Modell zur dynamischen Vorhersage der Volumenveränderungen eines Börsentages. Wie sie bemerken, kann die Dynamik der Volumenveränderungen während eines Börsentages auf drei unterschiedliche Komponenten zurück geführt werden. Erstens beobachten sie eine U-Form in der Verteilung der Orderbuchvolumens eines Börsentages (als periodische Komponente). Zweitens beobachten sie die tägliche Evolution der Volumina eines Wertpapiers im Börsenverlauf. Und drittens beobachten sie auch eine nicht-periodische Dynamik. Als Fazit ihrer Betrachtungen entwickeln die Autoren eine statische und eine dynamische *VWAP*-Strategie. Die statische Strategie besteht darin, die Volumen einer Teilorder in Abhängigkeit der Informationen vom Vortag zu gewichten. Die dynamische Strategie besteht darin, sowohl die Informationen des Vortages als auch des gleichen Börsentages (*Intraday*) für die Gewichte heranzuziehen. Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S.3 und Engle (2002)

535 **BIALKOWSKI, DAROLLES UND LE FOL** entwickeln eine dynamische *VWAP*-Strategie die während eines Börsentages angepasst werden kann. Die einfachste Möglichkeit einer *VWAP*-Strategie ist, einen prozentualer Anteil der Gesamtorder in gleichen Abständen über den Tag zu verteilen. Eine bessere Möglichkeit ist die tägliche Volumenverteilung zu analysieren, und – unter Kenntnis der U-Form der Transaktionsvolumen – die Teilorder jeweils zum optimalen Zeitpunkt in den Markt zu geben, wenn die Liquidität am höchsten ist. Die Autoren entwickeln eine dynamische Anpassungsstrategie auf Basis eines Faktorenmodells. Sie nutzen dazu ebenfalls Principal Component Analysis (PCA). Vgl. Bialkowski, Darolles, Le Fol (2006a), S. 1ff, vgl. Bialkowski, Darolles und Le Fol (2006b) und Darolles, Le Fol (2003).

3.5.2.3.4 Liquiditätssuchende Algorithmen

Credit Suisse führte im Jahr 2004 den „*Guerilla Algorithmus*“ zur Orderplatzierung am Markt ein.⁵³⁷ Ziel dieses Algorithmus war es, die Liquidität von unterschiedlichen Börsen, *MTF*, *ECN* und Dark Pools (hier zusammengefasst als *Trading Venues* bezeichnet) für den Kunden zusammen zu führen.⁵³⁸ Der Algorithmus sucht an unterschiedlichen *Trading Venues* nach Liquidität, tut dies aber auf eine Art und Weise, die keine Spuren oder Aufmerksamkeit hinterlassen sollen, um den *Market Impact* so gering wie möglich zu belassen.⁵³⁹

In erster Linie dient der *Guerilla Algorithmus* der Signal-Reduktion, das heißt, andere Börsenteilnehmer sollen von der Aktivität dieses Algorithmus, wenn möglich, keine Kenntnis erhalten.⁵⁴⁰ Das besondere an diesem Algorithmus ist, dass er nicht auf einer Benchmark beruht, sondern ausschließlich für die Suche nach Liquidität entwickelt wurde.⁵⁴¹ Eine logische Weiterentwicklung des *Guerilla Algorithmus* stellte der „*Sniper Algorithmus*“ dar, der nur noch in Dark Pools und *ECN* nach Liquidität sucht und ebenfalls das Ziel der Signal-Reduktion verfolgt.⁵⁴²

Die Investmentbank Goldman Sachs brachte mit dem „*Sonar-Algorithmus*“ und dem „*Sigma X Liquidity*“ eigene Ausführungsalgorithmen auf den Markt, die sowohl an *ECN*, in Dark Pools als auch im internen Orderflow der Bank nach Liquidität für ihre Kunden suchen.⁵⁴³

536 Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), Bialkowski, Darolles und Le Fol (2006a, 2006b) und Konishi (2002).

537 Vgl. Heires (2006), S. 1.

538 Vgl. Heires (2006), S. 1.

539 Vgl. Heires (2006), S. 2.

540 Vgl. Heires (2006), S. 2.

541 Vgl. Heires (2006), S. 3.

542 Vgl. Heires (2006), S. 2-3.

543 Vgl. Heires (2006), S. 4.

3.5.2.4 Strategien zur Ausnutzung der Orderplatzierung

3.5.2.4.1 Überblick

Den Strategien zur Orderplatzierung stehen selbstständige Algorithmic Trading Programme gegenüber, die andere Ziele verfolgen als die Vermeidung von *Market Impact*. Die Aufteilung einer großen Order in mehrere kleine Teilorders und deren unbemerkte Ausführung steht hier nicht mehr im Mittelpunkt. Stattdessen versuchen diese Computerprogramme anderen Algorithmic Trading Programme „*auszuspähen*“ und die Erkenntnisse über deren Strategie auszunutzen. Diese Strategien gehören im weitesten Sinne zur *Buy-Side*. Ihre Funktion ist aber direkt an die *Sell-Side* Algorithmen gekoppelt. Der folgende Abschnitt gibt einen kurzen Überblick über diese Handelsstrategien.

3.5.2.4.2 *Predatory Algos*

Predatory Algos sind Jäger unter den *Buy-Side* Algorithmen.⁵⁴⁴ Sie greifen aktiv in die Quotierungen der *Sell-Side* Algorithmen ein, um die Kurse nach oben oder unten zu treiben.⁵⁴⁵ Die *Predatory Algos* erzeugen erst eine künstliche Orderbuch-Situation, um dann – ähnlich wie ein Jäger, der seine Beute in die Enge treibt – einen Profit daraus zu generieren.⁵⁴⁶

⁵⁴⁴ *Predatory Algos* sind vom *Predatory Trading* zu unterscheiden. Beim *Predatory Trading* wird ein Marktteilnehmer gezwungen seine Wertpapiere möglichst schnell zu verkaufen, um an Liquidität zu kommen. Dies kann z.B. der Fall sein, wenn ein Fondsmanager nicht mehr genügend Sicherheiten im Depot hinterlegt hat. Die Depotinhalte können dann durch den Broker zwangsverkauft werden. Der *Predatory Trader* hat Kenntnis von diesem Liquiditätsengpass des Fondsmanagers und tätigt Leerverkäufe für die betreffenden Aktien aus dessen Portfolio. BRUNNERMEIER UND PEDERSEN führen hierzu das Beispiel von LTCM an. Vgl. Brunnermeier, Pedersen (2005), S. 1825f.

⁵⁴⁵ Vgl. Brown (2010), S. 113.

⁵⁴⁶ Vgl. Brown (2010), S. 113.

ARNUK UND SALUZZI zeigen die Funktionsweise der Predatory Algos am Beispiel einer Kaufs-Order die an das National Bid Best Offer (NBBO)⁵⁴⁷ gekoppelt ist und deren maximaler Transaktionspreis hier US-\$20,10 beträgt.⁵⁴⁸ Zuerst muss der Predatory Algo diese *Sell-Side* Order identifizieren und lokalisieren.⁵⁴⁹ Dazu muss er dieses für ihn unbekannte Order Limit durch testen herausfinden.⁵⁵⁰ Von einem Kurs von 20.00\$ ausgehend, attackiert der Predatory Algo die institutionelle Kauforder mehrmals, indem er selbst einen Preis von 20.01\$ bezahlt und diesen Preis schrittweise erhöht.⁵⁵¹ Dies geschieht immer mit sehr kleinen Stückzahlen.⁵⁵² Die institutionelle Kauforder wird mitziehen und das Limit bis 20.10\$ ausreizen.⁵⁵³ Denn das primäre Ziel des *Sell-Side* Algorithmus auf der anderen Seite ist nicht der Transaktionspreis, sondern die Stückzahl der Teilorders möglichst schnell innerhalb des Limits abzuarbeiten.⁵⁵⁴ Registriert der Predatory Algo, dass die institutionelle Order keine weiteren Preiserhöhungen mehr mitmacht, ist deren Limit identifiziert.⁵⁵⁵ Nun ändert der Predatory Algo seine Taktik und tätigt Leerverkäufe zum Preis von US-\$ 20,10, weil der Preis mit hoher Wahrscheinlichkeit wieder fallen wird wenn der *Sell-Side* Algorithmus an das NBBO gekoppelt ist.⁵⁵⁶ Fällt der Preis dann tatsächlich, stellt der Predatory Algo die Positionen glatt und realisiert einen Profit (~20.10\$ - NBBO).⁵⁵⁷

547 Der National Bid Best Offer ist in den USA der beste Geld- und Briefkurs für ein Wertpapier, das an einer Börse gehandelt wird. Der NBBO wird landesübergreifend über alle Handelsplattformen bestimmt und soll das Best Execution Prinzip der Finanzmarkttrichtlinie *Reg-NMS* verwirklichen. Mehr als die Hälfte aller *Sell-Side* Orders in den USA sind an den NBBO gebunden. Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2

548 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

549 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

550 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

551 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

552 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

553 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

554 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

555 Vgl. Brown (2010), S. 113 und Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

556 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

557 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

3.5.2.4.3 Order Ping

„Ping“ ist ein Fachbegriff aus der Informatik. Mit einem *Ping* kann man über ein simples Kommunikationsprogramm prüfen, ob eine Netzwerkverbindung zwischen zwei Computern besteht, bzw. ob der eigene Computer mit dem Internet (Netzwerk) verbunden ist.⁵⁵⁸

Im Algorithmic Trading beschreibt *Ping* eine Strategie zum Abbau asymmetrischer Information. Dabei werden extrem kurzlebige Orders in einem Markt platziert, nicht mit dem Ziel eine Transaktion herbeizuführen, sondern stattdessen die Reaktionen der anderen Marktteilnehmer darauf zu messen.⁵⁵⁹

ARNUK UND SALUZZI stellen dar, wie Ping von Marktmachern benutzt werden kann, um unentdeckte Liquiditätsreserven im Orderbuch aufzudecken.⁵⁶⁰ Dazu sendet der Marktmacher eine sehr kurzfristige Order ab.⁵⁶¹ Wenn nichts passiert, dann wird diese Order sofort wieder gelöscht.⁵⁶² Wenn die Order jedoch eine Reaktion verursacht (z.B. ausgeführt wird oder eine neue Order entsteht), kann der Market Maker versteckte Informationen über das Orderbuch sammeln.⁵⁶³ Nach Angaben von Brown beträgt die Lebenszeit einer solchen Order 60 bis 80 Millisekunden (Stand 2010).⁵⁶⁴ Im Beispiel von **ARNUK UND SALUZZI** testet der Market Maker die Orderlimits der Ask-Seite sukzessive solange abwärts, bis er eine kaufwillige Order trifft.⁵⁶⁵ Der Market Maker deckt sich dann mit einer entsprechenden Position ein, und tut dies vor allem schneller, als die Order

558 Vgl. Dhanjani (2003), S. 23.

559 Vgl. Brown (2010), S. 113. Das Order Ping steht auch im Zusammenhang mit der *Fleeting Order* bzw. *Flash Order*, siehe Abschnitt 3.5.2.5, S. 165.

560 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

561 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

562 Vgl. Brown (2010), S. 113.

563 Vgl. Brown (2010), S. 113.

564 Vgl. Brown (2010), S. 113.

565 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

auf das entsprechende Angebot reagieren kann.⁵⁶⁶ Dies kann z.B. erfolgen, indem der Marktmacher andere elektronische Börsenplattformen nutzt, um von dort Liquidität zu beziehen oder indem er eine andere Verkaufsoffer zurückhält und überhaupt nicht im Orderbuch ausweist. Schließlich verkauft der Marktmacher dann zu einem Premium wieder an den kaufwilligen Investor, zu dessen maximalem Limit.⁵⁶⁷

3.5.2.4.4 Liquiditätsrabatte

Mit Liquiditätsrabatten (*Liquidity Rebates*) fördern die Börsen und Betreiber von alternativen Handelsplattformen und ECN den Einsatz von Algorithmic Trading Software. Manche Börsenbetreiber rabattieren bis zu ¼ eines Penny's pro Aktie an Broker-Dealer, wenn diese eine Order im elektronischen Handelssystem platzieren und damit Liquidität spenden.⁵⁶⁸ Wenn sich nun eine Gegenseite für dessen Order findet, dann berechnet die Börse dem Liquiditätsnachfrager eine höhere Transaktionsgebühr und rabattiert den Liquiditätsspender.⁵⁶⁹ Die Börsen verfolgen damit das Ziel, ständig Liquidität im Orderbuch vorzuhalten und zu weiteren Transaktionen zu animieren.⁵⁷⁰ Je mehr Transaktionen stattfinden, desto höher lassen sich die Einnahmen der Börse treiben (z.B. durch Kommission).⁵⁷¹ Denn die Börsenbetreiber verdienen an der Menge der gehandelten Aktien und nicht am Transaktionspreis.⁵⁷² Dabei ist irrelevant ob es sich um eine Kauf- oder Verkaufsoffer handelt.⁵⁷³

566 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

567 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 3.

568 Vgl. Brown (2010), S. 114.

569 Vgl. Brown (2010), S. 114.

570 Vgl. Brown (2010), S. 114.

571 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 1-2.

572 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 1-2.

573 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 1-2.

Mit Liquiditätsprogrammen wird nicht alleine die Liquidität der Märkte verbessert. Vielmehr haben sich dadurch neue Algorithmic Trading Strategien entwickelt, welche diese Rabatte ausnutzen (*Rebate Trading Programs*).⁵⁷⁴ Ein *Rebate Trading Program* verdient kein Geld durch höhere/niedere Transaktionspreise, sondern durch die Anzahl der Aktien die in den Transaktionen „durchgeschliffen“ werden.⁵⁷⁵ In einem Beispiel zeigen ARNUK UND SALUZZI wie ein institutioneller Investor bereit ist, eine Aktie zwischen \$20.00 und \$20.05 zu kaufen.⁵⁷⁶ Nachdem dieser hintereinander 100 Stück bzw. 500 Stück Aktien gekauft hat, wird seine Kaufabsicht von einem *Rebate Trading Program* entdeckt.⁵⁷⁷ Das Programm stellt sich vor die institutionelle Order und kauft 100 Stück Aktien zu \$20.01.⁵⁷⁸ Das heißt, es fügt dem Orderbuch Liquidität zu und erhält $\frac{1}{4}$ Penny Rabatt pro Aktie.⁵⁷⁹ Unmittelbar danach verkauft das *Rebate Trading Program* die gleichen 100 Stück Aktien wieder zu \$20.01 an den institutionellen Investor.⁵⁸⁰ Das Programm fügt dem Orderbuch wieder neue Liquidität zu und erhält wieder $\frac{1}{4}$ eines Penny's Rabatt. Im Endeffekt hat das *Rebate Trading Program* $\frac{1}{2}$ Penny pro Aktie durch Rabatte verdient, während der Investor erstens einen höheren Transaktionspreis und die Gebühren zahlt.⁵⁸¹ Das Risiko liegt darin, dass keine große institutionelle Order existiert.

574 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 1-2.

575 *Liquidity Rebate Programs* werden in der Praxis kontrovers diskutiert, weil man darin eine Übervorteilung der Liquiditätsversorger sieht, die sowohl am Spread verdienen, als auch von den *ECN* Gebühren für ihre Quotierungen erhalten. Ein besonders kritischer Punkt ist die „Credit Rebate Structure“. Das heißt ein Liquiditätsversorger kann die Quotierungen einstellen, auch ohne über Eigenkapital zu verfügen. Vgl. Brown (2010), S. 114.

576 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

577 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

578 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

579 Vgl. Brown (2010), S. 114.

580 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

581 Vgl. Arnuk, Saluzzi (2008), S. 2.

3.5.2.4.5 Frontrunning

Broker und Broker-Dealer sind ihrer Natur nach mit der Order-Platzierung und mit der Abwicklung von Transaktionen beauftragt. Sie betreiben ⁵⁸²Algorithmic Trading sowohl im Kundenauftrag (*Sell-Side*) als auch im Eigenhandel (*Buy-Side*).⁵⁸³ Aus dieser besonderen Position ergeben sich Probleme.

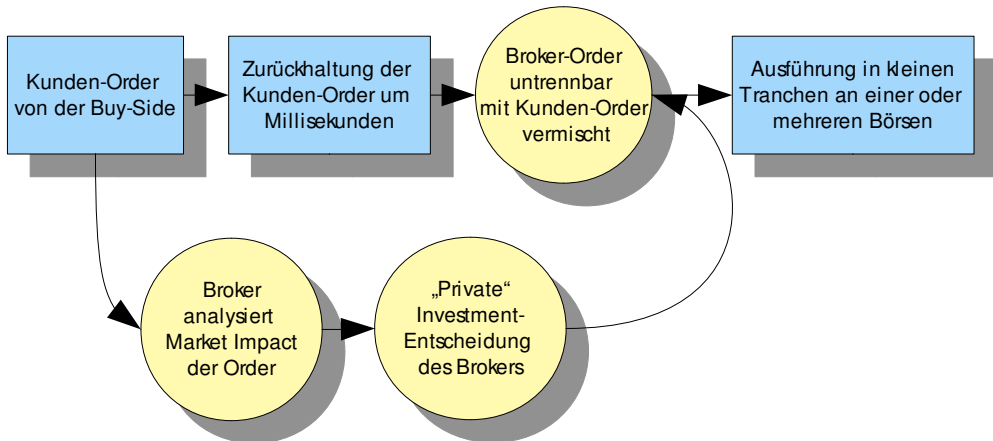


Abbildung 3.11: Beschreibung von illegalem Frontrunning beim Algorithmic Trading

Der Broker ist eigentlich im Auftrag seiner Kunden mit der Abwicklung von deren Transaktionen beauftragt. Die Aufträge seiner Kunden stellen exklusive, private Informationen dar, die den Kursverlauf einer Aktie evtl. beeinflussen könnten (*Insiderwissen*).⁵⁸⁴ Die Ausnutzung dieser Informationen für den Eigenhandel des Brokers wäre illegal und wird *Frontrunning* genannt.⁵⁸⁵

582 Vgl. Harris (2003), S. 32f.

583 Zum technologischen Wandel der Aufgaben bei Brokern und Broker Dealer vgl. Liebenberg (2002).

584 Für eine Erklärung des Insiderhandels siehe Krauel (2000).

585 Vgl. Marcial (1999), S. 137 und O'Hara (1998), S. 267.

Frontrunning beim Algorithmic Trading kann man an einem Beispiel erklären (siehe Abbildung 3.11, S. 164). Ein Broker, der eine große Blockorder zum Kauf ausführt, kann sich vorher noch mit eigenen Stücken eindecken, um von später steigenden Kursen zu profitieren. Die Automatisierung der Orderplatzierung sorgt dafür, dass die Wertpapierorder des Kunden ohne manuelle Beeinflussung durch den Broker erst in kleine Orders zerteilt und dann an die Börse weitergeleitet werden. Der Broker könnte ein eigenes Algorithmic Trading Programm dazwischen schalten, dass erstens die Orderplatzierung seines Kunden verzögert, zweitens dessen Absicht analysiert und drittens eine eigene Order vor der Transaktion des Kunden dazwischen schiebt.

3.5.2.5 Strategien zur Manipulation

3.5.2.5.1 Übersicht

Vor der Einführung des Algorithmic Trading konnte eine Block Order dazu genutzt werden, das Angebot oder die Nachfrage in eine bestimmte Richtung zu drängen, indem man eine Kauf- oder Verkaufsabsicht signalisierte. Durch die Einführung des Algorithmic Trading wurden Blockorders in kleinere Stückzahlen zerlegt und gegebenenfalls über mehrere Börsenplattformen verteilt, so dass die Möglichkeit der Manipulation des Orderbuches durch Blockorders verloren ging. Eine große Blockorder konnte nun fast unbemerkt auf mehreren Märkten gleichzeitig abgearbeitet werden.

Flash Orders und *Fleeting Orders* sind Instrumente, diese Manipulationen auch mittels Algorithmic Trading wieder zu erreichen. Dabei handelt es sich um keine Orderarten, die durch Börsenregeln formal vorgegeben werden, sondern es sind Hypothesen für die Beobachtung von kurzfristigen Lebenszeiten. *Flash Orders* und *Fleeting Orders* blähen das Ordervolumen eines Marktes zwar auf, führen im

Endeffekt aber nicht zu mehr Transaktionen.⁵⁸⁶ Sie zielen auf Manipulationen in einem sehr kurzfristigen Bereich von nur wenigen Sekunden. Dabei geht man implizit davon aus, das am anderen Ende des Orderbuches keine Menschen mehr sitzen, sondern Computerprogramme arbeiten, die das Orderbuch ebenfalls überwachen, um ihre eigenen Orders darin zu platzieren.

3.5.2.5.2 *Fleeting Orders*

HASBROUK UND SAAR untersuchen die Lebenszeit von Orders im Limit-Orderbuch.⁵⁸⁷ In ihrer Studie wurden 36,69% aller Limit Orders innerhalb von 2 Sekunden nach ihrer Aufgabe schon wieder gelöscht.⁵⁸⁸ Für die Beschreibung von kurzfristigen Orders mit ähnlich kurzen Lebenszeiten, hat sich in der Literatur der Begriff „*Fleeting Order*“ durchgesetzt, das heißt, eine Order deren Lebenszeit von Beginn an auf ein Minimum beschränkt ist.⁵⁸⁹

Für die Erklärung von *Fleeting Orders* gibt es in der Literatur unterschiedliche Hypothesen. **LARGE** erklärt die schnelle Löschung von Limit Orders und deren kurze Lebenszeit durch die Unsicherheit und Risikoaversion bei der Orderausführung.⁵⁹⁰ **ROSU** stellt fest, dass die kurze Lebenszeit durch eine einfache Umwandlung des Ordertyps zu *Stande* kommt.⁵⁹¹ Wenn sich zwei passende Limit Orders auf der Bid-Seite und Ask-Seite gegenüber stehen, wird eine Order gelöscht und in eine Market

586 **HASBROUK UND SAAR** nehmen in diesem Zusammenhang Bezug zur *Order Fill Rate*.

Sie gibt an, wie hoch der Anteil der ausgeführten Transaktionen im Vergleich zu den neu-eingestellten *Limit Order* ist. Dies ist eine von US-Börsenbetreibern geforderte Angabe nach SEC Rule 605. Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 5 und S.12.

587 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 2ff.

588 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 2ff.

589 Zu den Eigenschaften von *Fleeting Orders* siehe auch Chakrabarty, Tyurin (2008).

590 Vgl. Large (2004).

591 Vgl. Rosu (2009), S. 4604.

Order umgewandelt, die sofort ausgeführt wird.⁵⁹² HASBROUK UND SAAR begründen ihre Untersuchungsergebnisse mit drei Hypothesen am ausführlichsten:⁵⁹³ Die erste Hypothese ist ein aggressives Orderverhalten, bei dem die eigene Order schnell verändert wird, um die Wahrscheinlichkeit der Orderausführung zu erhöhen (*Chasing Hypothesis*).⁵⁹⁴ Die zweite Hypothese ist eine Reaktion auf plötzlich sinkende Transaktionskosten, indem man von einer Limit Order auf eine Market Order wechselt, um von sinkenden Transaktionskosten zu profitieren (*Cost of Immediacy Hypothesis*).⁵⁹⁵ In beiden Hypothesen ist die *Fleeting Order* von Beginn an überhaupt nicht als Liquiditätsversorger gedacht, sondern kombiniert Funktionen eines Liquiditätsversorgers und -nachfragers.⁵⁹⁶ Die dritte Hypothese zu den kurzen Lebenszeiten ist, dass eine *Fleeting Order* auf der Suche nach versteckter Liquidität ist (*Liquiditätsnachfrager*).⁵⁹⁷ Das heißt, die *Fleeting Order* wurde in der Hoffnung eingestellt, eine sofortige Ausführung innerhalb des Spread herbeizuführen. Ist dies nicht der Fall, wird sie sofort wieder gelöscht. Insgesamt kann man feststellen, dass es in der Literatur noch keine einheitliche Hypothese gibt, um die Existenz von *Fleeting Orders* zu erklären.

3.5.2.5.3 *Flash Orders*

Flash Orders bezeichnen eine aggressive Form von *Fleeting Orders*.⁵⁹⁸ Ziel einer *Flash Order* ist nicht, eine Transaktion tatsächlich auszuführen, sondern auf die anderen Limit Orders zu reagieren, um mit Hilfe einer Löschung und Wiedereingabe einen bestimmten Transaktionspreis

592 Vgl. Rosu (2009), S. 4604.

593 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 13-14.

594 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 13-14.

595 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 13-14.

596 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 14-15.

597 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 15.

598 Diese Praxis wird auch „*Spoofing*“ genannt. Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 30
Fußnote Nr. 18.

und -volumen herbeizuführen. Es wird von vornherein in Kauf genommen, dass eine *Flash Order* nicht ausgeführt werden kann, sondern die Order wird benutzt, um das Orderbuch in eine bestimmte Richtung zu drängen, die das Gegenteil der eigenen Handelsabsicht bewirken soll.⁵⁹⁹ Die Manipulation an sich ist illegal und sehr schwierig nachzuweisen, weil der Unterschied zwischen *Fleeting Order* und *Flash Order* fließend ist.⁶⁰⁰

Einen Beweis für die Existenz von *Flash Orders* erbringt die Lebenszeit der *Fleeting Order* selbst. **HASBROUK UND SAAR** stellen fest, dass die kuriose Eigenschaft einer *Fleeting Order* ihre Sichtbarkeit ist.⁶⁰¹ Das heißt, trotz ihrer geringen Lebenszeit ist eine Order im Orderbuch für die anderen Marktteilnehmer sichtbar. Es wäre zwar technisch möglich, eine Order innerhalb von wenigen Millisekunden nach ihrer Neu-Eintragung wieder aus dem Orderbuch zu löschen. Stattdessen kann die Lebenszeit dieser Orders aber so lange verlängert werden, bis die anderen Marktteilnehmer diese Order wahrgenommen haben. Geht man davon aus, dass die anderen Marktteilnehmer ebenfalls die Entwicklung des Orderbuches überwachen, so ist eine *Flash Order* ein wirkungsvolles Instrument, den Markt durch Order-Eintrag und Löschung zu manipulieren, indem man seine angeblichen Handelsabsichten öffentlich macht, anstatt sie in Teilorders zu verstecken.⁶⁰²

599 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 30 Fußnote Nr. 18.

600 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 30 Fußnote Nr. 18.

601 Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S. 4.

602 Algorithmic Trading Programme, die auf Pre-Trade Daten basieren, können *Fleeting Orders* und *Flash Orders* im Bruchteil einer Millisekunde registrieren. **HASBROUK UND SAAR** sehen in dieser Fähigkeit die Möglichkeit, z.B. mit Market Orders, schnell auf die, sich ändernde, Liquidität zu reagieren. Vgl. Hasbrouk, Saar (2007), S.4. Geht man davon aus, dass der Einsatz von Computerprogrammen noch weiter ansteigt, wird langfristig ein Trend zu immer kürzeren Lebenszeiten eintreten. Denn die konkurrierenden Algorithmic Trading Programme würden sich mittels *Flash Orders* beeinflussen, ohne dass Menschen diese Kurzfrist-Orders noch im Orderbuch wahrnehmen können.

3.6 Zusammenfassung

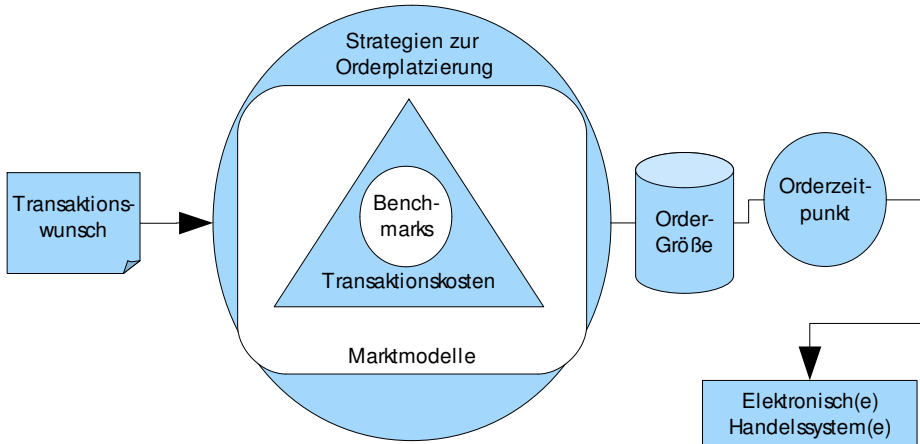


Abbildung 3.12: Schematische Darstellung der Prozesse bei der Orderausführung im Algorithmic Trading

Die Ausführungsalgorithmen der *Sell-Side* übernehmen die Platzierung der Orders in den elektronischen Handelssystemen, so dass sich die *Buy-Side* auf die Datenanalyse und die Investmententscheidung konzentrieren kann. Alle Prozesse der Orderausführung dienen dazu, die richtige Größe einer Order und den richtigen Zeitpunkt zur Orderaufgabe zu bestimmen. Die Mikro-Entscheidungen in diesen Teilprozessen orientieren sich an den langfristigen Planungsanweisungen (*Handelsstrategien*), die durch den Investor (oder dem von ihm beauftragten Broker) vorgegeben werden.⁶⁰³

⁶⁰³ Bei der Entwicklung solcher Handelsstrategien geht es darum, die Orderplatzierung unter Einbeziehung der verfügbaren Marktstruktur zu planen. Vgl. Brownless, Cipollini, Gallo (2009), S. 2.

Bei der *Weiterleitung* von Orders kann sich die Handelsstrategie auf mehrere elektronische Handelssysteme gleichzeitig beziehen, welche zudem noch untereinander vernetzt sind. Eine Order kann sowohl an mehrere Handelssysteme gesendet werden als auch in einem einzigen elektronischen Handelssystem eine Orderkette bilden. Die Auswahl dieser Märkte bestimmt die zu erwartenden Transaktionskosten.⁶⁰⁴ Die Transaktionskosten sind also zu einem gewissen Grade vorhersehbar und können bei der *Formulierung* einer Order berücksichtigt werden. Die Aggressivität von Order, die Verteilung asymmetrischer Informationen oder Wahl geeigneter Orderformen fließen bei der Formulierung einer Order mit ein. Den Kern dieser Überlegungen bilden die Benchmarks. Sie sind unabhängige Kennzahlen, weil sie nicht von nachgelagerten Prozessen beeinflusst werden. Alle anderen Prozesse werden quasi um diesen Vergleichsparameter herum gebaut.

Die meisten (*einfachen*) Strategien dienen dazu, die Wertpapieraufträge abuarbeiten und zur Ausführung zu bringen. Es gibt aber auch einige (*komplexe*) Strategien, welche die Orderausführung in illegaler Weise ausnutzen oder die Kursstellung manipulieren. Für die Beschreibung dieser Strategien existieren nur wenige Quellen. Die Literatur zum Algorithmic Trading beschäftigt sich aber intensiv mit der Suche nach der besten Strategie zur Orderausführung.⁶⁰⁵ Dabei gibt es „Die“ beste Strategie

604 Die Art und Höhe der Transaktionskosten zukünftiger Transaktionen sind unsicher. Sie werden z.B. durch die Liquidität der Märkte oder dem aktuellen Angebot und der Nachfrage im Orderbuch vorgegeben.

605 DOMOWITZ UND YEGERMAN machen die Wahl nach der optimalen Strategie zur Orderausführung an den Transaktionskosten fest. Sie untersuchten die Orders von unterschiedlichen Brokern nach den Kriterien für Implementation Shortfall, VWAP und MBA. Dabei stellten sie fest, dass die Performance der Algorithmen stark von der Auswahl des Brokers abhängt und eine Mischung von Ausführungsalgorithmen unterschiedlicher Broker empfehlenswert ist. Vgl. Domowitz, Yegerman (2005a), S.10ff. Der technische Fortschritt in der Computertechnik führt aber zu immer mehr Möglichkeiten und Angeboten von Algorithmen, die eine Auswahl schwieriger machen. YANG UND JIU bringen es auf den Punkt. Auf der einen Seite bietet Algorithmic Trading die Möglichkeit, denjenigen Algorithmus auszuwählen, der am besten zur eigenen Strategie passt. Auf der anderen Seite, ist die Vielfalt der Algorithmen

nicht, denn die Wahl einer *Sell-Side* Strategie ist immer auch mit der Wahl eines Brokers verbunden. Eine computergestützte Transaction Cost Analysis (TCA) kann aber dabei helfen, die für die jeweilige Marktlage am besten geeignete Ausführungsstrategie zu bestimmen.⁶⁰⁶

Idealerweise werden historische Daten und Echtzeitdaten genutzt, um die Performance der Algorithmen zu untersuchen und ein Feedback zu geben, wenn eine Strategie gewechselt werden sollte.⁶⁰⁷ Dies hat den Vorteil, dass der MENSCH die jeweils günstigste Ausführungsstrategie bestimmen kann.⁶⁰⁸ Insgesamt kann man sagen, dass die Prozesse der Orderausführung bestimmen, *wo die Grenzen der Strategien auf der Buy-Side verlaufen*. Die Darstellung der Prozesse wirft aber mehr Fragen auf, als diese Arbeit beantworten kann.⁶⁰⁹

bereits so groß, dass es schwierig geworden ist, den richtigen Algorithmus auszuwählen. Da die Algorithmen als Geschäftsgeheimnisse der Broker gelten, werden sie auch dem Endkunden nicht offen gelegt, was die geringe Transparenz noch verschärft. Vgl. Yang, Jiu (2006), S. 2. Anstatt sich auf einen Algorithmus festzulegen, wäre es also eine bessere Herangehensweise, einfach nur einen Broker auszuwählen, der die Auswahl entsprechend der Marktlage übernimmt. **GSELL** macht die Anwendung von Algorithmic Trading schließlich vom notwendigen Betreuungsaufwand einer Order abhängig. Je niedriger der menschliche Betreuungsaufwand, desto mehr kann ein computergesteuerter Algorithmus den Menschen bei der Orderplatzierung ersetzen. Je komplizierter eine Order ausfällt, desto höher ist ihr manueller Betreuungsaufwand und desto weniger ist sie für das Algorithmic Trading geeignet. **GSELL** unterscheidet hier zwei Gruppen: *High Touch Orders*, mit hoher Komplexität und hohem Betreuungsaufwand, wie z.B. Finanztitel mit illiquiden Märkten, und *Low Touch Orders*, mit geringerer Komplexität und geringem Betreuungsaufwand, wie z.B. Plain-Vanilla Orders in illiquiden Märkten. Vgl. Gsell (2006), S.8.

606 **DOMOWITZ** UND **YEGERMAN** zeigen dies am Beispiel einer speziellen Software zum Echtzeitvergleich von Algorithmic Trading Strategien → Trade Blotter. Vgl. Domowitz, Yegerman (2005b).

607 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005b), S. 10.

608 Vgl. Domowitz, Yegerman (2005b), S. 11.

609 Die Literatur zum *Sell-Side* Algorithmic Trading beschränkt sich bisher auf die Analyse des Orderflow der Börsen. Welcher Anteil des Orderflow von Computern „erzeugt“ wurde oder welcher auf Menschen zurückzuführen ist, lässt sich auf Basis von Orderbuchdaten aus der *Pre-Trade Phase* aber nicht beurteilen, weil der Ursprung einer Order im Verborgenen bleibt. Mit Hilfe von Markierungen ist es nur

4 Buy-Side Algorithmic Trading

4.1 Einordnung in die Transaktionsprozesse

Wie das letzte Kapitel gezeigt hat, verfolgt *Sell-Side* Algorithmic Trading das Ziel, eine Order möglichst unbemerkt an einer Börse zu platzieren, ohne *Market Impact* zu verursachen. Aber wo kommt diese Order überhaupt her und welches ist das erste Glied in dieser langen Kette von Entscheidungen?

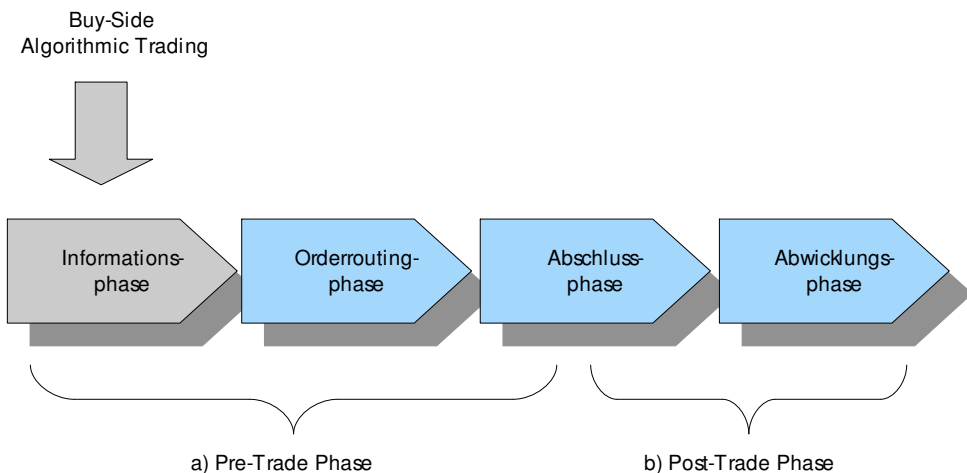


Abbildung 4.1: Einordnung von *Buy-Side* Algorithmic Trading in Transaktionsprozesse

Am Anfang der Transaktionsprozesse steht eine Investmententscheidung über Kauf oder Verkauf eines Wertpapiers. Die Entscheidung wird von einem Investor getroffen, der sich dabei eines Software-Agenten als Hilfsmittel bedienen kann. Der Investor, der eine Transaktion auslöst (im folgenden *Initiator* genannt), wird der *Buy-Side* zugeordnet.

möglich, Orderbuchdaten in manuelle und automatisch übermittelte Orders zu trennen (z.B. mit dem *ATP*-Stempel in XETRA). Vgl. Prix, Huetl, Loistl (2008).

Der zusammengesetzte Begriff *Buy-Side Algorithmic Trading* bezeichnet im Folgenden die unterstützende Verwendung von Software-Agenten, um zu dieser Entscheidung zu kommen (*Entscheidungsunterstützung*).

Buy-Side Algorithmic Trading kann man in der prozessorientierten Sicht von **PICOT**, **BORTENLÄNGER** UND **RÖHRL** der *Informationsphase* zuordnen.⁶¹⁰ Das folgende Kapitel beschäftigt sich also mit allen Prozessen, die zu Beginn des Algorithmic Trading stattfinden. Hier kann man die Teilprozesse der *Informationsbeschaffung* und der *Informationsauswertung* unterscheiden (siehe Abschnitt 2.1.3, S. 51). Das Ergebnis der Transaktionsprozesse in dieser Phase ist der *Transaktionswunsch*.

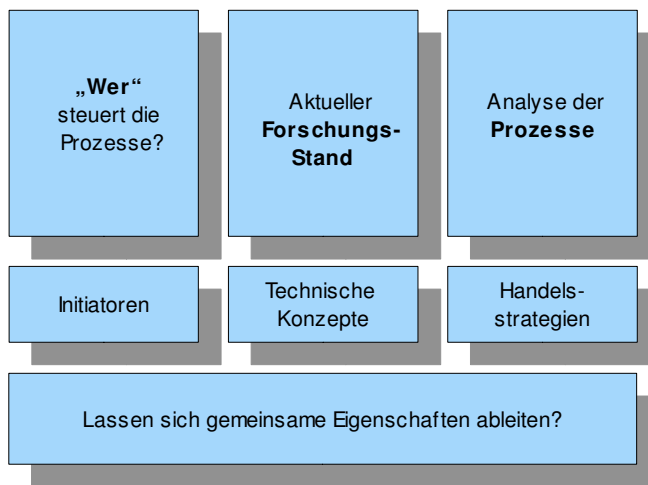


Abbildung 4.2: Analyse von Buy-Side Algorithmic Trading mittels Stufenmodell

⁶¹⁰ Siehe Picot, Bortenlänger, Röhl (1996) und Abschnitt 2.1.2.3, S. 50, dieser Arbeit.

Das Ziel des folgenden Kapitels ist es, mit Hilfe der prozessorientierten Sicht von **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL**, qualitative Eigenschaften von *Buy-Side* Algorithmic Trading zu finden, die sich in empirischen Daten (z.B. *Fondsrenditen*) nachweisen lassen.⁶¹¹ Dazu wird *Buy-Side* Algorithmic Trading auf drei unterschiedlichen Stufen betrachtet (siehe Abbildung 4.2, S. 173). Die dabei gewonnenen Erkenntnisse bilden die Basis für Kapitel 6, wo die Renditen hinsichtlich der hier gefundenen Eigenschaften untersucht werden. Zuerst werden die *Initiatoren* charakterisiert, welche die Prozesse in der Informationsphase steuern. Auf der zweiten Stufe werden technische Konzepte vorgestellt, die bisher in der Literatur zur Beschreibung von Algorithmic Trading Software dienen. Auf der dritten Stufe werden die Prozesse der *Informationsbeschaffung* und *Informationsauswertung* erläutert und es wird gezeigt, dass die *Handelsstrategien* beide Prozesse dominieren.

4.2 Initiatoren von Algorithmic Trading

Wie das folgende Kapitel zeigt, ist der Hochfrequenzhandel ein Teilbereich von Algorithmic Trading (siehe Abbildung 4.3, S. 175). **ALDRIDGE** gliedert die Marktteilnehmer im Hochfrequenzhandel in Wettbewerber (*Competitors*), Investoren, Anbieter von Services und Technologien (*Services and Technology Providers*) und die Aufsichtsbehörden (*Government*).⁶¹² Die *Wettbewerber* bestehen aus Wertpapierhandelsfirmen, die Marktineffizienzen ausnutzen, um Talente konkurrieren und einen Zugang zu Handelskapital besitzen.⁶¹³ Das können Eigenhandelsabteilungen von Investmentbanken, Hedgefonds oder unabhängige Trading Akteure sein.⁶¹⁴ Die *Investoren* sind Marktteilnehmer, welche nach Möglichkeiten suchen, ihre Portfolios zu diversifizieren oder ihr Kapital investieren

611 Siehe Picot, Bortenlänger, Röhl (1996).

612 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

613 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

614 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

möchten.⁶¹⁵ Anbieter von Services und Technologien unterstützen den Hochfrequenzhandel, indem sie grundlegende Funktionen für die Marktteilnehmer bereit stellen.⁶¹⁶ Hierzu gehören, (1.) die elektronische Orderausführung, (2.) die Wertpapierverwahrung und das Clearing, (3.) die Handels-Software und Algorithmen sowie (4.) eine juristische Beratung, Buchhaltung und andere Services.⁶¹⁷ Die *US-Finanz-Aufsichtsbehörden* überwachen den laufenden Handel, sofern eine Kontrolle beim Hochfrequenzhandel aufgrund der hohen Geschwindigkeiten überhaupt möglich ist.⁶¹⁸

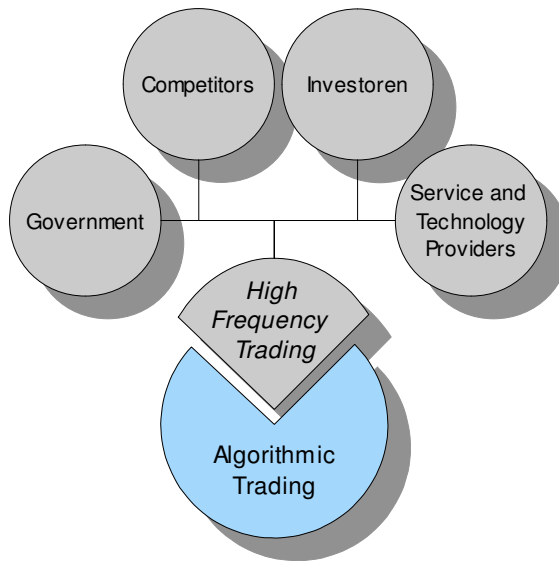


Abbildung 4.3: Gliederung der Akteure im Algorithmic Trading (nach Aldridge (2009))

615 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

616 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

617 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

618 Vgl. Aldridge (2009), S. 26.

Die obige Gliederung der Akteure konzentriert sich nur auf einen Teilbereich des Algorithmic Trading (*den Hochfrequenzhandel*). Andere Formen von Algorithmic Trading werden dadurch nicht erfasst. Die Gliederung ist nur auf die US-Finanzmärkte anwendbar. Sie umfasst alle Parteien, die am Hochfrequenzhandel mit Algorithmic Trading beteiligt sind. Aus der Gliederung geht aber nicht hervor, wer als Erzeuger einer Order (*als ihr Initiator*) in Frage kommt und wo die Transaktionsprozesse beginnen. Diese Frage ist aber grundlegend, weil der Initiator die Prozesse in der Algorithmic Trading Software steuert und darüber ihre Renditen bestimmt. Um diese Fragen zu beantworten, wird im Folgenden eine allgemeine Gliederung vorgeschlagen, die erstens für alle Teilbereiche des Algorithmic Trading anwendbar ist und sich zweitens nur auf die Erzeugung von Orders konzentriert (siehe Abbildung Nr. 4.4, S. 176).

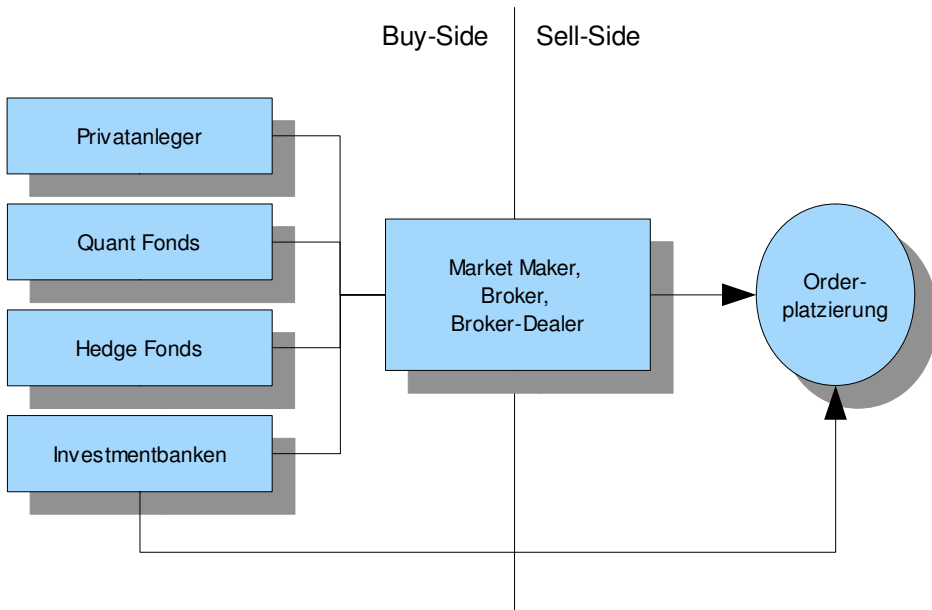


Abbildung 4.4: *Initiatoren im Buy-Side Algorithmic Trading, die Quelle einer Order*

Beim Initiator beginnen alle Transaktionsprozesse, die später mit der Ausführung/Abwicklung, Löschung oder Modifikation der Order enden. Als Initiatoren im Algorithmic Trading kommen *private* Investoren und *professionelle (institutionelle) Finanzintermediäre* gleichermaßen in Frage. Finanzintermediäre sind Institutionen, die das Kapital von den Anlegern entgegen nehmen und an Kapitalnehmer weitergeben/investieren.⁶¹⁹ Finanzintermediäre im engen Sinne lassen sich nach ihren Aufgaben in *Finanzgutachter*, *Finanzhändler* oder *Finanzauktionator* unterscheiden.⁶²⁰ Die Initiatoren im Algorithmic Trading können daher den *Finanzhändlern* zugeordnet werden, weil sie zum Wertpapierhandel Computer-Software einsetzen. Hier gibt es *Finanzhändler*, die über eine eigene *Infrastruktur zur Orderplatzierung* verfügen (z.B. *Investmentfonds*, *Hedgefonds*, *Banken*, *Broker*, *Broker-Dealer* und *Marktmacher*) oder diejenigen, die sich für die Orderplatzierung der Zugänge anderer *Finanzhändler* (*Marktmacher*, *Broker* und *Broker-Dealer*, *Privatanleger*) bedienen müssen (siehe Abbildung 4.4, S. 176).⁶²¹

619 Vgl. Hartmann-Wendels, Pfingsten und Weber (2004), S. 3.

620 Vgl. Hartmann-Wendels, Pfingsten und Weber (2004), S. 108.

621 Privatanleger verfügen über geringere finanzielle Mittel als institutionelle Investoren. Dadurch sind erstens ihre Investitionen in Hardware und Software begrenzt und zweitens die Mittel geringer, die für Spekulationen zur Verfügung stehen. Ambitionierte Privatanleger führen häufige Transaktionen im Tagesverlauf durch und haben dadurch den Begriff des *Daytrading* geprägt. (Als *Daytrading* beschreibt man den häufigen Kauf- und Verkauf von Wertpapieren im Tagesverlauf, mit dem Ziel aus den täglichen Kursschwankungen einen kurzfristigen Gewinn zu erwirtschaften. Vgl. Ryland (2003), S. 60.) Als Initiatoren kommen auch *Investmentfonds* in Frage, die aktiv Computermodelle im Börsenhandel einsetzen und für die sich die Bezeichnung *Quantitative Fonds (Quantfonds)* durchgesetzt hat. Vgl. Biermann (2007), S. 54. Ein in der Presse oft genanntes Beispiel für *Quantfonds* ist beispielsweise das Handelssystem *Chicco* der Fondsgesellschaft *Lingohr-Systematik-BB-Invest*. Vgl. Lingohr & Partner (2009), S. 3ff. Es lassen sich nur spekulative Angaben darüber machen, welche Bedeutung *Investmentbanken* und *Hedgefonds* als Initiatoren besitzen. Einblicke in deren geschlossene Geschäftswelt liefern nur Pressemitteilungen über ihre technischen Infrastruktur, Stellenanzeigen oder Meldungen von Kooperationspartnern. Fünftens kommen *Marktmacher* als Initiatoren in Frage. Sie werden von einer Börse verpflichtet, permanent Geld- und Briefkurse zu stellen. Die permanente Kursstellung wird durch automatische *Quote Machines* übernom-

4.3 Technik der Algorithmic Trading Software

4.3.1 Technische Konzepte für Algorithmic Trading

4.3.1.1 Überblick

Perspektive	Konzept	Inhalt
Praktiker, Laien	<i>Standard-Software für Algorithmic Trading</i>	Software-Produkte für Algorithmic Trading auf dem freien Markt werden nach gemeinsamen Eigenschaften beurteilt.
Finanzwissenschaftler	<i>Black Box Systeme</i>	Komplexe Analyseprozesse werden abstrakt dargestellt, weil, aufgrund der „Kultur der Geheimhaltung“, keine Informationen über Algorithmic Trading zu erhalten sind.
Informatiker, Praktiker	<i>CEP-Systeme</i>	Beschreibung von Systemen, die Daten ohne Zwischenspeicherung sofort auswerten.
Informatiker	<i>Neuronale Netze</i>	Beschreibung von komplexen Systemen, die lernfähig sind und ihre eigenen Fehler korrigieren können.

Tabelle 17: Übersicht technischer Konzepte zur Beschreibung von Algorithmic Trading

Um die Software-Programme für Algorithmic Trading zu beschreiben, werden in der Literatur unterschiedliche Konzepte angewendet (siehe Tabelle 17, S. 178). Wie die folgenden Abschnitte zeigen, interpretiert jedes dieser Konzepte die Prozesse beim Algorithmic Trading anders. Arbeiten, die sich an Praktiker und Laien wenden, versuchen, die Algorithmic Trading Software über ihre *historische Entwicklung* oder *Software Produkte* zu erklären.⁶²² Finanzwissenschaftler betrachten die Algorithmic Trading

men. Die sechste Gruppe bilden *Broker* und *Broker-Dealer*, die entweder mit der Order-Platzierung und mit der Abwicklung von Transaktionen beauftragt werden oder selbst Eigenhandel betreiben.

⁶²² Vgl. u.a. Kendall (2007).

Software als *Black Box Systeme* und beschreiben die hier ablaufenden Prozesse mit abstrakten Begriffen.⁶²³ Informatiker sehen im Algorithmic Trading neue Anwendungsbereiche für *CEP-Systeme* oder *neuronale Netze*.⁶²⁴ Im Folgenden werden all diese Konzepte kurz vorgestellt. Dabei wird deutlich, dass ein einheitliches Rahmenwerk fehlt, um diese Konzepte unter einem Dach zu vereinigen. Ein solches Rahmenwerk ist aber Voraussetzung, um die Prozesse zu analysieren.

4.3.1.2 Algorithmic Trading Standard-Software

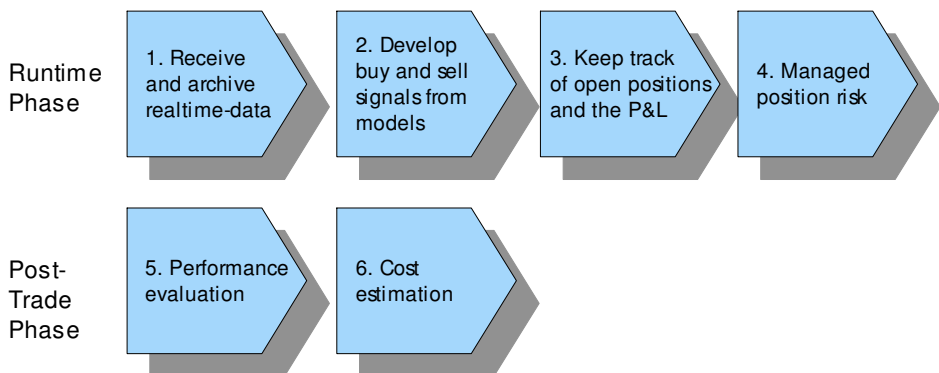


Abbildung 4.5: Workflow in der Runtime und Post-Trade Phase von einer typischen High Frequency Strategie (Quelle: Aldridge 2009, S. 29)

ALDRIDGE versucht die vielen unterschiedlichen Software-Produkte für Algorithmic Trading in einer Übersicht zu erfassen, welche die operativen Modelle nach ihren Teilaufgaben strukturiert.⁶²⁵ Sie konzentriert sich dabei ausschließlich auf Software-Produkte für den Hochfrequenzhandel.

⁶²³ Vgl. u.a. Aldridge (2009) und Narang (2009).

⁶²⁴ Vgl. u.a. Bates, Palmer (2006) oder Dempster, Jones (2001) für neuronale Netze.

⁶²⁵ Vgl. Aldridge (2009), S. 26ff.

Abbildung 4.5, S. 179, zeigt, welche Anforderungen (Aufgaben) ein Software-System ihrer Meinung nach erfüllen muss. Die Aufgaben lassen sich in eine aktive Phase (*Runtime Phase*) und eine passive Auswertung (*Post-Trade Phase*) untergliedern. Die *Runtime Phase* (auch Live Betrieb genannt) bezeichnet den laufenden Betrieb einer Software im realen Börsenhandel. Hier gibt es drei Funktionen: 1.) den Empfang von Echtzeitdaten und deren Archivierung in Datenbanken, 2.) die Ableitung von Kauf- und Verkaufs-Signalen aus diesen Daten mit Hilfe von Finanzmodellen, 3.) die Überwachung aller offenen Positionen sowie die Gewinn- und Verlustentwicklung des Portfolios und 4.) das Risikomanagement.⁶²⁶ Die *Post-Trade Phase* bezeichnet Auswertungen zur Leistungsfähigkeit und zum Erfolg der Algorithmen aus dem Live-Betrieb. Dies betrifft vor allem eine Übersicht über die Transaktionskosten, die durch den Betrieb der Software entstanden sind.

Wie die Autorin darstellt, verlangt die hohe technische Abhängigkeit aller Formen des Hochfrequenzhandels eine permanente, technische Pflege dieser Systeme.⁶²⁷ Die Software-Programme müssen gegen Stromausfall, Daten- oder Festplattenfehler, Computerviren oder Programmierfehler geschützt werden.⁶²⁸ Die technischen Möglichkeiten und Daten für Hochfrequenzhandel standen erst am Ende der 1980er zu Beginn der 1990er Jahre zur Verfügung und hat ihrer Meinung nach die Entstehung dieser Strategien stark geprägt.⁶²⁹

626 Dies erfolgt über eine besondere Software-Schnittstelle, mit der die Daten aufgefangen und decodiert werden (*Application Program Interface, API*). Vgl. Aldridge (2009), S. 29.

627 Vgl. Aldridge (2009), S. 5.

628 Vgl. Aldridge (2009), S. 5.

629 Vgl. Aldridge (2009), S. 9.

4.3.1.3 CEP-Systeme

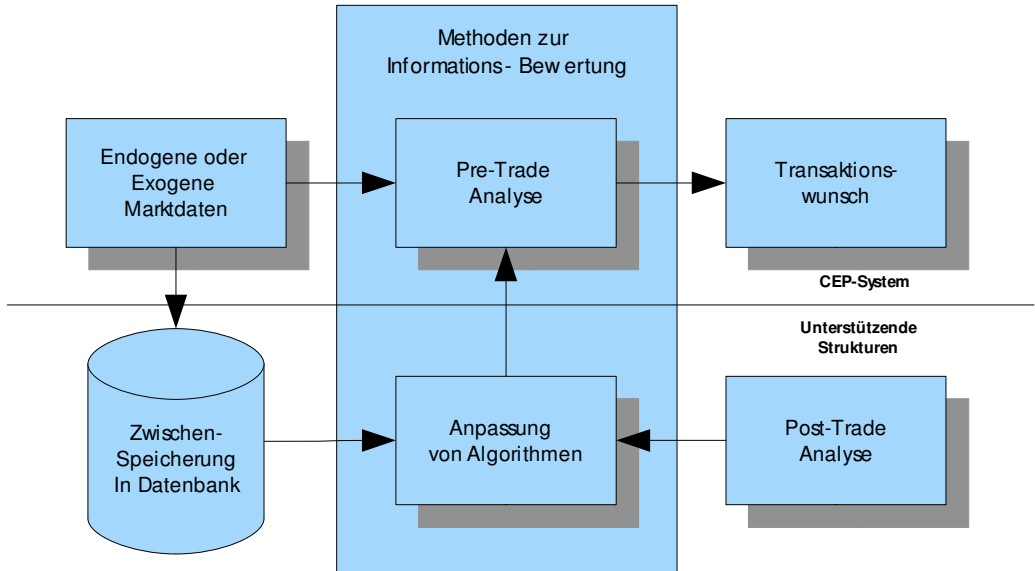


Abbildung 4.6: Möglicher Einsatz von CEP-Systemen zur Ordererzeugung im Algorithmic Trading

Der Sammelbegriff *Complex Event Processing (CEP)* beschreibt Werkzeuge, Methoden und Techniken, um Ereignisse kontinuierlich und zeitnah zu verarbeiten, noch während sie passieren.⁶³⁰ Die Anwendungsgebiete von *CEP* liegen in der Überwachung von Geschäftsprozessen und unternehmenskritischen Ressourcen (*Business Activity Monitoring*), im Sammeln von Messwerten aus der Außenwelt (*Sensor Netzwerke*), z.B. bei industriellen Anlagen oder Rauchmeldern, oder in der sofortigen Auswertung von Finanzmarktdaten (*beim Algorithmic Trading oder Risikomanagement*).⁶³¹ *CEP-Systeme* lassen sich sowohl beim Smart Order

⁶³⁰ Vgl. Eckert, Bry (2009), S. 1.

⁶³¹ Wie ECKERT UND BRY darstellen sind die zu erkennenden Informationen in *CEP-Systemen* über mehrere Ereignisse verteilt. *CEP-Systeme* haben die Aufgabe diese

Routing als auch beim *Sell-Side* Algorithmic Trading einsetzen, um den optimalen Transaktionszeitpunkt und -preis aus einer sich kontinuierlich verändernden Marktlage abzuleiten.⁶³²

Die Verwendung von *CEP-Systemen* für *Buy-Side* Algorithmic Trading ist noch nicht belegt. Theoretisch lassen sie sich so nutzen, dass die Algorithmen Mustererkennung in endogenen oder exogenen Marktdaten betreiben (Abbildung Nr. 4.6, S. 181).⁶³³ Wie in der Abbildung dargestellt, werten *CEP-Systeme* hier einen kontinuierlichen Strom von Marktdaten mit Hilfe von vordefinierten Algorithmen aus der *Pre-Trade* Analyse aus, um daraus einen Transaktionswunsch abzuleiten. Die Auswertung erfolgt auf dem Datenstrom, bevor eine Zwischenspeicherung in Datenbanken stattfindet. Diese hat den Vorteil, dass die Analyse-Ergebnisse unmittelbar nach dem Eintreffen der Daten zur Verfügung stehen. Die Rechenleistung der Computer (und damit die Rechenzeit) wird so für den wichtigen Analyseprozess aufgespart und nicht bei der Bearbeitung von Datenbanken konsumiert.

Informationen einzusammeln und Zusammenhänge dazwischen herstellen. Dabei ist zu unterscheiden, ob die Muster der komplexen Ereignisse a priori bereits bekannt sind oder bisher unbekannte Muster aufgedeckt werden sollen. Wenn die Muster im Vorfeld bekannt sind, dienen spezielle „Ereignis-Anfrage-Sprachen“ dazu, die Ereignisse effizient zu erkennen. Sind die Muster unbekannt werden *CEP-Systeme* mit den Methoden des maschinellen Lernens und Data Mining kombiniert. Vgl. Eckert, Bry (2009), S. 1-2.

632 Vgl. Bates, Palmer (2006), S. 6.

633 LIEBHART ET AL. Definieren *CEP-Systeme* als einen Zweig der *ESP-Technologie* (*Event Stream Processing, ESP*). Darunter sind Systeme zu verstehen, die eine große Anzahl von Ereignissen auswerten und mittels Filtern und anderen Verarbeitungsstufen die relevanten Informationen herausfinden. Das Einzelereignis verliert so an Bedeutung, während der Ereignisfluss an Bedeutung gewinnt. Vgl. Liebhart et al. (2008), S. 44. Der Fokus von *CEP-Systemen* liegt nach Meinung der Autoren „...im Aufspüren von Mustern unter einer Vielzahl von Ereignissen, sowie deren Nachrichteninhalten, die auch über verschiedene Datenströme verteilt sein können.“ Liebhart et al. (2008), S. 45.

4.3.1.4 Black Box Systeme

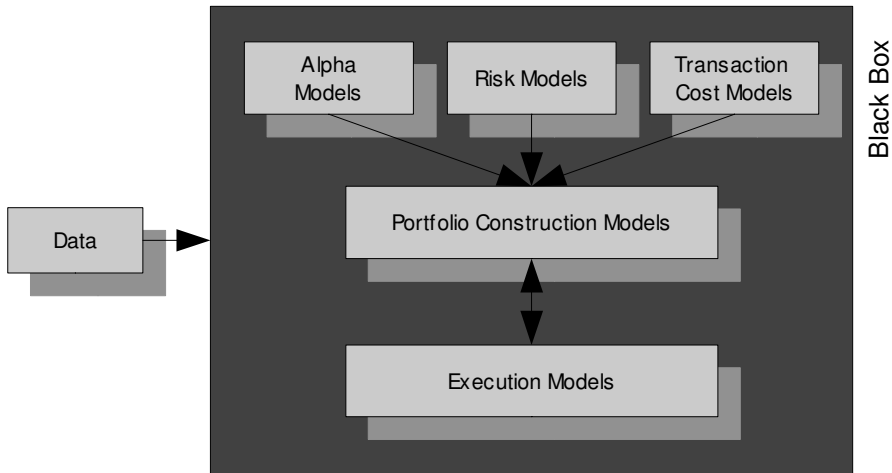


Abbildung 4.7: Schematische Darstellung einer quantitativen Handelsstrategie einer Black Box (Quelle: Narang (2009), S. 78)

Die Funktionsweise von *Black Box Systemen* liegt, wie der Name schon sagt, im Verborgenen. In der Literatur dazu gibt es dazu weder eine einheitliche Definition noch besteht Einigkeit über die Prozesse, die hier ablaufen. Deshalb werden in diesem Konzept nur abstrakte Begriffe verwendet. ALDRIDGE erklärt die Bestandteile von *Black Box Systemen* am Beispiel des Hochfrequenzhandels.⁶³⁴ Ihrer Meinung nach bestehen sie aus sieben Komponenten: (1.) einem Modul, um Handelssignale zu generieren und die Portfolio-Positionen zu überwachen (*Computerized Generation of Trading Signals*), (2.) Wissenschaftlicher Software für computergestützte Analyse und finanzielle Modellierung (*Computer Aided Analysis*), (3.) einem Modul zur Informationssammlung und Recherche (*In-*

⁶³⁴ Vgl. Aldridge (2009), S. 25f.

ternet-Wide Information Gathering), (4.) einer Handelssoftware zur optimalen Orderausführung (*Trading Software*), (5.) einem Risikomanagement-Modul, das die Einhaltung von standardisierten Parametern und Verluste und Gewinne überwacht (*Runtime Risk Management*), (6.) mobilen Applikationen mit denen die Entwickler die Funktionsweise der Software permanent *überwachen* können und (7.) der Einbindung *externer Forschung* zur erweiterten Information und Vorhersage.⁶³⁵ Wie die Autorin darstellt, können Teile dieser Systeme vorgefertigt werden.⁶³⁶

NARANG verfolgt eine prozessorientierte Sicht zur Erklärung von *Black Box Systemen*.⁶³⁷ Er beschreibt eine *Black Box* als ein System (aus der Finanzwelt), bei dem Input-Daten und Output-Daten bekannt sind, aber die inneren Funktionen (meist aus dem Bereich der *Quantitative Finance*⁶³⁸) Geschäftsgeheimnisse bleiben (siehe Abbildung 4.7, S. 183).⁶³⁹ Die Alpha-Modelle (*Alpha Models*) stehen für diejenigen Prozesse innerhalb der Software, die Vorhersagen über die Kursentwicklung treffen (z.B. ein Algorithmus zur Mustererkennung).⁶⁴⁰ Aufgabe der Transaktionskostenmodelle (*Transaction Cost Models*) ist es nicht, die Kosten des Trading zu minimieren, sondern das Portfolio-Konstruktions-Modell (*Portfolio Construction Model*) anzuweisen, wie das geplante Portfolio zu gegebenen Kosten erreicht werden kann.⁶⁴¹ Das Risikomanagement (*Risk Model*) soll Transparenz darüber schaffen, welcher Teil des Portfolios, welchen Risiken ausgesetzt ist.⁶⁴² Die Empfehlungen dieser einzelnen Modelle laufen im Portfolio-Konstruktions-Modell (*Portfolio Construction Model*) zusammen.⁶⁴³ Man unterscheidet hier heuristische Modelle, wel-

635 Vgl. Aldridge (2009), S. 25f.

636 Vgl. Aldridge (2009), S. 25f.

637 Vgl. Narang (2009), S. 12.

638 Für eine Erklärung des Begriffes *Quantitative Finance* siehe Abschnitt 4.4.2.2, S. 200, dieser Arbeit.

639 Vgl. Narang (2009), S. 12.

640 Vgl. Narang (2009), S. 21ff.

641 Vgl. Narang (2009), S. 67ff.

642 Vgl. Narang (2009), S. 55ff.

643 Vgl. Narang (2009), S. 79ff.

che das Portfolio auf Basis von (menschlichen) Erfahrungen steuern und regelbasierte Modelle, welche ein effizientes Portfolio anstreben.⁶⁴⁴ Die *Execution Models* entsprechen dem *Sell-Side* Algorithmic Trading, sie setzen die Transaktionswünsche der *Buy-Side* um.⁶⁴⁵

4.3.1.5 Neuronale Netze

Unter neuronalen Netzen (*NN*) versteht man allgemein Systeme, die dem menschlichen Gehirn nachempfunden sind.⁶⁴⁶ Sie bilden einen künstlichen Organismus, der selbstständig denken und lernen kann. Wie das menschliche Gehirn, müssen *NN* dazu erst mit Informationen (z.B. Marktdaten) trainiert werden, bevor sie ihre volle Leistungsfähigkeit erreichen.⁶⁴⁷ Im Algorithmic Trading geht es darum, mit Hilfe von *NN* Ein- und Ausstiegssignale, Kauf- oder Verkaufs-Befehle aus endogenen oder exogenen Marktdaten abzuleiten.⁶⁴⁸ „*Neuronale Netze*“ werden in der Literatur in Verbindung mit „*Fuzzy Logic*“ und „*Genetischen Algorithmen*“ genannt.⁶⁴⁹ Alle drei Begriffe zusammen beschreiben das Forschungsgebiet des *Soft Computing*. Die Anwendungsgebiete des *Soft Computing* in Bankprozessen reichen von der Optionspreisbewertung, bis hin zu Bond-Ratings und zur Portfolio-Konstruktion.⁶⁵⁰

644 Vgl. Narang (2009), S. 79ff.

645 Vgl. Narang (2009), S. 99ff.

646 Vgl. Schmidt (1999), S. 130.

647 Vgl. Yao, Tan (2001), S. 757f.

648 Für eine Anwendung von *NN* im Algorithmic Trading siehe z.B. Nagaya, Chenli, Hasegawa (2005).

649 Vgl. dazu u.a. Lippe (2006), sowie Fortuna, Rizzotto, Lavorgna, Nunnari, Xibilia, Caponetto (2005).

650 Vgl. Shapiro (2003), S.11ff.

Wenn *Soft Computing* im Finanzbereich angewendet wird, dienen neuronale Netze zur Vorhersage von Zeitreihendaten, indem die Netze automatisch lernen, Kurven zu optimieren (*Curve Fitting*).⁶⁵¹ Ihre Funktionsweise kann auf drei einfache Grundprinzipien reduziert werden: Informationen werden erst **gelernt**, dann **abgespeichert** und dann für die Optimierung und Prognosen **benutzt**.⁶⁵² Man unterscheidet zwei Varianten von Neuronalen Netzen: *Supervised*⁶⁵³ *NN* und *Un-Supervised*⁶⁵⁴ *NN*, je nachdem, ob Input- und Outputdaten bekannt sind.⁶⁵⁵ Abbildung 4.8, S. 187, zeigt die Funktionsweise eines Supervised NN.

651 Vgl. Shapiro (2003), S. 2.

652 Vgl. Shapiro (2003), S. 2.

653 Bei *Supervised NN* sind Input und Output bekannt und es wird versucht, eine sinnvolle Beziehung zwischen beiden herzustellen. Die Verbindung zwischen Input und Output wird über sogenannte Neuronen hergestellt. Die Idee dahinter ist, dass ein *NN* auch diejenigen Faktoren indirekt erfassen kann, die man entweder nicht kennt oder nur schwer operationalisieren kann. Der Prozess beginnt mit zufällig bestimmten Gewichten aller Neuronen im *NN*. Das *NN* versucht dann diese solange zu justieren, bis ein sinnvoller Zusammenhang mit den Output Daten hergestellt werden konnte. Da der Informationsfluss vom Input zum Output erfolgt, nennt man diese *NN* auch *Feed Forward Network*. Vgl. Shapiro (2003), S. 2ff.

654 Bei *Un-Supervised NN* ist der Output unbekannt. Für eine Prognose stehen also ausschließlich die Input-Daten zur Verfügung. KOHONEN stellte dazu 1988 die *Self Organizing Feature Map (SOFM)* vor. Dies ist ein sich selbst organisierendes System für die Verarbeitung komplexer Daten, dass sich am menschlichen Gehirn orientiert. Beim sogenannten *Mapping* werden Informationen nicht zentral gespeichert, sondern über Schlüsselpunkt miteinander in Beziehung gesetzt. Die Idee hinter einer *SOFM* besteht darin, den fehlenden Output über wiederkehrendes *Mapping* vorhersagen zu können. Anstatt die Neuronen in unterschiedlichen Ebenen anzuordnen, werden im *Un-Supervised NN* die Neuronen direkt mit den Input-Daten verknüpft, die Verbindungen zwischen Input und Kohonen Matrix (*Kohonen Layer*) sind mit individuellen Gewichten belegt. Das Trainieren des Kohonen-Netzwerks erfolgt über eine Vielzahl von Iterationen und Muster die als Vektoren codiert sind. Solche vorgegebenen Muster können z.B. aus der Beziehung zwischen Preis, Volumendaten und Marktindizes bestehen. Vgl. Shapiro (2003), S. 2ff und Kohonen (1988).

655 Vgl. Lippe (2006), S. 56.

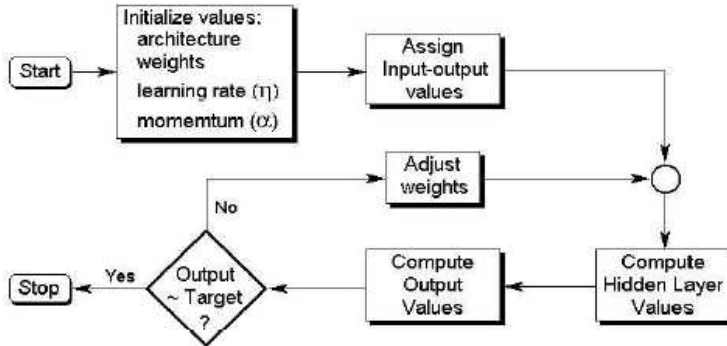


Abbildung 4.8: Beispiel für ein Supervised NN (Quelle: Shapiro (2003), S. 3).

Genetische Algorithmen dienen der Informationssuche nach Zufallsprinzipien und der Optimierung dieser Suchmethoden.⁶⁵⁶ Sie verfolgen die Hypothese, dass in einem großen Zustandsraum eine unbestimmbare Menge von Lösungen existieren, die einem Untersuchungs-Kriterium (hier die Übereinstimmung von Fitness-Wert und Fitness Funktion) entsprechen.⁶⁵⁷ Mit Hilfe genetischer Algorithmen können die besten Suchergebnisse dazu genutzt werden, um die Suchroutinen zu verbessern und den Suchort einzugrenzen.⁶⁵⁸ Die schwächsten Suchergebnisse werden vernachlässigt.⁶⁵⁹ SHAPIRO bezeichnet dieses Vorgehen als: „...*automated, intelligent approach to trial and error.*“⁶⁶⁰

Die Fuzzy Logic beschreibt schließlich Methoden, mit denen man Prognosen selbst unter unsicheren Bedingungen abgeben kann.⁶⁶¹ Die *Fuzzy Methoden* sind Bestandteil des Forschungsgebietes der Entscheidungs-

656 Vgl. Lippe (2006), S. 368ff.

657 Vgl. Shapiro (2003), S. 6.

658 Vgl. Shapiro (2003), S. 6.

659 Vgl. Shapiro (2003), S. 6.

660 Vgl. Shapiro (2003), S. 6.

661 Vgl. Lippe (2006), S. 296.

theorie. SHAPIRO zeigt die *Fuzzy Logic* am Beispiel der *FIS-Methode* (*Fuzzy Inference System*).⁶⁶² Die Idee dahinter ist die Transformation von unsicheren (Fuzzy-)Daten in ein beherrschbares Datenformat.

Die Pflege und Weiterentwicklung von NN, von *Genetischer Algorithmen* oder von *Fuzzy-Systemen* bindet sehr viele Ressourcen und Mitarbeiter, so dass die Programmierung eines solchen Systems sehr teuer werden kann.⁶⁶³ Dies könnte erklären, warum NN bisher nur im akademischen Bereichen dokumentiert sind, aber praktische Anwendungsbeispiele bislang fehlen. CHAN, WONG UND LAM benutzen beispielsweise ein dreistufiges Neuronales Netz, um die Aktienkurse auf Basis von historischen Daten vorherzusagen.⁶⁶⁴ Basis ihres Modells ist ein lernender Algorithmus (*Conjugate Gradient Learning Algorithm*) und eine multiple lineare Regression, die mit Gewichten initialisiert wird.⁶⁶⁵ Die Regression nutzt 10 unterschiedliche Varianten des *Exponential Moving Average (EMA)* als unabhängige Faktoren.⁶⁶⁶ Der Lernalgorithmus hilft dabei, das Modell in mehreren Durchläufen zu trainieren.⁶⁶⁷

662 Vgl. Shapiro (2003), S. 5 f und S. 20 Fußnote 3.

663 Zu den Kosten von Software-Programmierung vgl. Jalote (2005), S. 4.

664 Vgl. Chan, Wong, Lam (2000), S. 2ff.

665 Vgl. Chan, Wong, Lam (2000), S. 2ff.

666 Vgl. Chan, Wong, Lam (2000), S. 4.

667 Vgl. Chan, Wong, Lam (2000), S. 2.

4.3.1.6 Zusammenfassung

Mit den drei vorgestellten Konzepten versucht man, die Prozesse, die beim Algorithmic Trading ablaufen, vereinfacht darzustellen. Mit jedem Konzept werden aber nur bestimmte Formen von Algorithmic Trading betrachtet, so dass sich kein einheitliches Bild der Prozesse ergibt. Mit dem Konzept der *Black Box Systeme* werden die Prozesse beim Algorithmic Trading überhaupt nicht erläutert, sondern nur abstrakten Begriffen aus der Finanzwissenschaft zugeordnet. Dieses Konzept ist ungenau, weil es nicht aussagt, welche Formen von Algorithmic Trading damit beschrieben werden. Mit dem Konzept der *CEP-Systeme* werden nur Softwareprogramme beschrieben, deren Analyseprozesse in Echtzeit ablaufen und die nicht mehr auf Datenbanken angewiesen sind. Mit dem Konzept der neuronalen Netze betrachtet man nur lernfähige Softwareprogramme, die sehr komplexe Methoden zur Datenanalyse einsetzen. Über diese drei Konzepte hinaus, werden, im Zusammenhang mit Algorithmic Trading, häufig Begriffe wie z.B. *mechanische Handelsregeln*, *Program Trading* oder *Position Management* verwendet, um die Prozesse zu beschreiben.⁶⁶⁸ Diese Begriffe sind aber über die gesamte Literatur „verstreut“ und stehen in keinem erkennbaren Kontext zueinander.

Mit den bestehenden Konzepten lassen sich die Prozesse, die beim Algorithmic Trading ablaufen, also nicht ordnen. Es fehlt eine allgemeine, funktionale Übersicht von Algorithmic Trading Software, als Grundlage für eine Analyse der Prozesse. Im folgenden Abschnitt wird, unter Verwendung des Paradigmas der Software-Agenten, eine neue Gliederung für *Buy-Side* Algorithmic Trading Software vorgeschlagen. Diese Gliederung kann als Diskussionsgrundlage dienen, um ein einheitliches Rahmenwerk zu schaffen.

⁶⁶⁸ Vgl. z.B. Aldridge (2009), S. 21, Cordero (2010), S. 23, Kendall (2007), S. 10ff für die Verwendung der Begriffe.

4.3.2 Interpretation als Software-Agenten

4.3.2.1 Überblick

Die Software-Programme für *Buy-Side* Algorithmic Trading dienen allgemein der Informationsbewertung von Marktdaten, um einen Transaktionswunsch daraus abzuleiten. Die Automatisierung der Transaktionsprozesse bestimmt, wie viel Zeit für die Informationsphase zur Verfügung steht und welche Art von Software notwendig ist, um die Prozesse in der angegebenen Zeit zu bewältigen. In Abschnitt 2.3, S. 96, wurde dazu die Hypothese aufgestellt, dass die selbstständigen Software-Programme, die im Algorithmic Trading eingesetzt werden, Software-Agenten sind.

Im Folgenden wird die Annahme getroffen, dass sich beim *Buy-Side* Algorithmic Trading drei Agenten-Typen unterscheiden lassen (siehe Abbildung 4.9, S. 191 und Tabelle 18, S. 192). Die Software-Agenten können ausschließlich informative Wirkung haben, indem sie Kauf- und Verkaufssignale generieren und dem Investor auf einem Bildschirm anzeigen (*Agenten-Typ 1*). Software-Agenten können Datenströme vollautomatisch auswerten, Orders generieren und ohne menschliche Eingriffe an die Software-Agenten der *Sell-Side* weiterleiten (*Agenten-Typ 2*). Die Software-Agenten können nicht nur Datenströme vollautomatisch auswerten und Orders generieren, sondern auch aus ihren Fehlern lernen und ihre eigene Leistungsfähigkeit optimieren (*Agenten-Typ 3*).

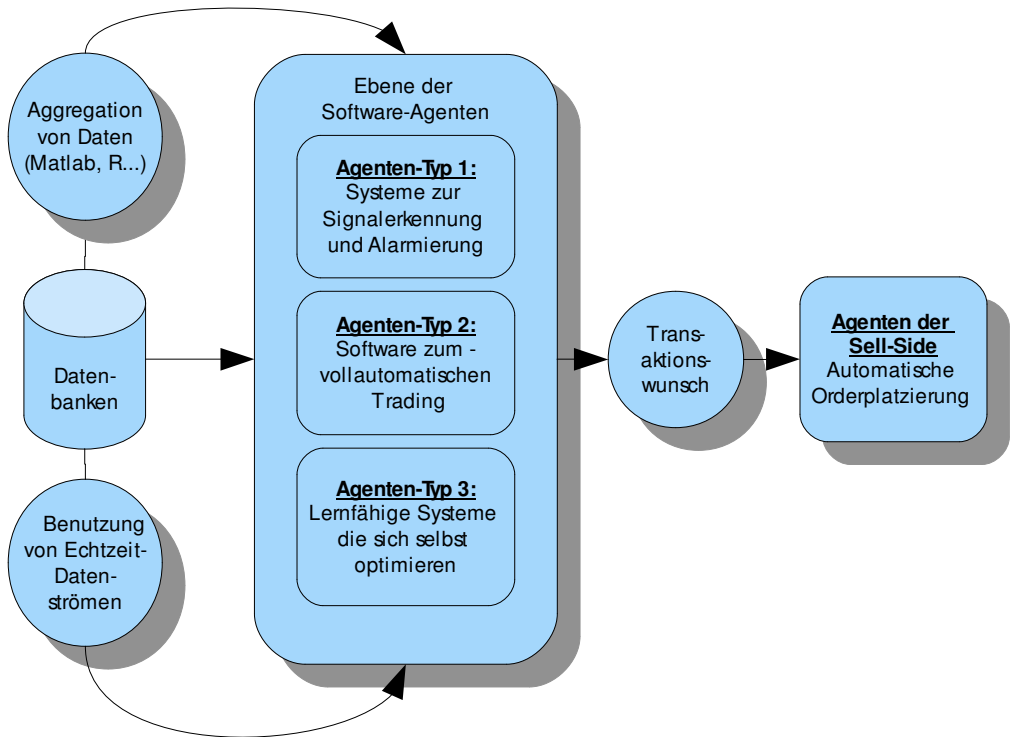


Abbildung 4.9: Entwicklungsstufen von Software-Agenten beim Algorithmic Trading auf der Buy-Side

4 Buy-Side Algorithmic Trading

Eigenschaften der Software-Agenten	Agenten-Typ 1	Agenten-Typ 2	Agenten-Typ 3
<i>Autonomie</i>	Aufgaben sind auf komplexe Datenanalyse beschränkt	Software übernimmt alle technischen Aufgaben der Initiatoren	Wie Typ 2 + Software soll aus eigenen Fehlern lernen.
<i>Soziales Verhalten</i>	Liegt nur dann vor, wenn Software-Agenten, die Aggregation der Marktdaten auf der Vorstufe übernehmen	Liegt nur dann vor, wenn eine Kommunikation mit anderen Software-Agenten aus vor- und nachgelagerten Prozessen stattfindet. Für eine Interaktion mit dem Benutzer ist keine Zeit mehr.	
<i>Reaktionfähigkeit</i>	Agent fordert den Benutzer auf, sein Verhalten zu ändern oder die Entscheidungsparameter anzupassen.	Programm reagiert selbstständig auf Änderungen in den Marktdaten	Wie Typ 2 + ergänzt durch Lernfähigkeit
<i>Zielorientierung</i>	Ziel ist die visuelle Darstellung des Transaktionswunsches	Ziel ist die automatische Übermittlung des Transaktionswunsches	Wie Typ 2 + Korrektur eigener Fehler.
<i>Persistenz</i>	Liegt nur dann vor, wenn eigenständige Software-Programme immer wiederkehrende Aufgaben übernehmen.		
<i>Adaptivität</i>	Liegt nur dann vor, wenn das Software-Programm über entsprechende Anpassungsmechanismen verfügt.		Idealdefinition.
<i>Charakter</i>	Optional		
<i>Flexibilität</i>	Anpassung der Datenanalyse	Umfangreiche Transaktionsprozesse betroffen	
<i>Mobilität</i>	Plattformunabhängige Programmierung der Software.		

Tabelle 18: Eigenschaften von Software-Agenten und Zuordnung im Algorithmic Trading (Buy Side)

4.3.2.2 Systeme zur Signalerkennung und Alarmierung

Der Agenten-Typ 1 analysiert Marktdaten, um daraus selbstständig eine Investitionsentscheidung oder einen Transaktionswunsch abzuleiten. Die Marktdaten können aus Echtzeitdatenströmen stammen oder aus Datenbanken⁶⁶⁹ abgerufen werden oder können bereits mehrere Aggregationsstufen in anderen Software-Programmen durchlaufen haben. Die Klassifikation als Software-Agent ist aber nur dann zutreffend, wenn diese Datenaggregation durch andere Software-Agenten übernommen wird. Für die Aggregation oder Bereinigung der Daten kommen sonst wissenschaftliche Software (z.B. Matlab⁶⁷⁰) oder Standardprogramme (z.B. EXCEL⁶⁷¹) in Frage. Der Transaktionswunsch wird dem Investor auf dem Bildschirm angezeigt. Der Investor hat dann die Wahl, ob er dieser Emp-

669 Datenbanken dienen allgemein dazu, verteilte Daten zu konzentrieren, in logischen Zusammenhängen abzuspeichern und zu verwalten. Zur Beschreibung von Datenbanken vgl. Schubert (2007).

670 Wissenschaftliche Analyseprogramme (z.B. Matlab, Mathematika, R, SPSS) sind fester Bestandteil von Bankprozessen und werden z.B. für Risikomanagement oder Zeitreihenanalyse von Kursdaten verwendet. Viele dieser Programme verfügen über vorbereitete Schnittstellen zu Standard-Datenbanken oder Datei-Importe, um die Arbeit mit großen Datenmengen zu erleichtern.

671 EXCEL ist fester Bestandteil des MS Office Pakets von Microsoft und auf fast jedem Computer zu finden, der auch Windows als Betriebssystem hat. EXCEL kann über eine interne Schnittstellen (DDE-Interface) mit anderen Windows-Programmen, dem Internet, einem Intranet etc. vernetzt oder ferngesteuert werden. Die mit EXCEL verbundene Programmiersprache Visual Basic (VB) stellt weitere Funktionen zur Verfügung, die es zur Programmierung von Software-Agenten attraktiv machen. VB ist eine auf dem Windows Betriebssystem aufgebaute Programmiersprache (siehe auch .NET Programmierung). Über die DDE-Schnittstelle werden z.B. Kursdaten von Daten-Vendoren in Echtzeit EXCEL importiert. Mit Hilfe von VB-Skripten können diese Kursdaten dann ausgewertet und Kauf- und Verkaufssignale abgeleitet. Diese Signalen werden in Kursgrafiken markiert oder der Anleger per Bildschirmanzeige alarmiert. Der Investor sieht die Kauf- und Verkaufssignale auf seinem Monitor und kann darauf reagieren, indem er z.B. seinen Broker anruft. Alternativ kann EXCEL auch automatische Orders über die DDE-Schnittstelle übermitteln.

fehlung folgt, oder nicht. Der Agenten-Typ 1 ist dann die geeignete Form für Algorithmic Trading, wenn für die Informationsbeschaffung und -auswertung viel Zeit zur Verfügung steht und die Transaktionsprozesse nicht vollautomatisch per *STP* durchlaufen werden müssen.

Man könnte argumentieren, dass die allgemeinen Eigenschaften der Software-Agenten für diesen speziellen Typ nicht erfüllt sind, weil die Aufgaben der Agenten zu einfach sind, weil die Kommunikation mit dem Benutzer auf Bildschirmdarstellung beschränkt ist und weil keine automatischen Orders erzeugt werden. Diesen Argumenten kann man entgegen, dass der Agenten-Typ 1 nur die Entscheidung zur Umsetzung des Transaktionswunsches dem Investor überlässt. Die Software übernimmt aber kritische Analyseprozesse, kommuniziert selbstständig mit Software-Programmen, welche Marktdaten verwalten, und formuliert den Transaktionswunsch auch selbstständig.

4.3.2.3 Software-Agenten zum vollautomatischen Trading

Der Agenten-Typ 2 analysiert ebenfalls Marktdaten, um daraus selbstständig eine Investitionsentscheidung/ Transaktionswunsch abzuleiten. Im Gegensatz zu Typ 1 überlässt er die Entscheidung diesen Transaktionswunsch auszuführen aber nicht mehr dem Investor/Broker, sondern übermittelt die Kauf- oder Verkaufsentscheidung gleich selbst an die Software-Agenten der *Sell-Side*. Der Agenten-Typ 2 ist dann die geeignete Form für Algorithmic Trading, wenn für die Informationsbeschaffung und -auswertung nur wenig Zeit zur Verfügung steht und die Transaktionsprozesse einen hohen Grad an *STP* anstreben. Der Mensch ist bei dieser Form von Algorithmic Trading nicht mehr an den Transaktionsprozessen beteiligt, so dass eine hohe Reaktionsgeschwindigkeit realisierbar ist.

Man könnte bei diesem Typ wiederum argumentieren, dass die Eigenschaften der Software-Agenten nicht erfüllt werden, weil der Benutzer nur über die laufenden Prozesse informiert wird und nicht in die Software eingreift (*Soziales Verhalten*). Diesem Argument könnte man aber entgegen, dass besonders Typ 2, zur Erfüllung seiner Aufgaben, selbstständig mit anderen Software-Programmen kommunizieren muss, weil keine Zeit mehr für menschliche Entscheidungsprozesse vorgesehen ist.

4.3.2.4 Lernfähige Software-Agenten

Der Agenten-Typ 3 analysiert genauso wie die vorherigen Typen Marktdaten, die aus Echtzeitdatenströmen, Datenbanken stammen oder in aggregierter Form zugeführt werden. Dieser Typ trifft die Investmententscheidung selbstständig und übermittelt sie, ohne Medienbrüche und menschliche Eingriffe, an die Software-Agenten der *Sell-Side*. Im Gegensatz zu Typ 2 sind diese Software-Agenten aber in der Lage, ihre eigenen Handlungen zu protokollieren, zu analysieren und aus ihren eigenen Fehlern zu lernen. Der Agenten-Typ 3 verfolgt die implizite Annahme, dass die Anpassung und Weiterentwicklung der Computerprogramme autonome Prozesse sind, die durch menschliche Eingriffe behindert werden. Dieser Typ ist dann die geeignete Form für Algorithmic Trading, wenn nur wenig Zeit in der Informationsphase zur Verfügung steht und wenn die Software-Systeme, z.B. aufgrund schlechter Datenlage, permanent dazu lernen müssen. Eine Diskussion dieses Agenten-Typen erübrigt sich, weil seine Eigenschaften der Idealdefinition von Software-Agenten entsprechen.

4.3.2.5 Zusammenfassung

Die hier vorgeschlagene Gliederung der Software-Agenten beim Algorithmic Trading bildet eine Grundlage für die Analyse der Prozesse im folgenden Abschnitt. Die technischen Konzepte lassen sich in diese neue Gliederung einordnen und die Prozesse, die beim Algorithmic Trading stattfinden, können strukturiert werden (siehe Abschnitt 4.4, S. 197).

Der Agenten-Typ 1 besteht aus Software-Programmen die ausschließlich Kauf- und Verkaufsempfehlungen generieren und dem Finanzhändler Alarmsignale mitteilen. Dem Agenten-Typ 2 lassen sich Standard-Software, Black Box Systeme und *CEP-Systeme* zuordnen. Der Agenten-Typ 3 findet sich in der Realisierung von neuronalen Netzen wieder.

Insgesamt muss man aber feststellen, dass sich die Interpretation von Algorithmic Trading Programmen als Software-Agenten noch nicht eindeutig beweisen lässt. Die Zuordnung der Eigenschaften zu den Agenten-Typen 1 und 2 gibt Anlass zu Diskussionen. Denn es fehlt ein Rahmenwerk, aus dem die technischen Eigenschaften von Algorithmic Trading Software eindeutig hervorgehen. Die oben stehende Gliederung von Software-Agenten ist jedoch unbedingt notwendig, um einen Überblick über die Prozesse beim Algorithmic Trading zu gewinnen. Nur so lassen sich alle technischen Konzepte und Begriffe zur Beschreibung von Algorithmic Trading Software zusammenführen, die bisher in der Literatur genannt wurden.

4.4 Prozesse innerhalb der Software

4.4.1 Informationsbeschaffung und -bereitstellung

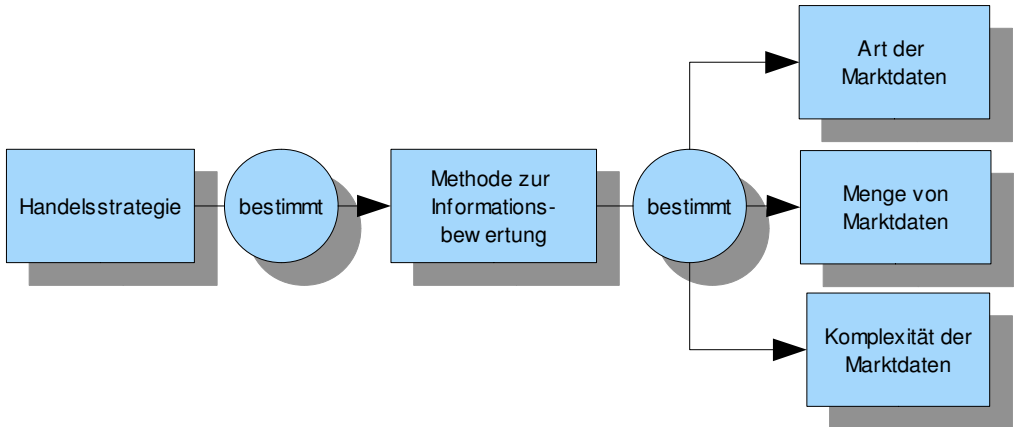


Abbildung 4.10: Einfluss der Handelsstrategien auf die Informationsbeschaffung

Auf der Grundlage der drei genannten Typen von Software-Agenten kann man die Teilprozesse, die beim Algorithmic Trading ablaufen, nun strukturieren und die Begriffe, die zu deren Beschreibung, bisher ohne sichtbare Ordnung, verwendet werden, in Beziehung zueinander setzen.

Zunächst kann man, mit den Erkenntnissen aus Abschnitt 2.1.3.2, S. 52, die Teilprozesse der *Informationsbeschaffung* und *-bereitstellung* wie folgt darstellen (siehe Abbildung 4.10, S. 197). Diese Teilprozesse dienen dazu, *endogene* und *exogene* Marktdaten einzusammeln und so aufzubereiten, dass daraus eine Kauf- oder Verkaufsentscheidung abgeleitet werden kann. Die *Handelsstrategie* des Investors bestimmt die *Methode zur Informationsauswertung*. Die *Methode zur Informationsauswertung* erfordert wiederum *Marktdaten* mit bestimmten Eigenschaften.

Diese Anforderungen beziehen sich auf die Art, Menge und Komplexität der Daten. Es kommen sowohl qualitative als auch quantitative Daten in Betracht. Je mehr (komplexe) Daten für eine Auswertungsmethode benötigt werden, desto länger dauert die Datenbeschaffung und -aufbereitung. Je weniger (einfache) Daten für die Informationsbewertung notwendig sind, desto schneller können diese vorbereitenden Prozesse ablaufen. Der Zeitraum, der für die Bearbeitung der einzelnen Aufgaben zur Verfügung steht, wird durch die Handelsfrequenz bestimmt. Je höher die Handelsfrequenz einer Strategie ausfällt, desto schneller muss die Datenversorgung erfolgen. Je niedriger die Handelsfrequenz ist, desto mehr Zeit steht für die Datenbeschaffung und -aufbereitung zur Verfügung. Insgesamt kann man feststellen, dass die Handelsstrategie diesen Teilprozess dominiert.

4.4.2 Informationsauswertung

4.4.2.1 Überblick

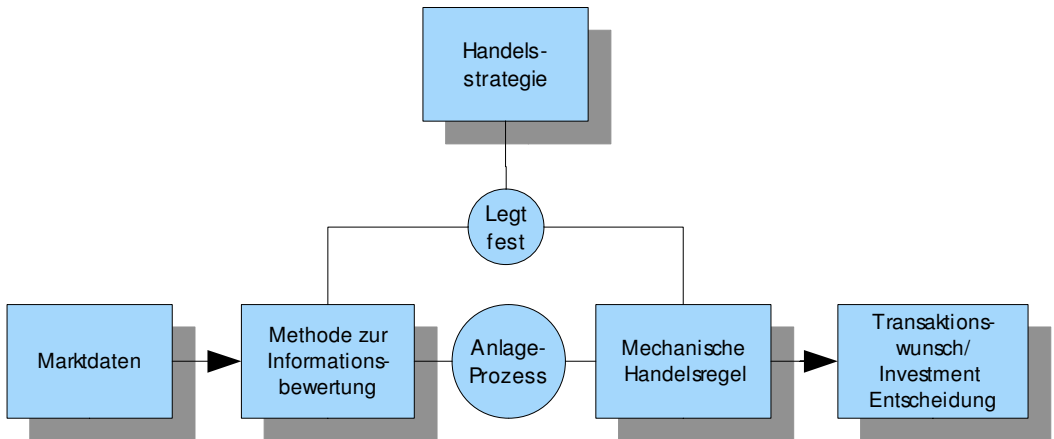


Abbildung 4.11: Aufgaben von Algorithmic Trading in der Informationsauswertung

Als nächstes kann man, auf Basis der Erkenntnisse aus dem Abschnitt 2.1.3.3, S. 58, den Teilprozess der *Informationsauswertung* strukturieren. Dieser Teilprozess wird im Börsenhandel (beim Algorithmic Trading) unendlich oft wiederholt und dient dazu, aus den verfügbaren Marktdaten einen Transaktionswunsch abzuleiten.

Abbildung 4.11, S. 199, strukturiert die Prozessabläufe bei der *Informationsauswertung* wie folgt. Der Investor muss zunächst darüber entscheiden, welche *Methode der Informationsauswertung* für die Realisierung seiner Strategie am besten geeignet ist. Die Methode wird in die Anlageprozesse beim Investor eingebunden und für die langfristige und auch die kurzfristigen Allokation von Kapital in einem bestehenden Portfolio benutzt. *Anlageprozesse* und *Informationsbewertung* verschmelzen auf diese Weise miteinander. Auf dem Höhepunkt der Analysen führen alle

Ergebnisse zu einer Investment-Entscheidung des Investors, die sich auf ein bestehendes Portfolio auswirkt. Wenn man die Auswertung der Daten automatisiert bzw. mechanisiert, kann man sie auch als mechanische Handelsregeln (*Trading Rules*) bezeichnen.

Die einzelnen Bestandteile dieses Prozesses werden in den folgenden Abschnitten kurz erläutert. Der Zeitraum der für die Bearbeitung der einzelnen Aufgaben zur Verfügung steht wird wiederum durch die Handelsfrequenz bestimmt. Je höher die Handelsfrequenz, desto schneller müssen die Aufgaben erledigt werden. Je mehr Daten verwendet werden und je komplexer diese sind, desto mehr Zeit verbrauchen die Prozesse. Je geringer die Handelsfrequenz einer Strategie ist, desto mehr Zeit steht für die Informationsauswertung und die Anlageprozesse zur Verfügung. Je weniger Daten eine Methode erfordert und je weniger Dimensionen, desto weniger Zeit verbrauchen diese Prozesse. Insgesamt kann man feststellen, dass auch in diesem Teilprozess die Strategie des Investors dominiert.

4.4.2.2 Methoden zur Informationsauswertung

Folgt man der Abbildung 4.11, S. 199, so bilden die *Methoden zur Informationsauswertung* den Kern des Algorithmic Trading in diesem Prozess. Eine Übersicht über alle Methoden ist ohne Anhaltspunkte unmöglich. Ein – wenn auch nur sehr allgemeinen Ansatz – liefert aber das Forschungsgebiet der *Quantitative Finance*. *Quantitative Finance* beschäftigt sich allgemein mit allen quantitativen Techniken, die Menschen für die Bewertung von Finanzkontrakten einsetzen.⁶⁷² Sie ist eng mit dem Bereich der *Computational Finance* verbunden. Unter *Computational Finance* versteht man die Mathematik der Computerprogramme die Finanz-

⁶⁷² **DERMAN** interpretiert die Schwankungen der Finanzkontrakte eher als ein Produkt der menschlichen Psyche, als (natur-)wissenschaftlicher Zusammenhänge. Die *Quantitative Finance* ist eine pragmatische Studie dieses Verhaltens an der Oberfläche anstatt in die Tiefe zu gehen. Vgl. Derman (2004), S. 28.

modelle oder -systeme realisieren.⁶⁷³ Generelles Ziel der *Quantitative Finance* ist es, das Preisverhalten der Finanzinstrumente unter wechselnden Rahmenbedingungen über einen bestimmten Zeitraum vorherzusagen.⁶⁷⁴ Viele Autoren setzen voraus, dass die Methoden zur Informationsauswertung beim Algorithmic Trading mit den Methoden der *Quantitative Finance* übereinstimmen. Jedoch ist keiner der Autoren in der Lage, diese Methoden genau einzugrenzen.⁶⁷⁵

4.4.2.3 Anlageprozesse

Ziel der Anlageprozesse in Abbildung 4.11, S. 199, ist die Allokation von Kapital in einem bestehenden Portfolio (*Asset Allocation*). Diese Aufgabe könnte man auch als Frage formulieren, wie man im Algorithmic Trading ein optimales Portfolio zu gegebenen Transaktionskosten erreichen kann.

673 Vgl. Los (2001), S. 11.

674 Vgl. Dash (2004), S. 7.

675 **FABOZZI, FOCARDI UND KOLM** sehen die Ursprünge des Algorithmic Trading in den 1980er Jahren, als Wissenschaftler und sogenannten „*Quant Boutiques*“ (spezialisierte Wertpapierhandelsfirmen) damit begannen, Methoden mit Fraktalen, adaptive Programmierung, komplexe nicht-lineare stochastische Modelle usw. einzusetzen. Nach einer Studie aus 2006 haben sich in der Praxis vor allem, Multifaktorenmodelle/Regressionsanalysen und Momentum Modelle durchgesetzt. Vgl. Fabozzi, Focardi, Kolm (2010), S. 19-20. Für **KESTNER** besteht die Tätigkeit eines quantitativen Händlers in der Anwendung numerischer und statistischer Methoden, die den Zeitpunkt von Kauf- und Verkauf bestimmen. Er betrachtet einzelne Strategien die der *Quantitative Finance* zugeordnet werden können (z.B. „*Selling Winners and Buying Losers*“, Trendfolgesysteme, Fundamentalanalyse), aber er scheidet daran eine umfassende Übersicht über die numerischen und statistischen Methoden zu entwickeln, die ihre Prozesse ausmachen. Vgl. Kestner (2003), S. 4. Für **NARANG** sind Handelsstrategien mit quantitativen Methoden und automatische Black Boxes untrennbar miteinander verbunden. Er trennt die Methoden und Strategien nicht, sondern betrachtet die Strategien als abstrakte Prozesse, deren Inhalte sich bis zu einem gewissen Maß rekonstruieren lassen. Vgl. Narang (2009), S. 12ff. Die Liste der Autoren, die eine Verbindung zwischen *Quantitative Finance* und Algorithmic Trading sehen, ließe sich fast unendlich fortsetzen. Kaum einer der Autoren trennt Strategien und Methoden voneinander oder ist in der Lage eine Übersicht über die Methoden anzufertigen.

Für die Allokation werden wiederum Algorithmen benutzt, die sich jedoch von den oben genannten Methoden zur Informationsbewertung durch ihre Portfolio-Orientierung unterscheiden.⁶⁷⁶

Die Herleitung optimaler Portfolios auf Basis von **MARKOWITZ** wird in der Literatur ausführlich diskutiert.⁶⁷⁷ **FABOZZI, KOLM, PACHAMANOVA UND FOCARDI** geben einen Überblick über die aktuelle Forschung und wie quantitative Methoden dafür eingesetzt werden können.⁶⁷⁸ In der Literatur ist bisher aber kein klarer Ansatz zur Asset Allocation zu erkennen, der sich auf Algorithmic Trading übertragen lässt.⁶⁷⁹ Es gibt einfach zu viele unterschiedliche Ansätze, optimale Portfolios herzuleiten, und die Modelle sind einem stetigen Wandel unterworfen.

4.4.2.4 Mechanische Handelsregeln

Abschließend kann man noch den Begriff mechanische Handelsregeln aus Abbildung 4.11, S. 199, erläutern. **FABOZZI** definiert den Begriff mechanische Handelsregeln im Zusammenhang mit der Chart-Analyse.⁶⁸⁰ Die Chart-Analyse beschreibt eine Methode zur Auswertung geometrischer Muster in Kursgrafiken. Nach seiner Definition zeigen mechanische Handelsregeln dem Finanzhändler, wann eine Aktie gekauft, ver-

676 Vgl. Aldridge (2009), S. 213f.

677 Vgl. Markowitz (1952).

678 Vgl. Fabozzi, Kolm, Pachamanoa und Focardi (2007), S. 17ff.

679 **ALDRIDGE** stellt fest, dass die Optimierung eines Portfolios im Hochfrequenzhandel ein sehr zeitintensiver Prozess ist, denn je mehr Wertpapiere darin enthalten sind, desto komplexer wird die Festlegung der einzelnen Gewichte in begrenzter Zeit. Vgl. Aldridge (2009), S. 213f. Wie **FABOZZI** darstellt, können in die Modelle zur Asset Allocation auch Überlegungen zu Transaktionskosten mit einfließen. Vgl. Fabozzi (2009), S. 361. **COLIN** stellt bereits im Jahr 2000 fest, dass sich die Hauptteil von Algorithmic Trading Programmen auf die Auswertung aktueller Marktdaten konzentriert. Seiner Meinung nach, müssen der Asset Allocation und dem Risikomanagement mindestens genauso viel Beachtung geschenkt werden. Vgl. Colin (2000), S. 173.

680 Vgl. Fabozzi (2009), S. 154.

kauft oder ein Leerverkauf getätigt werden sollte.⁶⁸¹ Die gleiche Definition greifen **FABOZZI UND MARKOWITZ** auf.⁶⁸² **CHATURVERDI** beschreibt mechanische Handelsstrategien so, dass Investmententscheidungen nicht mehr auf Basis grafischer Auswertungen der Chart-Analyse stattfinden, sondern anstelle geometrischer Muster, arithmetische Formeln und Verhältnisse benutzt werden.⁶⁸³

Bei allen unterschiedlichen Definitionen besteht Einigkeit darüber, dass der Begriff mechanische Handelsregel (englisch: *Trading Rules*) die Entscheidungs-Prinzipien eines Investors bei der Datenanalyse beschreibt. Dabei werden feste Bedingungen⁶⁸⁴ für den Kauf- oder Verkauf von Wertpapieren definiert, die mit einem Erwartungswert über den künftigen Kursverlauf verbunden sind.⁶⁸⁵ Diese Definition kann auf alle Formen von Algorithmic Trading übertragen.

681 Vgl. Fabozzi (2009), S. 154.

682 Vgl. Fabozzi, Markowitz (2002), S. 204.

683 Vgl. Chaturverdi (1999), S. 12.

684 Welche Bedingungen mit welchem erwarteten Kursverlauf in Verbindung stehen, hängt von der beabsichtigten Handelsstrategien ab (siehe Abschnitt 4.4.3, S. 204, dieser Arbeit). In der Fundamentalanalyse werden Bedingungen aus Bilanzkennzahlen konstruiert, in der Chart-Analyse auf Basis geometrischer Funktionen. Neuronale Netze schaffen ihre eigenen Entscheidungsprozesse. Bei der Verwendung von Textnachrichten basiert das Entscheidungsprinzip auf der Auswertung, Klassifikation und Interpretation von Texten.

685 **INGBER UND MONDESCU** unterscheiden zwei generelle Konzepte, um *mechanische Handelsregeln* zu entwickeln. Das erste Konzept besteht darin, auf Basis von historischen Zeitreihendaten das Verhalten der Marktteilnehmer zu analysieren und darauf eine Prognose über die zukünftige Kursentwicklung abzugeben (*datengetriebene Modellierung*). Die mechanischen Handelsregeln werden hier mit lernbasierten, induktiven Techniken, mit neuronalen Netzen oder Fuzzy Logic aus Daten der Vergangenheit abgeleitet. Die Handelsregeln werden optimiert, um die Profitabilität der Investmentstrategie zu verbessern (*Fitting*). Das zweite Konzept besteht darin, ein physikalisch, mathematisches Modell von Grund auf neu zu schaffen, ohne es an Daten aus der Vergangenheit zu orientieren (*deterministisches Verfahren*). Mechanische Handelsregeln werden hier durch eine Hypothese getrieben, mit unbekanntem Daten bewiesen oder widerlegt. Vgl. Ingber, Mondescu (2000), S. 2.

4.4.3 Handelsstrategien

4.4.3.1 Überblick

Handelsstrategie	Beschreibung	Umsetzung im Algorithmic Trading	
		Teilprozess der Informationsbeschaffung	Teilprozess der Informationsauswertung
<i>Momentum-Strategie</i>	Ausnutzung des Momentum-Effekts bzw. der seriellen Korrelation von Aktienkursen	Verwendung von Zeitreihendaten	Schätzung des Momentum-Effektes
<i>Econophysics</i>	Vorhersage der Art von Preisfluktuationen und Eigenschaften der Verteilungen	Verwendung von (hoch-dimensionalen) Zeitreihendaten	Anwendung von Methoden der statistischen Physik
<i>Verwendung von Textnachrichten</i>	Analyse von Nachrichtenmeldungen die Prognose-Wirkung für zukünftige Kurse haben	Aktive Suche nach Informationen oder passives Empfangen von Datenströmen	Von der einfachen Auswertung von Textnachrichten, zur Klassifikation von Texten bis hin zur Sentiment-Analyse psychologischer Stimmungsbilder
<i>Chart-Analyse</i>	Vereinfachung, Skalierung oder Glättung von Zeitreihen mit dem Ziel der Mustererkennung	Daten-Aggregation bzw. vereinfachte Darstellung in Kursgrafiken	Suche nach wiederkehrenden („technischen“) Mustern
<i>Fundamental-analyse</i>	Auswertung von Bilanzkennzahlen mit dem Ziel, den wahren Unternehmenswert zu bestimmen	Beschaffung von Bilanzkennzahlen, Unternehmens- und Marktdaten	Identifikation von über- oder unterbewerteten Unternehmen, z.B. durch Methoden der Bilanzanalyse
<i>Statistische Arbitrage</i>	Ausnutzung von Arbitragemöglichkeiten zwischen Märkten oder replizierbaren Auszahlungsströmen	Auswertung von <i>Pre-Trade</i> Daten aus Orderbüchern oder <i>Post-Trade</i> Daten über abgeschlossene Transaktionen	Überwachung von Märkten oder Wertpapier-Kombinationen auf Arbitragemöglichkeiten

Tabelle 19: Einfluss der Handelsstrategien auf die Prozesse beim Algorithmic Trading

Mit den Abbildungen 4.10 und 4.11, S. 197f, stehen zwei Übersichten für die Prozesse in der *Informationsphase* beim Algorithmic Trading zur Verfügung. Bei der Betrachtung beider Abbildungen wird deutlich, dass die *Handelsstrategie* der wichtigste Bestandteil in der *Informationsphase* ist. Denn die Strategie nimmt Einfluss auf die Auswahl der Datenbasis, die *Wahl der Auswertungsmethode*, die *Handelsfrequenz* und die *Formulierung der mechanischen Handelsregeln*.

Es gibt keine universelle Gliederung von Investmentstrategien im Wertpapierhandel.⁶⁸⁶ Eine Literaturrecherche liefert aber unzählige Resultate, in denen der Strategiebegriff für den Wertpapierhandel heuristisch abgeleitet wird.⁶⁸⁷ Heuristisch bedeutet in diesem Kontext: Bewertungsprobleme von Finanzinstrumenten werden als gelöst betrachtet und die dafür notwendigen langfristigen Handlungsvorschriften aus der Praxis als Investmentstrategien interpretiert. Diese Heuristik spiegelt sich in der Literatur durch die Entwicklungsstufen wider, welche der Strategiebegriff im Wertpapierhandel im Laufe der Jahre durchlaufen hat.⁶⁸⁸

Die Gliederung von ALDRIDGE erlaubt eine sehr genaue Identifikation von Handelsstrategien im Algorithmic Trading.⁶⁸⁹ Sie grenzt die traditionellen Handelsstrategien aus der *technischen, fundamentalen* und *quantitativer Analyse* gegenüber *High Frequency Trading* ab (siehe Tabelle 20, S. 206).⁶⁹⁰

686 Selbst wenn man den Strategie-Begriff auf einen bestimmten Initiator und Wertpapierklassen eingrenzt, ist die Klassifikation von einheitlichen Investmentstrategien nur unter vielen theoretischen Annahmen möglich. Abschnitt 5.1.3.2, S. 244, zeigt dies am Beispiel von Hedgefonds, die in börsennotierte Wertpapiere investieren.

687 Vgl. z.B. Kestner (2003), Katz, McCormick (2000), Pardo (2008), Hilpold, Kaiser (2010).

688 Für einen Überblick über die historische Entwicklung des Strategiebegriffes. Vgl. Menkhoff, Schmidt (2005).

689 Vgl. Aldridge (2009).

690 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

Traditionelle Strategien	Strategien durch Algorithmic Trading (<i>Buy-Side</i> und <i>Sell-Side</i>)
Technische Analyse	Algorithmischer Handel
Fundamentale Analyse	Systematischer Handel
Quantitative Analyse	Elektronischer Handel
	Low Latency Strategien

Tabelle 20: Gliederung der Handelsstrategien nach Aldridge (Quelle: Aldridge (2009), S. 22f)

Die technische Analyse beschreibt die Ableitung von Handelssignalen auf Basis technischer Muster in historischen Daten.⁶⁹¹ Die fundamentale Analyse bezieht sich auf Jahresabschlussdaten und die quantitative Analyse basiert ihre Handelssignale auf wissenschaftlicher Analyse.⁶⁹² Dem gegenüber stellt die Autorin *vier neue Strategien*, die durch Algorithmic Trading möglich werden, *den algorithmischen, den systematischen* und *den elektronischen* Handel sowie *Low-Latency* Strategien.⁶⁹³ Unter den *algorithmischen* Systemen fasst die Autorin alle Handelsstrategien zusammen, deren Handelssignale auf komplexen Algorithmen basieren. Dazu zählen auch die *systematischen* Strategien, die über den Hochfrequenzhandel hinaus gehen.⁶⁹⁴ Als *elektronischen* Handel klassifiziert die Autorin Teile der Ausführungsalgorithmen der *Sell-Side*.⁶⁹⁵ *Low-Latency* Strategien beziehen sich ebenfalls auf das Orderrouting und die effiziente Ausführung.⁶⁹⁶

691 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

692 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

693 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

694 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

695 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

696 Vgl. Aldridge (2009), S. 22f.

Die Gliederung von ALDRIDGE unterscheidet aber nicht zwischen *Buy-Side* und *Sell-Side*, sondern spiegelt nur wider, wie beide Fronten des Algorithmic Trading in der Praxis verschmolzen sind.⁶⁹⁷ Die vergangenen Abschnitte haben gezeigt, dass die *Buy-Side* von der *Sell-Side* getrennt werden muss, weil beide vollkommen unterschiedliche Aufgaben wahrnehmen. Mit der Gliederung lassen sich auch die Prozesse im Algorithmic Trading nicht erklären, weil die Handelsstrategien weder der *Informations-* noch der *Orderroutingphase* eindeutig zugeordnet werden können. Im Folgenden wird deshalb eine eigene Gliederung angenommen, die eine Klassifikation der Handelsstrategien nach den Methoden zur Informationsbewertung erlaubt (siehe Tabelle 19, S. 204). Die Handelsstrategien der *statistischen Arbitrage*, *der fundamentalen Analyse*, *der Chart-Analyse*, *Momentum-Strategien*, *der Textanalyse* und der *Econophysics* werden im Folgenden kurz erläutert.

4.4.3.2 Statistische Arbitrage

Nach AVELLANEDA UND LEE fasst der Begriff statistische Arbitrage solche Investmentstrategien zusammen, die Datenströme mit mechanischen Handelsregeln auswerten und auf Methoden der mathematischen Statistik aufbauen.⁶⁹⁸ Die statistische Arbitrage macht sich dabei die Fragmentierung der Märkte und Diversifikation der Wertpapiere zu Nutze, die dazu führen, dass identische Wertpapiere an unterschiedlichen Börsen mit marginalen Preisabweichungen gehandelt werden.⁶⁹⁹ Das heißt, eine Arbitra-

⁶⁹⁷ Vgl. Aldridge (2009).

⁶⁹⁸ Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 1-2.

⁶⁹⁹ HOGAN, JARROW, TEO UND WARACHKA entwickeln eine Methodologie, um die Märkte auf Möglichkeiten von statistischer Arbitrage zu überprüfen. Vgl. Hogan, Jarrow, Teo, Warachka (2003), S. 28.

gemöglichkeit existiert immer dann, wenn ein identisches Wertpapier an zwei oder mehr Börsen gehandelt wird, aber unterschiedliche Preise aufweist.⁷⁰⁰

Wenn Arbitragemöglichkeiten existieren, kann man durch den sofortigen Kauf oder Verkauf an unterschiedlichen Börsen, zumindest theoretisch, einen risikolosen Gewinn realisieren. Wenn keine Transaktionskosten auftreten, besteht auch keine Gefahr für Verluste. In der Realität sorgt die Unvollkommenheit der Märkte dafür, dass es so etwas wie risikolose Gewinne nicht gibt. Transaktionskosten, Opportunitätskosten, Steuern oder anomale Preisbewegungen (z.B. nach Dividendenausschüttungen) stören die risikolose Arbitrage. *Fundamentale Faktoren*⁷⁰¹, die *Marktstruktur*⁷⁰² oder *Counterparty Risk*⁷⁰³ führen zu Risiken in der Arbitrage.⁷⁰⁴ NATH spricht deshalb anstatt von risikoloser Arbitrage von „*Erwarteter Arbitrage*“ (*Expectations Arbitrage*).⁷⁰⁵ Die Idee hinter der Statistischen Arbitrage ist eine Strategie, die unkorreliert zur aktuellen Marktentwicklung ist und niedrige Volatilität aufweist.⁷⁰⁶ Mit dieser Strategie

700 Wenn die Rendite eines Wertpapiers aus der Kombination anderer Wertpapiere dupliziert werden kann, bestehen auch Arbitragemöglichkeiten zwischen zwei unterschiedlichen Wertpapieren.

701 Hiermit sind Risiken gemeint, die durch Unternehmensgewinne oder Verluste von börsennotierten Gesellschaften entstehen oder die den Gesamtmarkt betreffen.

702 Zu den Risiken durch Marktstruktur zählt z.B. der *Market Impact*.

703 Als Counterparty Risk bezeichnet man das Ausfallrisiko eines Kontrahenten in einer Transaktion.

704 Vgl. Nath (2003), S. 2.

705 Vgl. Nath (2003), S. 2.

706 Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 2.

werden keine langfristigen Wertpapierpositionen eingegangen.⁷⁰⁷ Die Halteperioden können nur wenige Sekunden, Minuten oder Tage betragen, es sind aber auch Halteperioden von mehreren Wochen möglich.⁷⁰⁸

Ein Vorläufer der statistischen Arbitrage ist das „*Pairs Trading*“.⁷⁰⁹ Der Name beschreibt eine Investmentstrategie, bei welcher Wertpapiere, deren Renditen eine hohe Korrelation aufweisen, in Paaren gehandelt werden.⁷¹⁰ *Pairs Trading* ist nicht auf einzelne Aktien beschränkt, sondern es

707 In der Hedgefonds Literatur werden die Renditen nach der Methode der linearen Regression in Alpha und Beta unterschieden. Beta steht für die individuellen Faktorladungen, die sich durch den Gesamtmarkt abbilden lassen. Alpha steht für abnorme Renditen, die nicht mit Hilfe der gängigen Marktfaktoren repliziert werden können. Die statistische Arbitrage versucht, kein Alpha zu generieren, sondern verfolgt ausschließlich die Absicht das Beta des Marktes abzubilden. Das heißt, es werden weder *Netto-Long*- noch *Netto-Short-Positionen* eingegangen, sondern das Portfolio ist unabhängig von der Marktentwicklung. Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 1-2.

708 Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 2.

709 Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 2.

710 AVELLANEDA UND LEE erklären die Funktionsweise am Beispiel von zwei Aktien A und B , die in der gleichen Industrie sind, die gleichen Charakteristika aufweisen und deren Kurse (A_t, B_t) sich aneinander orientieren sollten, wenn man sie unabhängig von der allgemeine Marktentwicklung betrachtet. Das mathematische Modell des *Pairs Trading* zum Zeitpunkt t wird in Formel 4.1, S. 209, dargestellt. Die Variable κ erfasst die Korrelation der Aktie B mit dem Gesamtmarkt, die Variable ϖ steht für die marktunabhängigen Renditen bzw. Preisdrift. Die Variable Γ_t stellt in dieser Formel einen nicht-stationären Prozess dar. Die Autoren bezeichnen diese Variable auch als Co-Integrations Residual oder Residuum. A_0 bzw. B_0 stellen die Preise in der Periode $t=0$ dar.

$$(4.1) \quad \ln\left(\frac{A_t}{A_0}\right) = \varpi(t-t_0) + \kappa_B \ln(B_t/B_0) + \Gamma_t$$

Wenn man die Preisdrift ϖ in diesem Modell vernachlässigt und die allgemeine Bewegung des Marktes in κ berücksichtigt, zeigt dieses Modell, dass die Aktien A und B um ein statisches Gleichgewicht herum schwanken bzw. oszillieren. Die Abweichung vom Gleichgewicht wird mit der Variablen Γ_t erfasst. Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 2 Wenn die Abweichung Γ_t hoch ist, wird A leer- verkauft und B als Long-Position im Portfolio gehalten und umgekehrt. Die grundlegende Annahme dabei ist, das beide Aktien wieder zu einem Gleichgewicht

können auch ganze Gruppen von Aktien miteinander gehandelt werden, die gleiche Charakteristika aufweisen (*Generalized Pairs Trading* oder *Basket Trading*).⁷¹¹ Eine andere Form der statistischen Arbitrage, die auf Marktineffizienzen zwischen Aktienmärkten (*Cash- und Equity Markets*) und Derivate-Märkten (*Futures*) basierte, war ursprünglich das „*Program Trading*“.⁷¹² Die Begriffe *Program Trading* und *Algorithmic Trading* sind erst im Laufe der Jahre miteinander verschmolzen.⁷¹³

konvergieren. Die Schwankungen lassen sich dann auf einer Überreaktion der Märkte oder eine temporären Über- bzw. Unterbewertung zurückführen, die als Co-Integration bzw. dem *Mean-Reversion Paradigma* bezeichnet wird. Vgl. Avellaneda, Lee (2008), S. 2.

711 Siehe dazu Avellaneda, Lee (2008), S. 2-3 und Gatev, Goetzmann, Rouwenhorst (1999), S. 17.

712 Eine Arbitragemöglichkeit zwischen Cash- und Future-Märkten besteht dann, wenn ein Future-Kontrakt im Vergleich zu seinem theoretischen Preis, dem Underlying, überbewertet ist. Ein Future-Kontrakt ist ein verbrieftes Zahlungsverprechen zwischen Käufer- und Verkäufer über ein zu Grunde liegendes Basis-Wertpapier (*Underlying*). Vgl. Ryland (2003), S. 98. Ein risikoloser Profit kann realisiert werden, indem man den Future leer-verkauft (*Short-Position*) und den zugrundeliegenden Basisindex kauft (*Long-Position*). Die Transaktionen müssen gleichzeitig stattfinden, bevor beide Märkte wieder zu einem Gleichgewicht zurückfinden. Das gleiche Prinzip funktioniert auch umgekehrt. Um den den gesamte Basis-Index eines Future-Kontrakte abzubilden, müssen alle Aktien gekauft werden, die auch in diesem Index enthalten sind. Vgl. Canina, Figlewski (1994), S. 6 Eine Transaktion dieses Wertpapierkorbes wird auch *Basket Trading* genannt. Ein *Basket* beschreibt ein Portfolio aus einer spezifischen Kombination von Wertpapieren (einen Wertpapierkorb). Vgl. Marshall (2000), S. 18. Die NYSE definiert Program Trading heute in Regel 80A.40b. Der Begriff Program Trading steht hier für Geschäfte zur Index Arbitrage oder jeglicher andere Handelsstrategie, bei der eine Gruppe (*Basket*) von wenigstens 15 Aktien gleichzeitig ver- oder gekauft werden. Dabei ist sogar irrelevant ob die Transaktionen gleichzeitig oder zeitversetzt eintreffen, solange sie einer koordinierten Strategie zugeordnet werden können. Vgl. NYSE Rule 80A.40(b).

713 Die New York Stock Exchange (**NYSE**) reagierte im Information Memorandum 07-52 auf die veränderten Rahmenbedingungen durch Algorithmic Trading, um auch diejenigen Strategien in ihren Börsenregeln zu erfassen, die Orders automatisch erteilen. Gleichzeitig verschärfte sie die Regel für das Program Trading mit dem S&P500 Future: „*Program Trading in Rule 80A includes any AT (Algorithmic Trading), StatArb (Statistical Arbitrage) or CD (Computer Driven) strategy that attempts to capture identified mispricings between an S&P 500 component security and its related future ... Such a strategy, regardless of the number of stocks in-*

4.4.3.3 Fundamentale Analyse

Das Ziel der Fundamentalanalyse ist es, den wahren (fundamentalen) Wert einer Firma zu ermitteln und so über- oder unterbewertete Unternehmen zu identifizieren.⁷¹⁴ Einer der populärsten Anleger, welche die Strategie der Fundamentalanalyse heute verfolgen ist der US-Investor Warren Buffett.⁷¹⁵ Die Fundamentalanalyse geht auf die *Firm Foundation Theory* zurück, die sich mit dem Zusammenhang zwischen fundamentalen, ökonomischen Faktoren und dem Firmenwert beschäftigt.⁷¹⁶ Für die Bestimmung des Firmenwertes existieren viele unterschiedliche Ansätze.

Nach dem Dividendendiskontierungsmodell von GORDON UND SHAPIRO berechnet sich der wahre Wert eines Unternehmens (*Present Value*) beispielsweise aus den diskontierten Dividenden zukünftiger Perioden.⁷¹⁷

volved is a program.“ NYSE (2007). Die Klassifikation als Program Trading und Algorithmic Trading ist wichtig, weil davon die Steuerungsmechanismen abhängen, welche die Übermittlung von elektronischen Orders in bestimmten Marktphasen einschränken (siehe u.a. *Volatility Breaks* und *Circuit Breakers*). Zur allgemeinen Funktionsweise von Circuit Breakers vgl. Nabben (1996).

714 Vgl. Marshall (2000), S. 85.

715 Vgl. Griffioen (2003), S.2.

716 Vgl. Griffioen (2003), S. 2 sowie Graham, Dodd (1934), Williams (1938) oder z.B. Graham (1973).

717 Der wahre Wert einer Aktie (W_0) lässt sich danach als Quotient aus den Dividenden (hier DIV_t) zum Zeitpunkt t und dem Zinssatz r darstellen. Der Zinssatz wiederum lässt sich in die Dividendenrendite (DIV/W_0) und die Wachstumsrate g zerlegen (siehe Formel 4.2, S. 211). Vgl. Ross, Westerfield, Jaffe (2004), S. 112-118.

$$(4.2) \quad W_0 = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{DIV_t}{(1+r)^t} \quad \text{mit} \quad r = \frac{DIV_t}{W_0} + g$$

Die Dividenden werden durch ökonomische Faktoren beeinflusst. Diese ökonomischen Faktoren können unterschieden werden in makroökonomische Faktoren (wie z.B. Zinsen, Arbeitslosenzahlen oder Inflation), industrie-spezifische Faktoren (wie z.B. Wettbewerb oder technologischer Wandel) oder firmenspezifische Faktoren (wie z.B. Unternehmenswachstum, Dividenden oder die Auftragslage). Durch einen

Eine andere Möglichkeit, um den Firmenwert fair zu berechnen, sind die Methoden der Bilanzanalyse bzw. der traditionellen Jahresabschlussanalyse.⁷¹⁸ Welche Varianten der Fundamentalanalyse im Algorithmic Trading angewendet werden, lässt sich auf Basis der Literatur nicht beurteilen, weil noch nicht genug Beiträge dazu existieren. Ihre Anwendung im Algorithmic Trading beruht auf der Annahmen, dass sich der Marktwert langfristig am wahren Firmenwert orientiert, und dass die Investoren (*Computerprogramme*) in der Lage sind, die Informationen richtig zu interpretieren.⁷¹⁹

Vergleich des fundamentalen (wahren) Firmenwertes mit dem aktuellen Marktpreis kann man dann herausfinden ob, eine Firma über- oder unterbewertet ist. Vgl. Griffioen (2003), S. 2. In unterbewertete Aktien wird investiert, überbewertete Unternehmen werden leer-verkauft. Vgl. Griffioen (2003), S.2-3. Das *Discounted Cash Flow Model (DCF)* basiert, statt der Dividenden, auf den Ein- und Auszahlungsströmen (*Cash Flow*) eines Unternehmens zu entsprechenden Zinssätzen (z.B. den durchschnittlichen Kosten des Kapitals r_{wacc}). Vgl. dazu Elton, Gruber, Brown, Goetzmann (2003), S. 444.

718 Hier geht es darum auf Basis der externen Rechnungslegung von Unternehmen Kennzahlen zu entwickeln, die ein Urteil darüber erlauben, ob ein Unternehmen im Vergleich zum Marktdurchschnitt über oder unterbewertet ist. Ein Beispiel für eine solche Kennzahl ist das *Kurs-Gewinn-Verhältnis (KGV)*, berechnet als Quotient des Preises pro Aktie und dem Gewinn pro Aktie. Weitere Kennzahlen aus der Bilanzanalyse sind *Kurs-Buchwert-Verhältnis*, *Kurs-Cashflow-Verhältnis*, *Gesamtkapital- oder Umsatzrendite*, um nur einige wenige zu nennen. Für einen Überblick vgl. Coenenberg (2003). Die Methoden der traditionellen Bilanzanalyse haben allerdings nur eine retrospektive Sichtweise, das heißt, der Firmenwert kann nur auf Basis von Gewinne berechnet werden, die aus abgeschlossenen Perioden stammen. Für die Ableitung des zukünftigen Firmenwertes müssen die zukünftigen Ein- und Auszahlungsströme entweder bekannt sein oder geschätzt werden. Mit Hilfe der strategische Bilanzanalyse wird dann von den zukünftigen Ein- und Auszahlungsströme auf den Firmenwert geschlossen. COENENBERG nennt dazu drei Möglichkeiten der strategischen (wertorientiert) Bilanzanalyse. Vgl. Coenenberg (2003), S. 1085 Die Methoden werden ausführlich in COENENBERG UND SCHULTZE diskutiert. Vgl. Coenenberg, Schultze (2003). Nach dem DCF-Ansatz wird wie im Dividendendiskontierungsmodell der Cash Flow abgezinst. Nach dem Ertragswertansatz werden, statt des Cash Flow, die Gewinne/Verluste diskontiert. Nach dem Residualgewinn-Ansatz werden zukünftige Gewinne und Investitionen in das Anlagevermögen berücksichtigt. Vgl. Coenenberg (2003), S. 1086f.

719 Wie GRIFFIOEN darstellt, muss sich der Marktwert nicht unbedingt am langfristigen Firmenwert orientieren. Denn erstens kann sich der Einfluss der ökonomischen

4.4.3.4 Technische Analyse

Unter dem Begriff technische Analyse werden Strategien zusammengefasst, bei denen auf Basis von historischen Preis-, Volumendaten oder deren Statistiken eine Prognose über die zukünftige Kursentwicklung eines Wertpapiers abgegeben wird.⁷²⁰ Die Strategien sind auch als *Chart-Analyse* bekannt, weil ihre Ergebnisse als geometrische Muster in Kursgrafiken (*Charts*) darstellbar sind.⁷²¹ Das generelle Ziel der Chart-Analyse besteht darin, Regelmäßigkeiten in finanziellen Zeitreihendaten zu entdecken, indem man nicht-lineare Muster von Zufallsdaten (*Noise Data*)⁷²² trennt.⁷²³

Aus den identifizierten Mustern sollen Kauf- oder Verkaufsempfehlung abgeleitet werden. Mit der Methode der gleitenden Durchschnitte (*Moving Average Oscillator*) wird beispielsweise ein Kauf- oder Verkaufssignal aus dem Vergleich zweier Durchschnitte abgeleitet.⁷²⁴ Eine andere

Faktoren auf den Cash Flow im Zeitablauf verändern. Zweitens kann der Marktpreis kontinuierlich vom wahren Preis abweichen. Drittens kann sich Zeitraum bis sich das Gleichgewicht einstellt sehr lange dauern, so dass die finanziellen Mittel der Investoren erschöpft sind. Vgl. Griffioen (2003), S. 2-3. Ein damit zusammenhängendes Problem ist, dass die Fundamentalanalyse implizit von rationalen Investoren ausgeht, welche in der Lage sind, die vorliegenden Informationen richtig zu interpretieren. Die Risiken der Fundamentalanalyse beim Algorithmic Trading bestehen also darin, dass neben Marktrisiken und einem fehlerhaften Modell auch Fehler im Software-Code, zu einem falschen Firmenwert führen können.

720 Vgl. Brock, Lakonishok, LeBaron (1992), S.1731.

721 Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1705.

722 Als Noise werden Fluktuationen in den Kursen verstanden, die keinen signifikanten Einfluss auf die Kursentwicklung haben. Die technische Analyse hat die Aufgabe signifikante Preisbewegungen von nicht-signifikanten zu unterscheiden. Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1708.

723 Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1708.

724 Der langfristigen Durchschnittes von einer Aktie bzw. eines Index wird dabei mit einem kurzfristigen Durchschnitt desselben Wertes verglichen, ein Signal wird dann erzeugt, wenn sich beide Durchschnitte kreuzen. Liegen die Durchschnitte eng aneinander, werden möglicherweise zu viele Signale erzeugt, wenn sich die Linien häufig kreuzen (*Wilplash Signals*). Als Lösung werden Kurskorridore und Bänder installiert, die minimale Schwankungen ausgleichen. Die Idee dahinter ist,

Methode ist die Festlegung von einfachen Widerständen und Unterstützungslinien (*Trading Range Break*).⁷²⁵ Beide Methoden unterliegen der Annahme, dass es einen grundlegenden Trend in der Kursentwicklung gibt, den man mit diesen einfachen geometrischen Funktionen und Kennzahlen erkennen kann. Dafür hat sich in der Praxis der Begriff der Trendanalyse (*Trend Followers*) heraus geprägt.⁷²⁶ Um einen Überblick über diese und weitere Methoden zu behalten, entwickelten **Lo, Mamayski und Wang** ein allgemeines Modell, mit dem sich fast alle Methoden der Chart-Analyse formell abbilden lassen.⁷²⁷

besonders volatile und unberechenbare Handelsphasen zu glätten. Vgl. Brock, Lakonishok, LeBaron (1992), S. 1735.

725 Aus der Analyse historischer Preise ergeben sich Widerstandslinien, für Bewegungen nach oben (lokale Maxima) und Unterstützungslinien, für Preisbewegungen nach unten (lokale Minima). Dahinter steckt die Idee, dass viele Investoren bereit sind zu einem Kurs zu verkaufen, der kurz unterhalb oder auf dem Stand letzten Höchstkurses liegt. Im Gegenzug sind viele Investoren bereit zu einem Preis kaufen, der kurz überhalb oder auf dem letzten Tiefststand liegt. Das Durchbrechen dieser Grenzlinien wird jeweils als Kaufs- oder Verkaufssignal interpretiert. Vgl. Brock, Lakonishok, LeBaron (1992), S. 1736.

726 Vgl. Bestmann (2007), S. 759.

727 In ihrem Modell werden die Störgeräusche (*Noise*) mit ε_t beschrieben. Die Formel $\pi(S_t)$ steht für eine unbekannte lineare Funktion einer Status-Variablen S_t mit einer Variablen π . Die Variable π kann genutzt werden, um das Modell z.B. mittels Durchschnitten weiter zu vereinfachen. Die Darstellung einer solchen Funktion erinnert stark an lineare geometrische Funktionen und erklärt damit die Entstehung der Chart-Analyse als visuelles Instrument zur Mustererkennung.

$$(4.3) \quad P_t = \pi(S_t) + \varepsilon_t \quad ; t = 1, \dots, T. \quad \text{Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1708.}$$

Lo, Mamayski und Wang beschreiben, wie man mit diesem Modell allgemein nicht-lineare Zusammenhänge aus den Zeitreihendaten extrahieren kann. Mit der Technik der Daten-Glättung (*Smoothing*) werden die Zeitreihendaten solange über den Faktor π vereinfacht, bis die Störgeräusche verschwunden sind und (angeblich) nicht-lineare Zusammenhänge übrig bleiben. Für die Glättung kommen alle mögliche Methoden, wie z.B. Kernel Regression, Orthogonale Serien Expansion oder *Nearest Neighbour Estimators* in Frage. Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1709.

Ein Versuch, die umfangreiche Literatur zur Chart-Analyse zu gliedern, stammt u.a. von **PARK UND IRWIN**.⁷²⁸ Auffällig ist die Häufung von Studien, die sich mit den Währungsmärkten beschäftigen, was auf die große Bedeutung der Chart-Analyse in diesem Bereich hinweist.⁷²⁹

728 **PARK UND IRWIN** gliedern die Beiträge in *frühe* Studien (1960-1987) und *moderne* Studien (1988-2004). Die frühen Studien beschäftigen sich oft mit der Entwicklung von (mechanischen) Handelsregeln und deren Profitabilität. Die darauf folgende moderne Literatur gliedert sich in sechs weitere Gruppen. Eine davon ist die Chart-Analyse, bei der mechanische Handelsregeln aus wiederkehrenden geometrischen Mustern abgeleitet werden. Sie ist fest in der Praxis verankert, in der akademischen Diskussion aber stark umstritten. Die Literatur zur Chart-Analyse ist geprägt von Beiträgen, die den Zusammenhang zwischen historischen Preisen und zukünftigen Renditen zu entkräften oder zu bestätigen versuchen. Vgl. Park, Irwin (2004), S. 20-49. **LO, MAMAYSKI UND WANG** benutzen beispielsweise den Begriff des „Voodoo Finance“ oder „Astrologie auf Finanzmarktdaten“ und verweisen auf die linguistischen Barrieren zwischen Chart-Analyse und akademischen Arbeiten. Ein Grundproblem ist, dass die technische Analyse visuelle Begriffe und Grafiken verwendet, während akademische Arbeiten für die gleichen Zusammenhänge algebraische und numerische Begriffe verwenden. Vgl. Lo, Mamayski, Wang (2000), S. 1706.

729 Vgl. Neely (1997), S. 23, Neely, Weller (1998), Neely, Weller und Dittmar (1997) und auch Taylor, Allen (1992).

4.4.3.5 Verwendung von Textnachrichten

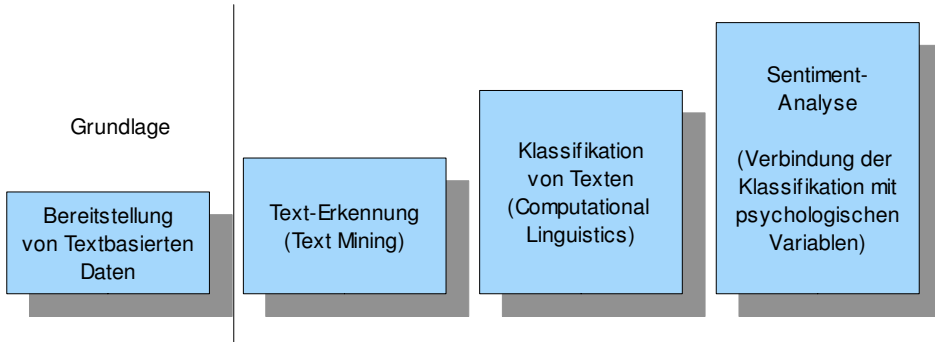


Abbildung 4.12: Entwicklungsstufen bei der Auswertung von Textnachrichten im Algorithmic Trading

Handelsstrategien müssen nicht ausschließlich auf quantitativen Daten beruhen, sondern können auch auf qualitativen Informationen, wie z.B. Texten oder Nachrichten über Unternehmensereignisse (*Corporate Events*)⁷³⁰, basieren. Strategien dieser Art gehen implizit davon aus, dass ein Zusammenhang zwischen Medieninformationen (z.B. Textnachrichten) und Börsenkursen besteht. Der Zusammenhang zwischen Textnachrichten und Börsenkursen wird allgemein im Forschungsgebiet der Event-Studien⁷³¹ untersucht.

730 Als *Corporate Events* werden alle Ereignisse bezeichnet, die einen Einfluss auf die Unternehmens- oder Ertragslage eines Unternehmens ausüben können: z.B. Aktiensplits, Rechte der Aktionäre (*Rights Issue*), Unternehmensfusionen (*Merger*), Rechtsfragen (*Law Issue*), Dividenden, Gewinne, Quartalszahlen usw.. Vgl. dazu Garrison (1990), S. 2.

731 Traditionell werden in einer Event-Studie drei Phasen betrachtet: Was passiert „vor“ einem Corporate Event, was „während“ und was „danach“. Für die Betrachtung der ersten Phase geht man davon aus, dass (z.B. Insider-) Informationen schon „vor“ der eigentlichen Veröffentlichung an den Markt durchdringen und hier Preiseffekte verursachen. Welche Preiseffekte „während“ eines Ereignisses auftreten, kann von der grundlegenden Marktsituation abhängen und wie die Investoren, die Unternehmensnachricht interpretieren. Dies kann bei Börsenhochständen

HAFEZ unterscheidet drei Entwicklungs-Stufen bei der Textauswertung im Algorithmic Trading: Erstens Worterkennung (*Key Word/Phrase Detection*), zweitens Klassifikation von Nachrichten (*Expert Consensus*) sowie drittens Markt-Reaktionen (*Market Response*).⁷³² Er vernachlässigt dabei jedoch, dass die Datenbeschaffung in der Informationsphase ebenfalls von strategischen Gesichtspunkten angeleitet wird. Auf Basis seiner Gliederung kann man jedoch vier Entwicklungsstufen im Algorithmic Trading unterteilen, die in Abbildung 4.12, S. 216, zusammengefasst werden. Die Grundlage bildet die *Bereitstellung von textbasierten Nachrichten*. Die *Textanalyse*, *Computational Linguistics* und *Sentimentanalyse* bauen darauf auf.

Die Bereitstellung von Textnachrichten für Algorithmic Trading erfolgt entweder über den Empfang standardisierter Mitteilungen von *Nachrichtenagenturen*⁷³³ oder die aktive Suche nach *öffentlich zugänglichen oder*

(Haussee) und -tiefstständen (Baisse) völlig unterschiedlich sein und vom Kontext anderer Unternehmensnachrichten abhängen. Was schließlich „nach“ einem Ereignis an Preiseffekten zu beobachten ist, resultiert aus den ersten beiden Phasen. Die Preiseffekte vor/nach dem Auftreten eines *Corporate Events* wurden früher nur auf Basis von monatlichen Daten untersucht, in den letzten Jahren konnten stattdessen tägliche Kurse oder Intraday-Daten verwendet werden. Das heißt, man betrachtet die Preisentwicklung heute nur wenige Tage, Stunden vor und nach dem Eintreten eines Ereignisses. Zweitens haben sich gleichzeitig die Methoden, zur Messung der Preiseffekte verbessert und verfeinert, so dass man die Preisbewegungen und abnorme Renditen heute auf Signifikanz prüfen kann. Vgl. Khotari, Warner (2006), S.7-8 und Antweiler, Frank (2006), S. 2. Event-Studien sind nicht nur auf die Erforschung von Preiseffekten beschränkt, sondern untersuchen z.B. auch den Einfluss von Nachrichten auf die Varianz, das Handelsvolumen oder *Earnings Management*. Die Anzahl akademischer Beiträge über Event-Studien ist sehr umfangreich, **KHOTARI UND WARNER** geben hier einen Überblick und schätzen den Umfang auf mehr als 500 Beiträge. Vgl. Khotari, Warner (2006), S.1.

732 Vgl. Hafez (2010a), S. 4.

733 Nachrichtenagenturen (z.B. Reuters, Bloomberg) sammeln Nachrichtenmeldungen mit Hilfe von Journalisten und ihrem Netzwerk ein und bereiten sie redaktionell auf. Damit wird sichergestellt, dass Gerüchte von Fakten getrennt werden. Danach übernehmen die Agenturen die Veröffentlichung und Übermittlung der bereinigten Nachrichtenmeldungen an ihre Kunden. Zur Entstehung und Funktion von Nachrichtenagenturen vgl. Wilke (1998), S. 163ff.

*privaten*⁷³⁴ Informationen. Als öffentlich zugängliche Informationsquellen dienen beispielsweise *Aktienforen im Internet*, *RSS-Feeds*, *Chatrooms* oder *Twitter-Nachrichten*.⁷³⁵ Als private Informationsquellen kommen Insider-Informationen in Frage.⁷³⁶ Die Methoden der *Textanalyse* dienen dazu, die relevanten Informationen aus den Nachrichtenströmen herauszufiltern und in quantitative Daten zu überführen (Bereich der *Quantitativen Linguistik*⁷³⁷).⁷³⁸ Die Verwendung der Textanalyse zur Informationsbewertung lässt aber einen großen Interpretationsspielraum zu. Denn es

734 Problematisch bei privaten Informationen ist, dass hier keine redaktionelle Auswahl der Inhalte durch Journalisten stattfindet, so dass der Investors die Gerüchte von Fakten unterscheiden muss.

735 WYSOCKI fand Belege dafür, dass sich mit Aktienforen das Handelsvolumen und abnorme Renditen des Folgetages vorhersagen lassen. Vgl. Wysocki (1999). TUMARKIN UND WHITELAW fand keine Belege für die Vorhersage von Renditen oder Handelsvolumen durch Internetquellen. Vgl. Tumarkin, Whitelaw (2001). DAS UND CHEN extrahieren aus Aktienforen die Marktstimmung von Privatanlegern (siehe Sentiment Analyse). Vgl. Das, Chen (2006). BAGNOLI, BENEISH UND WATTS beschäftigen sich nicht mit der Vorhersage von Preisentwicklungen sondern mit der Unternehmensergebnisse und wie diese durch Gerüchte (*Whispers*) auf Webseiten verbreitet werden. Vgl. Bagnoli, Beneish, Watts (1999). ANTWEILER UND FRANK zeigen schließlich, dass man durch der Beobachtung von Aktienforen, die Volatilität der Märkte vorhersagen kann. Sie kommen zu kritischen Ergebnissen. Erstens lassen sich durch Aktienforen keine Renditen vorhersagen. Zweitens ist in den am meisten diskutierten Werten, auch ein höheres Handelsvolumen zu beobachten. Drittens lässt sich die Volatilität auf Basis der Forenbeiträge vorhersagen und viertens setzen Aktienforen die Informationen am schnellsten um und dienen damit der Markteffizienz. Vgl. Antweiler, Frank (2004), S. 1292. Für Aktienforen siehe auch Antweiler, Frank (2002).

736 Zum illegalen Insiderhandel vgl. Krauel (2000).

737 Für eine Erklärung des Begriffes Quantitative Linguistik siehe Magermann, Van Looy, Song (2008), S. 5.

738 In der Textanalyse bedient man sich einer Reihe von Techniken aus dem *Data Mining*, die sich explizit mit der Extraktion von Informationen aus qualitativen Daten beschäftigen (*Text Mining*). Vgl. Magermann, Van Looy, Song (2008), S. 6. Vereinfacht dargestellt, dienen die Methoden des Text Mining dazu, Texte in ihre Grundbestandteile zu zerlegen, um sie danach, entsprechend ihrer numerischen Bedeutung, neu zusammensetzen, so dass die einzelnen Wörter und Sätze maschinell lesbar werden. Diese Methoden verfolgen das Ziel die Bedeutung der Nachrichten (*ihre Semantik*) mit maschinellen Methoden zu erkennen und können daher als semantische Analyse bezeichnet werden.

sind keine numerischen Daten mehr vorhanden, auf deren Basis man eine mechanische Handelsregel festlegen könnte. Man kann die Entscheidungsprozesse aber vereinfachen, indem man die Texte klassifiziert (*Computational Linguistics*)⁷³⁹ und dann mit einem bestimmten erwarteten Kursverlauf in Verbindung bringt.⁷⁴⁰ Die Methoden der *Sentimentanalyse* gehen über die einfache Klassifikation von Texten hinaus und bringen unstrukturierte Texte mit emotionalen, psychologischen Faktoren in Verbindung. Das heißt, die Texte werden nicht mehr nur in Kategorien transformiert, die Aussagen über die Kursentwicklung machen, sondern entsprechend ihrer psychologischen Bedeutung interpretiert, welche die Stimmung der Investoren (das *Investor Sentiment*⁷⁴¹) widerspiegeln sollen.⁷⁴²

739 Für einen Überblick über die Klassifikationsmethoden vgl. Das, Chen (2006).

740 Das Forschungsgebiet der *Computational Linguistics* beschreibt die (teilweise automatische) Klassifikation von Texten. Vgl. Antweiler, Frank (2004). Die Wahl eines geeigneten Klassifikationsverfahrens ist Gegenstand der wissenschaftlichen Diskussion. Die Klassifikation kann über parametrische statistische Methoden (z.B. *Naive Bayes*) oder nicht-parametrische Verfahren (z.B. *Support Vector Machines*, Neuronale Netze oder *k-nearest Neighbour*) erfolgen. Vgl. Antweiler, Frank (2006), S. 5 zitiert nach Hastie, Tibishirani, Friedman (2001). Ein Beispiel für die *Naive Bayes Methode* sind SPAM-Filter in Email-Programmen, die aus den Textnachrichten verdächtige Werbemails aussortieren. Für eine detaillierte Beschreibung des *Naive Bayes Methode* siehe Antweiler, Frank (2004), S. 1264. Ein anderes Beispiel ist der sogenannte *Bag of Words Approach*, bei dem die Unsicherheit über die Bedeutung eines Textes durch mehrfache Analysen beseitigt wird. Die Klassifikation von einzelnen Textbausteinen kann unter Umständen zu einer fehlerhaften Interpretation einer Textnachricht führen. Beim *Bag of Words Approach* werden, je länger eine Textnachricht ist, mehrere Textbausteine klassifiziert, so dass ein allgemeiner Trend sichtbar wird und die Interpretation eindeutiger ist. Vgl. Antweiler, Frank (2006), S. 5 Fußnote Nr. 7.

741 Das *Investor-Sentiment* ist eine Beschreibung der psychologischen Variablen, welche das Verhalten von Investoren auf den Finanzmärkten bestimmen und wird in Verbindung mit der unterschweligen Marktpsychologie genannt. Vgl. Tetlock (2007), S. 1141ff.

742 Die Zuordnung unstrukturierter Texte in psychologische definierte Kategorien ist höchst subjektiv und fehleranfällig. In der Sentiment-Analyse kommen deshalb meist Wörterbücher zum Einsatz, die eine automatische Zuordnung und Interpretation erlauben und für Objektivität sorgen sollen. TETLOCK verwendet beispielsweise das Harvard-IV-4 psychosoziales Wörterbuch. Vgl. Tetlock (2007), S. 1144. Wör-

Bei der Verwendung von Textnachrichten im Algorithmic Trading sind die Teilprozesse der Informationsbeschaffung und der Informationsauswertung nur schwer voneinander zu trennen. Denn es ist unklar wo, die Aufbereitung von Textnachrichten aufhört und ihre Auswertung beginnt. Das Hauptproblem liegt in der Unsicherheit über die Bedeutung eines Ereignisses. Denn die Information über einen *Corporate Event* erhält ihre Bedeutung erst durch die Interpretation des Investors.⁷⁴³ Aber selbst wenn diese Unsicherheit beseitigt werden kann, besteht keine Garantie dass alle Marktteilnehmer die Nachricht identisch interpretieren.⁷⁴⁴

terbücher reichen jedoch nicht aus, denn, um die Texte richtig zu kategorisieren, müssen nicht nur einzelne Wörter sondern ganze Sätze verstanden werden. Dazu kommt noch das gleiche Wörter in unterschiedlichen Sätzen auch unterschiedliche Bedeutung haben können. Damit wird die Interpretation einer Textnachricht sehr variabel. Dem kann man z.B. mit der *Bag of Words Methode* begegnen, bei der die Wörter mit gleicher Bedeutung gezählt werden, um aus den kumulierten Häufigkeiten die Stimmung einer Textnachricht abzuleiten. Vgl. Dazu u.a. Tetlock, Saar-Tsechansky, Macskassy (2008), S. 1440. Die Klassifikation und Interpretation von Textnachrichten und deren Vor- und Nachteile übersteigen aber den Rahmen dieser Arbeit. Für einen tiefere Betrachtung der Sentiment-Analyse vgl. Tetlock, Saar-Tsechansky, Macskassy (2008), Li (2006) oder Davis, Piger, Sedor (2008). **HIRSHLEIFER UND SHUMWAY, KAMSTRA, KRAMER UND LEVI** sowie **DICHEV UND JANES** spitzen das Thema der Sentiment-Analyse derart zu, dass sie nicht mehr nur Textnachrichten, sondern den Einfluss von Wetterphänomenen, der Mondzyklen oder der Jahreszeiten auf die Stimmung von Investoren untersuchen. Vgl. Hirshleifer, Shumway (2003), Kamstra et al. (2003) sowie Dichev, Janes (2003).

743 **DAS UND CHEN** erkannten dieses Problem und entwickelten einen Filter, um die Unsicherheit bei der Analyse von Textnachrichten zu reduzieren. Vgl. Das, Chen (2006), S. 23.

744 Der große Interpretationsspielraum bei der Auswertung von Textnachrichten, lässt sich an einer Anekdote zum Mauerfall am 9. November 1989 in der DDR gut illustrieren. Auf der berühmten Pressekonferenz des *SED-Zentralkomitees* der DDR stellte Günther Schabowski das neue Reisegesetz für DDR-Bürger vor. Auf die Frage eines Journalisten, wann denn dieses Gesetz in kraft tritt, antwortete er ohne Kenntnis der genauen Information mit den Worten: „*Das trifft nach meiner Kenntnis ... ist das sofort, unverzüglich.*“. Die Ankündigung der Reisefreiheit für DDR Bürger war alles andere als eindeutig und wurde erst im Laufe des Abends des 9. Novembers durch die Menschen und Medien als Grenzöffnung interpretiert.

4.4.3.6 Econophysics

Die „*Econophysics*“ ist ein noch relativ junge Forschungsgebiet, in dem Methoden aus der statistischen Physik angewendet werden, um komplexe sozioökonomische Systeme zu erklären.⁷⁴⁵ Als interdisziplinäre Wissenschaft begegnen viele Physiker, Mathematiker und Wirtschaftswissenschaftler dem Forschungsgebiet (noch) mit Skepsis.⁷⁴⁶ Aus der interdisziplinären Forschung sind aber eine Reihe von komplexen Verfahren entwickelt worden, die für die Abbildung unbekannter Prozesse angewendet werden können. Beispiele dafür sind *der Kalman Filter*⁷⁴⁷, *Entropie-Maße*⁷⁴⁸, *Hidden Markov Models (HMM)*⁷⁴⁹ oder *die Wavelet Analyse*⁷⁵⁰. Die Anwendungsbereiche dieser Methoden liegen z.B. in der Verkehrs- oder Epidemie-Forschung, aber auch in der Auswertung von finanziellen Zeitreihendaten beim Algorithmic Trading.

Finanzielle Zeitreihendaten sind meistens nicht-linear und können auch als chaotisch beschrieben werden (siehe *Brownsche Bewegung*).⁷⁵¹ Die Methoden der *Econophysics* sind speziell für die Arbeit mit dynamischen Zeitreihendaten geeignet, die nicht normalverteilt sind, und deren Vertei-

745 Die **DEUTSCHE PHYSIKALISCHE GESELLSCHAFT (DPG)** gründet 2001 einen Arbeitskreis für sozio-ökonomische Systeme (*AKSOE*), um die Forschung hier voranzutreiben.

746 Vgl. Farmer (1999) sowie Mantegna, Stanley (1999).

747 Die Grundidee hinter dem Kalman Filter ist die Schätzung von nicht-beobachtbaren Parameter, die sich in ein großes Gesamtmodell einfügen. Vgl. Arnold, Bertus, Godbey (2007), S. 2.

748 Entropie-Maße beschreiben das Wachstum und die Verteilung von Informationen. Vgl. Chen (2002 und 2004).

749 *HMM* dienen dazu, stochastische Prozesse abzubilden, die nicht direkt beobachtet werden können, aber durch die Beobachtung anderer stochastische Prozesse geschätzt werden können. Vgl. Netzer, Lattin, Srinivasan (2007), S. 8

750 *Wavelets* sind Wellen in einer Zeitreihe, die mit kleinen Schwingungen beginnen und die dann später wieder absterben. Die Oszillation und Form der Wellen kann sich dabei dynamisch verändern. Die *Wavelet Analyse* unterstellt, zusätzlich zu den dynamischen Verteilungen eine Periodizität in den Zeitreihen. Vgl. Crowley (2005), S. 7.

751 Vgl. Ingber, Mondescu (2000), S. 2.

lungen sich auch dynamisch ändern.⁷⁵² Der Einsatz von Econophysics im Finanzbereich ist aber umstritten, weil unklar ist, ob man die Gesetzmäßigkeiten aus der Physik einfach auf die Finanzmärkte übertragen kann.⁷⁵³ Durch die hohe Komplexität des Themas beschäftigen sich viele wissenschaftliche Beiträge mehr mit den Verteilungen finanzieller Zeitreihen, als mit deren Umsetzung in Handelsstrategien.⁷⁵⁴

752 FARMER nennt einige Forschungsfragen zur Zeitreihenanalyse (von Finanzdaten), deren Diskussion zu Feststellung von Gesetzmäßigkeiten in der Econophysics führen soll. Eine der wichtigsten Fragen dreht sich um die Art der Verteilung von Preisfluktuationen. Eine naive Annahmen gehen hier von einer normalen (Gaußschen) Verteilung eines Preises P_t zum Zeitpunkt t und dessen logarithmierter Rendite $r(\log)_{(\tau)}$ aus. Die Variable τ steht für den Betrachtungshorizont und kann in Subintervalle mit $r(\log)_{(\tau,t)}$ eingeteilt werden. Vgl. Farmer (1999), S. 27f.

$$(4.4) \quad r(\log)_{(\tau,t)} = \log P_{(t+\tau)} - \log P_t$$

Wenn die Preisveränderungen in jedem Subintervall wirklich unabhängig voneinander und identisch verteilt wären, müsste deren kumulative Verteilungsfunktion $f(r_\tau)$ für große Werte von τ eine Normalverteilung anstreben. Finanzielle Zeitreihendaten konvergieren aber für große Werte von τ aber nur sehr langsam in Richtung einer Normalverteilung. Für Zeiträume von τ die weniger als einen Monat umfassen, zeigen die Zeitreihendaten meistens sogar signifikante Abweichungen von der Normalverteilung. Die Econophysics beschäftigt sich nun mit den Quellen dieser Abweichung und basiert dabei auf den Arbeiten von MANDELBROT und FAMA. Vgl. Farmer (1999), S. 28f zitiert nach Mandelbrot (1963) und Fama (1965). Insbesondere bei dynamischen Daten oder stark zufälligen Zeitreihen besteht eine höhere Wahrscheinlichkeit für Extremwerte (sogenannte *Fat Tails*), weil $f(r_\tau)$ nicht stabil ist. Viele Physiker beschäftigen sich stattdessen mit den *Power Law Verteilung* des Vermögens (*Power Law Distribution of Wealth*) von Vilfredo Pareto (1848-1923). BOUCHAUD gibt einen Überblick über den Zwischenstand in dieser Diskussion über Power Laws. Vgl. Bouchaud (2000), S. 7ff. Aber nicht nur die Preisveränderungen selbst sind Gegenstand der Diskussionen, sondern auch die Eigenschaften dieser Verteilungen. Beispielsweise verändert sich im Zeitablauf die Varianz (*Clustered Volatility*). *Clustered Volatility* wird meistens mit ad-hoc Zeitreihenmodellen wie ARCH (*Auto Regressive Heteroscedasticity*) untersucht und vorhergesagt. Vgl. Farmer (1999), S. 30f.

753 FARMER stellt fest, dass Modelle, die in der Physik gut funktionieren, nicht automatisch auf die Wirtschaftswissenschaften übertragen werden können. Denn die Finanzmärkte werden durch das soziale Verhalten der Marktteilnehmer gestaltet und

4.4.3.7 Momentum-Strategien

Unter *Contrarian Strategies* versteht man Handelsstrategien, die „im Grunde gegensätzliche“ Handelsentscheidungen miteinander kombinieren.⁷⁵⁵ Diese Strategien können darin bestehen, Wertpapiere zu kaufen, die in der Vergangenheit positive Rendite erzielten, und diejenigen zu verkaufen, die in der Vergangenheit Kursverlusten zeigten (*Buying Losers and Selling Winners*).⁷⁵⁶ Diese Handelsstrategien gehen von einer Interdependenz der Zeitreihen der Renditen aus.⁷⁵⁷ Das heißt, sie verfolgen die Annahme, dass die heutigen Kurse, mit geringen Abweichungen, von denen der Vergangenheit abhängen.⁷⁵⁸ Diese Beobachtung von inter-

nicht durch naturwissenschaftliche Gesetze. Vgl. Farmer (1999), S. 26. **DERMAN** sieht die Anwendung von naturwissenschaftlichen Methoden in der Finanzanalyse auch kritisch. Im Laufe seiner Arbeit bei der US-Investmentbank Goldman Sachs seien ihm viele Strategien und Modelle aus den Naturwissenschaften als „*der Durchbruch in der Finanzierungstheorie*“ vorgeschlagen worden, die – wie im Falle der statistischen Arbitrage – sichere Renditen ohne finanzielles Risiko versprechen. Den Test an der Realität der Finanzmärkte hätten aber nur diejenigen Modelle davon bestanden, die aus der Praxis heraus entwickelt wurden. Vgl. Derman (2002), S. 120.

754 **ZOVKO UND FARMER** beispielsweise untersuchten das Handelsverhalten unterschiedlicher Akteure an der **LONDON STOCK EXCHANGE (LSE)** über eine Cluster-Analyse. Die von den Autoren angewandte Methode basiert auf der Hypothese, dass die Akteure gleichen wiederkehrende Verhaltensmuster verfolgen, die sich aus dem Orderflow der Londoner Börse extrahieren lassen. Vgl. Zovko, Farmer (2008). **INGBER UND MONDESCU** entwickeln mechanische Handelsregeln für S&P Futures mit Methoden der *Canonical Momenta Indicators (CMI)* und *Adaptive Stimulative Annealing (ASA)*. Vgl. Ingber, Mondescu (2000) und Ingber (1996). **CAPOBIANCO** nutzt die *Wavelet* Analyse, um die Dynamik von Renditen von Aktien Intraday vorherzusagen. Vgl. Capobianco (2004). **VUORENMAA** analysiert die Volatilität der Nokia Aktie mit Hilfe einer *Wavelet* Analyse. Vgl. Vuorenmaa (2004). **WEIGEND UND SHI** wenden ein Hidden Markov Modell an, um die tägliche Wahrscheinlichkeitsverteilung für Renditen des S&P 500 vorherzusagen. Vgl. Weigend, Shi (1998).

755 Vgl. Jegadeesh, Titman (1993), S. 65.

756 Vgl. Jegadeesh, Titman (1993), S. 65.

757 Vgl. Chan, Hameed, Tong (2000), S. 153f.

758 In der Literatur gibt es zwei grundsätzliche Erklärungsversuche für die serielle Korrelation in den Aktienkursen bzw. den Momentum-Effekt. Die erste Möglichkeit ist, dass die Aktienkurse auf neue Informationen (z.B. in Form von Nachrichten) zu-

dependenten Marktpreis-Bewegungen, wird auch als *Momentum-Effekt* bezeichnet.⁷⁵⁹ Handelsstrategien, die sich auf diese Effekt beziehen, werden *Momentum-Strategien* genannt.

4.4.3.8 Unterscheidung von High Frequency und Systematic Trading

ALDRIDGE begrenzt ihre Untersuchung auf die Strategien im „Hochfrequenzhandel“ (*High Frequency Trading*).⁷⁶⁰ Die Strategien im *High Frequency Trading* sind charakterisiert durch mehrere Transaktionen pro Tag, niedrige Reaktionszeiten und einen durchschnittlich niedrigeren Gewinn pro Aktie und Transaktion, als im niederfrequenten Bereich.⁷⁶¹ Die Portfolio-Positionen werden am Ende des Tages glatt gestellt, das heißt, komplett verkauft, so dass über Nacht (während die Börse geschlossen bleibt) keine Risiken durch Kursschwankungen entstehen können (*Vermeidung von Overnight Risk*).⁷⁶²

nächst „*unter-*“reagieren. Das heißt, neue Informationen über ein Unternehmen werden erst im Laufe der Zeit in den Kurs eingepreist. Zweitens besteht die Möglichkeit, dass die Anleger ein Herdenverhalten aufweisen (*Herding*). Vgl. Chan, Haameed, Tong (2000), S. 153. Das heißt, die Investoren reagieren am Anfang nur sehr langsam auf neue Informationen, während sich später Massenbewegungen ergeben. Vgl. Park, Sabourian (2009).

759 CHAN, JEGADEESH UND LAKONISHOK unterscheiden in diesem Zusammenhang *Preis-Momentum* und *Earnings-Momentum*. Beim *Earnings-Momentum* werden Handelsregeln auf Basis unerwarteter Quartalszahlen (*Standardized Unexpected Earnings; Kurz: SUE*) entwickelt. Beim *Preis-Momentum* wird die serielle Korrelation der Börsenkurse damit erklärt, dass der Markt auf unspezifische, breite Informationen nur langsam reagiert. Vgl. Chan, Jegadeesh, Lakonishok (1996), S. 1683ff.

760 Vgl. Aldridge (2009).

761 Vgl. Aldridge (2009), S. 1-2.

762 Durch diese Praxis bleibt der Zugang zum investierten Kapital jederzeit möglich (*Vermeidung von sogenannten Lock-Up Perioden*) und es müssen auch keine Kreditzinsen (*Leverage*) oder Leihgebühren gezahlt oder Sicherheitspositionen (*Margin Requirements*) vorgehalten werden, die über Nacht anfielen. Die Vorteile von High Frequency Trading liegen nach ALDRIDGE auch darin, dass man aufgrund der vielen Transaktionen und dem hohen Datenvolumen den Erfolg einer Handelsstrategie schon nach ca. 1 Monat sehen kann. Im niederfrequenten Bereich können

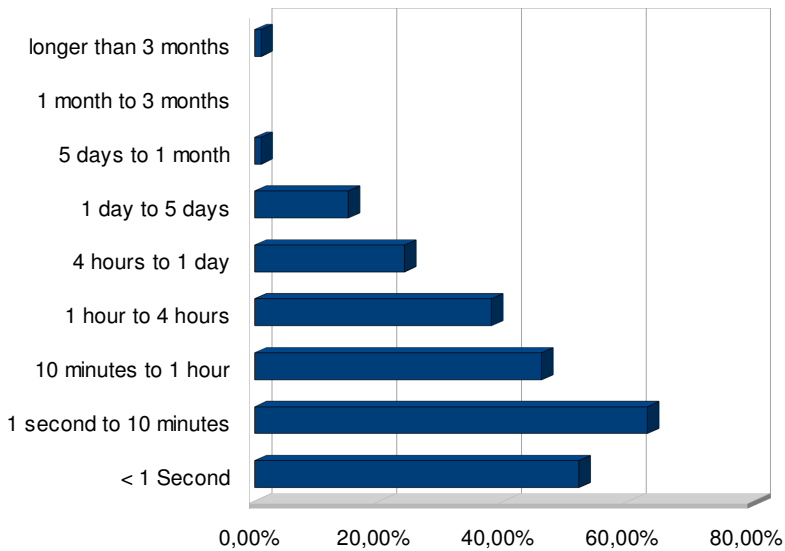


Abbildung 4.13: Ergebnisse einer Umfrage von FINalternatives im Juli 2009, welche durchschnittliche Halteperiode als High Frequency Trading definiert wird (Quelle: Aldridge (2009), S. 22 zitiert nach FINalternatives (2009))

Neben dem *Hochfrequenzhandel* existieren aber auch eine Reihe traditioneller Investmentstrategien, bei denen Software-Programme unterstützend im Investmentprozess eingesetzt werden. Diejenigen Handelsstrategien, die auch auf Computermodellen basieren, aber nicht zum Hochfrequenzhandel zählen, bezeichnet die Autorin als „*Systematische Strategien*“ (*Systematic Trading*).⁷⁶³ POWELL definiert Systematic Trading als Investitionsdisziplin, die auf quantitative Forschung und der Auswertung

mehr als 6 Monate Daten nötig sein, um die gleichen Aussagen zu treffen. Darüber hinaus gibt es viele gesellschaftliche Vorteile durch Hochfrequenzhandel, wie z.B. Sicherstellung der Liquidität, Erhöhung der Markteffizienz, mehr Innovationen in der Computertechnologie oder Reduktion der Personalkosten. Vgl. Aldridge (2009), S. 2.

⁷⁶³ Vgl. Aldridge (2009), S. 18.

technischer Marktdaten basiert.⁷⁶⁴ Im Mittelpunkt des Systematic Trading stehen Software-Programme, die von Analysten mit Marktdaten „*beschickt*“ werden, um beim Auftreten bestimmter Marktbedingungen einen Kauf- oder Verkauf zu initiieren.⁷⁶⁵ Die Kauf- und Verkaufentscheidung fällt auf Basis vordefinierter mechanischer Handelsregeln, die in Abschnitt 4.4.2.4, S. 202, erläutert wurden.⁷⁶⁶ *Systematic Trading* bezieht sich also auf ***alle Handelsstrategien***, die Computermodelle einsetzen, um Käufe und Verkäufe zu tätigen, und deren durchschnittliche Halteperioden, eine Minute, ein Tag oder längere Zeiträume umfassen kann (Hochfrequenzhandel eingeschlossen).⁷⁶⁷

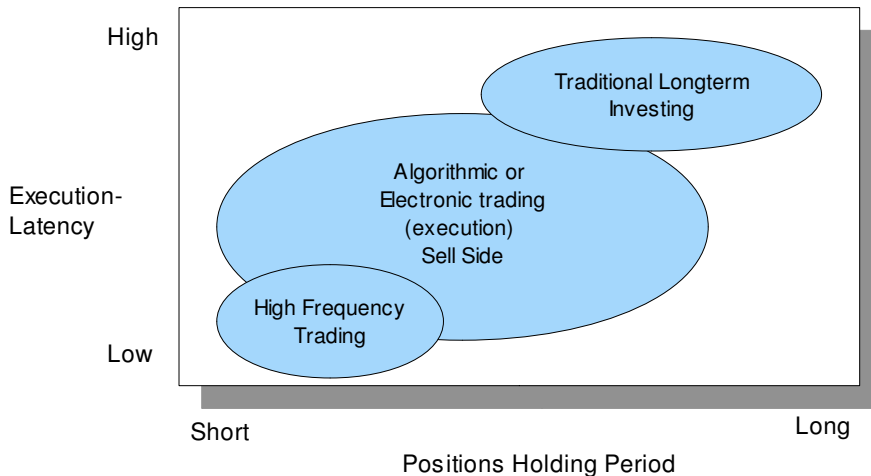


Abbildung 4.14: Evolution des Algorithmic Trading (Quelle: Aldridge 2009, S. 17)

Wie lange Wertpapiere im Portfolio bleiben dürfen, um die Kriterien von *High Frequency Trading* zu erfüllen, wird in der Praxis unterschiedlich definiert und lässt sich auf Basis der Literatur nicht beantworten. Abbil-

764 Vgl. Powell (2009), S. 469.

765 Vgl. Powell (2009), S. 469.

766 Vgl. Powell (2009), S. 469.

767 Vgl. Aldridge (2009), S. 18.

dung Nr. 4.13, S. 225, gibt die Ergebnisse einer Umfrage des Finanzdienstleisters **FINALTERNATIVES** wieder, in der die Teilnehmer befragt wurden, welche durchschnittliche Halteperiode sie als High Frequency Trading klassifizieren. Daraus kann man entnehmen, dass Halteperioden von bis zu 5 Tagen als High Frequency Trading definiert wurden. **ALDRIDGE** zeichnet ein intuitives Gesamtbild aller Handelsstrategien im Algorithmic Trading, in dem sie den Hochfrequenzhandel, traditionellen Strategien und *Sell-Side* Algorithmic Trading in einem Schema ordnet (siehe Abbildung Nr. 4.14, S. 226). *Systematic Trading* beschreibt in der Abbildung die Bereiche des High Frequency Trading und des „*Traditional Longterm Investing*“.

4.4.3.9 Zusammenfassung

Tabelle 19, S. 204, fasst die Handelsstrategien zusammen. Eine grundlegende Annahme über Algorithmic Trading war bisher, dass es nur aus *High Frequency Trading* besteht.⁷⁶⁸ Die alleinige Betrachtung des Hochfrequenzhandels verschleiert aber das wahre Ausmaß des Algorithmic Trading und prägt zu unrecht dessen Bild in der Öffentlichkeit. *Systematic Trading* ist hingegen allgemeiner und deckt das ganze Spektrum der Handelsstrategien im Algorithmic Trading ab. Der Nachteil dieser allgemeinen Betrachtung ist, dass die Methoden und technischen Hilfsmittel, die beim *Systematic Trading* verwendet werden, so vielfältig sind, dass *keine gemeinsamen Eigenschaften* zwischen den Handelsstrategien erkennbar sind.

⁷⁶⁸ Siehe z.B. Aldridge (2009), Pole (2007), Narang (2009) und Andere.

4.5 Ergebnisse der Buy-Side Untersuchung

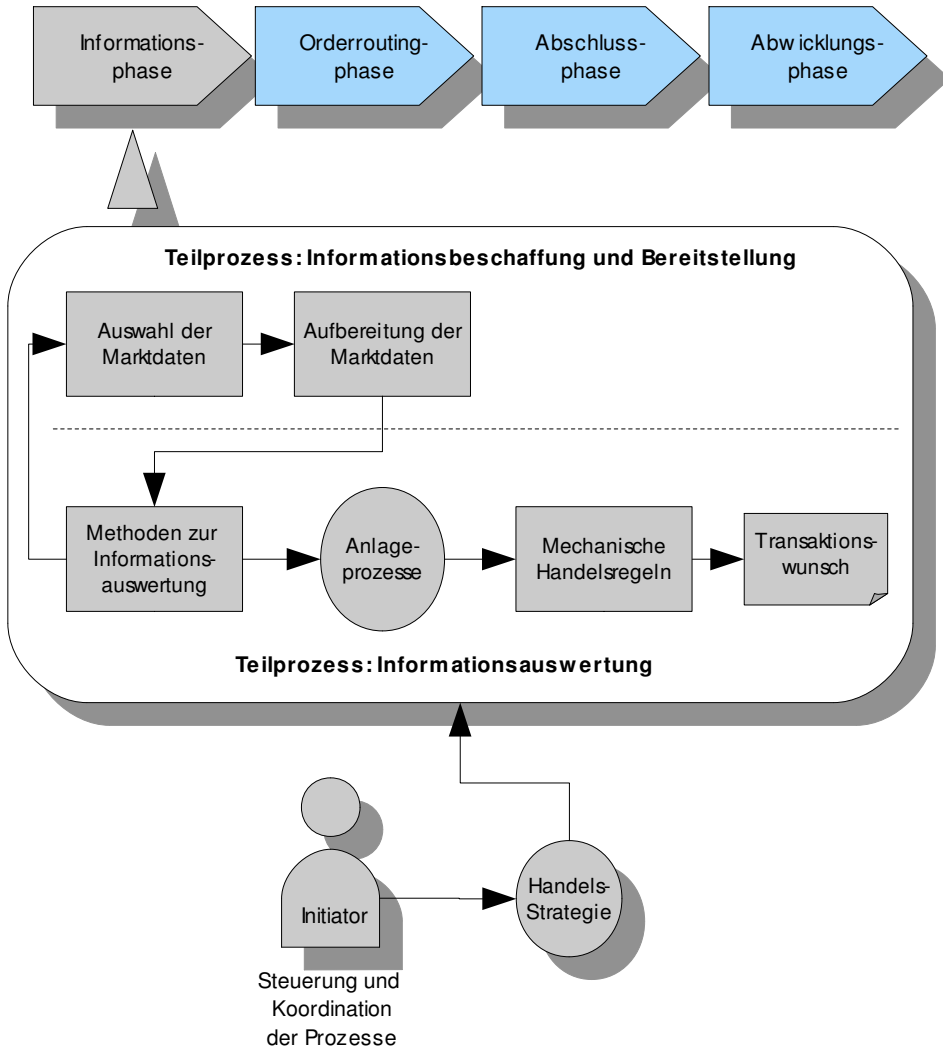


Abbildung 4.15: Schematische Darstellung der Prozesse im Buy-Side Algorithmic Trading

Das Ziel dieses Kapitels war es, mit Hilfe der prozessorientierten Sicht von **PICOT, BORTENLÄNGER UND RÖHRL**, qualitative Eigenschaften von *Buy-Side* Algorithmic Trading zu finden, die sich in empirischen Daten (z.B. *Fondsrenditen*) nachweisen lassen.⁷⁶⁹

Die vergangenen vier Kapitel haben gezeigt, dass die *Buy-Side* im Zentrum des Algorithmic Trading steht. Während der *Informationsphase* treffen selbstständige Softwareprogramme eine Investmententscheidung, die als Transaktionswunsch an die *Sell-Side* weitergeleitet wird, um dann in elektronischen Handelssystemen zur Ausführung zu kommen. Die *Informationsphase* beim Algorithmic Trading lässt sich in die Teilprozesse der *Informationsbeschaffung* und *-auswertung* gliedern (siehe Abbildung 4.15, S. 228). Den Kern dieser Teilprozesse bilden *Methoden zur Informationsbewertung*, *Anlageprozesse* und *mechanische Handelsregeln*. Sie dienen dazu, eine Handelsstrategie im *Buy-Side* Algorithmic Trading zu realisieren, die vom *Initiator* vorgegeben wird.

In den Transaktionsprozessen lassen sich auf den ersten Blick keine qualitativen Eigenschaften erkennen, die für alle Algorithmic Trading Programme gleich sind.⁷⁷⁰ Denn Algorithmic Trading nimmt zu vielfältige Formen an. Um einen Überblick über die vielen unterschiedlichen Formen von Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* zu gewinnen, kann man die Softwareprogramme mit dem Paradigma der Software-Agenten klassifizieren (siehe Abschnitt 4.3.2, S. 190). Die Software-Agenten können dem Menschen den gesamten Entscheidungsprozess abnehmen und selbstständig Orders generieren (*Agenten-Typ 2 und 3*).⁷⁷¹ Die Software-

769 Siehe Picot, Bortenlänger, Röhl (1996) und Abschnitt 2.1.2.2, S. 47, dieser Arbeit.

770 Es wäre möglich *Buy-Side* Algorithmic Trading z.B. auf den Hochfrequenzhandel zu reduzieren, um die Suche nach gemeinsamen Eigenschaften zu vereinfachen und zu beschleunigen. Dies würde aber der Realität der Märkte nicht gerecht, wo Algorithmic Trading auf im niederfrequenten Systematic Trading eingesetzt wird. Siehe Abschnitt 4.4.3.8, S. 224 dieser Arbeit.

771 **ALDRIDGE** stellt dar, dass solche Systeme in ihrer Produktionsumgebung in hochleistungsfähigen Programmiersprachen (z.B. C++, JAVA) programmiert werden,

Agenten können aber auch nur beratend wirken, indem sie Empfehlungen aussprechen und die Umsetzung des Transaktionswunsches dem Menschen überlassen (z.B. *Agenten-Typ 1*). Mit dem Paradigma kann man die Softwareprogramme im *Buy-Side* Algorithmic Trading unabhängig von der eingesetzten Handelsstrategie beschreiben. Es ist aber noch nicht abschließend bewiesen, ob man das Paradigma der Software-Agenten tatsächlich auf Algorithmic Trading übertragen kann.

Abschnitt 4.4.3, S. 204, machte deutlich, dass die Handelsstrategien die Transaktionsprozesse beim *Buy-Side* Algorithmic Trading dominieren. Die Handelsstrategien unterscheiden sich zwar alle stark voneinander, weisen aber alle die Eigenschaft der **Komplexität** auf (siehe Tabelle 19, S. 204). Für den Begriff der Komplexität existiert keine universelle Definition.⁷⁷² In der Literatur existieren viele unterschiedliche Konzepte zur Beschreibung von Komplexität, je nachdem welches Phänomen man untersuchen möchte.⁷⁷³

Einen allgemeinen Überblick über die Erforschung komplexer Systeme bieten **MINAI, BRAHA UND BAR-YAM**.⁷⁷⁴ Die Erforschung komplexer Systeme steht im engen Zusammenhang mit dem Paradigma der Software-Agenten.⁷⁷⁵ Nach Ansicht von **EDMONDS** ist wesentlicher Bestandteil der Komplexität, dass man ein System nicht mehr in seine kleinsten, fundamentalen Bestandteile zerlegt, um deren Funktionsweise zu beschreiben,

damit auch innerhalb von maschinen-optimierten Software-Code keine Medienbrüche auftreten, die zu Zeitverlust führen. Vgl. Aldridge (2009), S. 242. An eine manuelle Übermittlung von Orders ist in diesem Fall nicht zu denken, stattdessen besteht die unbedingte Notwendigkeit, die Orders mit Ausführungsalgorithmen an die Börse zu übermitteln. Vgl. Aldridge (2009), S. 18.

772 **EDMONDS** versucht, eine übergreifende Definition von Komplexität zu entwickeln, die sich auf die Verwendung einer gemeinsamen Sprache stützt. Er schreibt, Komplexität ist: „*That property of a language expression which makes it difficult to formulate its overall behaviour, even when given almost complete information about its atomic components and their inter-relations*“. Edmonds (1999), S. 7.

773 Vgl. Heylighen (2008), S. 3.

774 Vgl. Minai, Braha, Bar-Yam (Hrsg.) (2010).

775 Vgl. Schweitzer, Farmer (2007), S. 6f.

sondern dass man ein System als Ganzes betrachtet, um das Zusammenwirken seiner Teile zu verstehen.⁷⁷⁶ Eine wichtige Eigenschaft von Prozessen in komplexen Systemen⁷⁷⁷ ist deren Nicht-Linearität, d.h. Effekte sind nicht-proportional zu ihren Ursachen.⁷⁷⁸ Auf diese Untersuchung bezogen, bedeutet Komplexität, dass in der Informationsphase beim Algorithmic Trading eine Vielzahl komplizierter Teilprozessen ineinander greifen, die man nur schwer gegeneinander abgrenzen kann. Die Prozesse lassen sich stattdessen einfacher als organisatorische Einheit (z.B. als Software-Agent) beschreiben. Jede Handelsstrategie verfolgt ein anderes Ziel und bedient sich dafür eigener Theorien und Annahmen, die vom Initiator vorgegeben werden. Was auf der Ebene der Software in den einzelnen Prozessen abläuft, lässt sich, selbst bei vollständiger Kenntnis des Software-Codes und aller denkbaren Einflüsse, nur schwer nachvollziehen. Die Teilprozesse unterliegen keiner sichtbaren Ordnung, arbeiten aber alle zielorientiert zusammen, um einen *Transaktionswunsch* zu realisieren.

⁷⁷⁶ Vgl. Edmonds (1999), S. 7.

⁷⁷⁷ HEYLIGHEN fasst eine Reihe von Eigenschaften zusammen, die wiederholt zur Charakterisierung von komplexen Systemen benutzt werden. So halten komplexe Systeme eine Balance aus (berechenbarer) Ordnung und (unberechenbarer) Unordnung. Komplexe Systeme bestehen aus mehreren autonomen Teilen, die miteinander interagieren müssen und daher, zu einem gewissen Grad, auch wieder voneinander abhängig sind. Die Komponenten komplexer Systeme werden als Agenten modelliert, sie stellen individuelle Systeme dar, die auf Veränderungen in ihrer Umwelt selbstständig reagieren. Diese Umweltbedingungen werden auch durch die Aktivitäten anderer Agenten beeinflusst, so dass die Aktionen eines Agenten die Reaktionen anderer Agenten hervorrufen. Vgl. Heylighen (2008), S. 4.

⁷⁷⁸ Von positivem Feedback spricht man, wenn kleine Ursachen zu überproportional großen Wirkungen führen, die zur Instabilität der Systeme führen (z.B. *Butterfly-Effect*). Unter dem Butterfly-Effekt versteht man in der theoretischen Physik die sensible Abhängigkeit eines Systems von Umwelt-Konditionen. Vgl. Longair (2003), S. 182. Von negativem Feedback spricht man, wenn die Effekte kleiner als ihre Ursachen sind und die Prozesse zur Stabilität komplexer Systeme beitragen. Die Dynamik komplexer Systeme kann auf eine Kombination von positiven und negativen Feedbacks zurückgeführt werden, in denen sich Ordnung und Unordnung im Gleichgewicht halten. Vgl. Heylighen (2008), S. 4f.

Ob die Annahme der Komplexität für Algorithmic Trading der Realität entspricht, lässt sich in dem begrenzten Umfang dieser Arbeit nicht vollständig beweisen, weil das Paradigma der Komplexität zu umfangreich ist. Wenn die Annahme zur Komplexität beim Algorithmic Trading richtig ist, sind alle Prozesse, die in der Informationsphase stattfinden, auch nicht-linear und weisen positive und negative Feedbacks auf.⁷⁷⁹

Der Begriff der „*komplexen (dynamischen)*“ Handelsstrategien wurde bisher von **FUNG UND HSIEH** verwendet, um die Anlageprozesse bei Hedgefonds-Managern grob zu beschreiben.⁷⁸⁰ Sie verwenden den Begriff jedoch nur, um die von der Normalverteilung abweichenden Rendite-Verteilungen zu beschreiben, ohne auf die dahinter stehenden Prozesse einzugehen. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit beschreibt der Begriff Komplexität die interagierenden Prozesse, die innerhalb einer Algorithmic Trading Software auf der *Buy-Side* oder *Sell-Side* ablaufen.

779 Vgl. Heylighen (2008), S. 4.

780 Vgl. Fung, Hsieh (1997, 2001a, 2001b, 2002a ...)

5 Renditen mit Algorithmic Trading

5.1 Algorithmic Trading in Hedgefonds-Datenbanken

5.1.1 Bezug zur Forschungsfrage

Die ersten vier Kapitel dienen dazu, die Prozesse im Algorithmic Trading zu untersuchen, um Eigenschaften zu finden, die sich nach Abschluss der Transaktionen in den Renditen widerspiegeln könnten (z.B. *Komplexität*). Der nächste Schritt dieser Arbeit besteht darin, Renditen zu bestimmen, bei denen sich diese Eigenschaften von Algorithmic Trading nachweisen lassen könnten.

Eine Möglichkeit dazu bieten Hedgefonds-Datenbanken. Sie klassifizieren Hedgefonds-Renditen nach Strategien und ordnen Hedgefonds mit Algorithmic Trading in diese Kategorien ein. Die Angaben zu Strategien basieren meist auf den Selbsteinschätzungen der Hedgefonds-Manager (*Peer Group Styles*), die in Fondsprospekten festgeschrieben oder in Experteninterviews feststellbar sind.⁷⁸¹ Darüber hinaus existieren quantitativ bestimmbare Strategien (*Quantitative Style-Faktoren*), mit denen sich die Strategien aus Fondsrenditen empirisch nachprüfen lassen.⁷⁸² Die Verwendung von Hedgefonds-Datenbanken setzt grundlegende Kenntnisse über die Organisation und deren Aufbau voraus. Das folgende Kapitel erklärt zunächst die allgemeinen Eigenschaften von Hedgefonds und ihren Strategien und betrachtet danach die Einteilung von Algorithmic Trading in den drei Datenbanken *MAR*, *Lipper* und *HFR*. Das folgende Kapitel zeigt exemplarisch die Kultur der Geheimhaltung in beim Algorithmic Trading in der Hedgefonds-Industrie.

781 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 16.

782 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 19.

5.1.2 Definition von Hedgefonds

5.1.2.1 HNWI's, Strategien und Gebühren

Hedgefonds sind Investmentvehikel für institutionelle Anleger und vermögende Privatinvestoren (*High Net Worth Individuals*; kurz: *HNWI*⁷⁸³).⁷⁸⁴ Sie werden der Gruppe der Alternativen Investments (AI) zugeordnet, das heißt, sie verfolgen Investmentstrategien, die nicht mit klassischen Anlageinstrumenten, wie z.B. Aktien, Anleihen oder Investmentfonds, vergleichbar sind.⁷⁸⁵

Der Fondsmanager hat bei der Wahl seiner Strategie und Anlageinstrumente freie Wahl, kann Leerverkäufe eingehen (*Short-Selling*) oder Kredite aufnehmen (*Leverage*).⁷⁸⁶ Er ist in der Regel selbst am Fondsvermögen beteiligt, damit keine Interessenkonflikte mit anderen Anteilseignern auftreten und Anreize für erfolgreiches Handeln bestehen.⁷⁸⁷ Die Anteilseigner bezahlen dem Fondsmanager eine Verwaltungsgebühr (üblich sind 1% bis 2% des Fondsvermögens als Managementgebühr) und eine er-

783 Als *HNWI's* werden Anleger bezeichnet, die mindestens US \$ 1 Mio. für Investitionen zur Verfügung halten, ausgenommen eigengenutzte Immobilien, wertvolle Sammlungen oder langlebige Konsumgüter. Als *Ultra-HNWI's* werden Investoren bezeichnet, die mehr als US \$ 30 Mio. zur Verfügung haben, mit den gleichen Einschränkungen wie für einfache *HNWI's*. Eine umfangreiche Definition von *HNWI's* und empirische Marktdaten finden sich im jährlich erscheinenden World Wealth Report, herausgegeben von CAP GEMINI und MERRIL LYNCH. Vgl. World Wealth Report (2009), S. 2ff.

784 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 310.

785 Unter Alternativen Investments werden allgemein alle Investmentstrategien verstanden, deren Renditen unabhängig von anderen Assetklassen (wie z.B. Aktien, Bonds) sind. Primäres Ziel der AI ist es, Überrenditen (Alpha) zu erwirtschaften, die über den Marktdurchschnitt hinaus gehen. AI verfolgen den Absolute Return Ansatz, bei dem, unabhängig von den Marktbedingungen, immer positive Renditen erwirtschaftet werden sollen. Hedgefonds bilden eine der liquidesten Formen der Alternative Investments. Vgl. Fung, Hsieh (2004b), S. 1ff.

786 Vgl. Lhabitant (2002), S. 59ff.

787 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 310.

folgsabhängige Gewinnbeteiligung (zwischen 15-20% der Gewinne als Performance-Gebühr).⁷⁸⁸ Einen Einblick in die historische Entstehung von Hedgefonds bietet **LHABITANT**.⁷⁸⁹

5.1.2.2 Organisation von Hedgefonds

Um die Kategorisierung von Strategien in Hedgefonds-Datenbanken zu verstehen, sind grundlegende Kenntnisse über die Organisationsstruktur von Hedgefonds notwendig. Das Fonds-Kapital wird meistens in der Rechtsform einer Kapitalgesellschaft (*Limited Partnership*) oder einer Fonds-Konstruktion gesammelt und von einem Fondsmanager verwaltet.⁷⁹⁰ Neben dem Fondsmanager unterhalten die Fonds noch Service- und Unterstützungsstrukturen, die je nach Domizilierung und Aufsichtsbehörden und gesetzlichen Grundlagen unterschiedlich ausfallen.⁷⁹¹ Unter dem

788 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 312.

789 Vgl. Lhabitant (2002), S. 7ff.

790 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 310.

791 Hedgefonds werden in Deutschland beispielsweise durch das Investmentgesetz (InvG) erfasst und durch die BAFIN reguliert. Man unterscheidet hier Single-Hedgefonds (Sondervermögen mit zusätzlichen Risiken die bei der Auswahl der Vermögensgegenstände keinen Einschränkungen unterliegen; siehe § 112 InvG) und Dach-Hedgefonds (Dach-Sondervermögen mit zusätzlichen Risiken, die in andere Single-Hedgefonds investieren, siehe § 113 InvG). Die gesetzlichen Grundlagen von Hedgefonds in den USA sind umfangreicher. Hier gilt der Securities Act of 1933, welcher Firmen die Fondsanteile in der Öffentlichkeit vertreiben zur Registrierung bei der SEC verpflichtet. (siehe Rule 506 in Regulation D, Safe Harbor Provision). Der Investment Company Act of 1940 (ICA) dient der Regulierung von Investmentfonds und deren Abgrenzung zu Hedgefonds. Der Investment Advisor Act of 1940 (für die Regulierung von Fonds-Beratern), sowie der Securities Exchange Act of 1934 (für die Regulierung von Brokern). CTA's werden in den USA durch die *Commodity Futures Trading Commission (CFTC)* reguliert. Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 314ff. Der Begriff Hedgefonds umfasst sonst eine Grauzone. Neben den offiziell registrierten Sondervermögen von Hedgefonds gibt es eine ganze Reihe von Fonds, die nicht durch die Regulierungsbehörden erfasst werden können, weil sie Kapitalgesellschaften sind, nur wenige Investoren haben oder sich als juristische Personen (in Form von Limited Partnerships) praktisch nur selbst verwalten. Dazu kommen viele Offshore Hedgefonds, die außerhalb der Europäischen Union und der USA in Steueroasen domiziliert sind, um sich der Regulierung und Steuer-

Domizil-Land versteht man den Ort, wo der Hedgefonds beheimatet ist. Die folgende Abbildung Nr. 5.1 (S. 236) zeigt die Organisation eines Hedgefonds, wie sie z.B. auf den Cayman Islands üblich ist.⁷⁹²

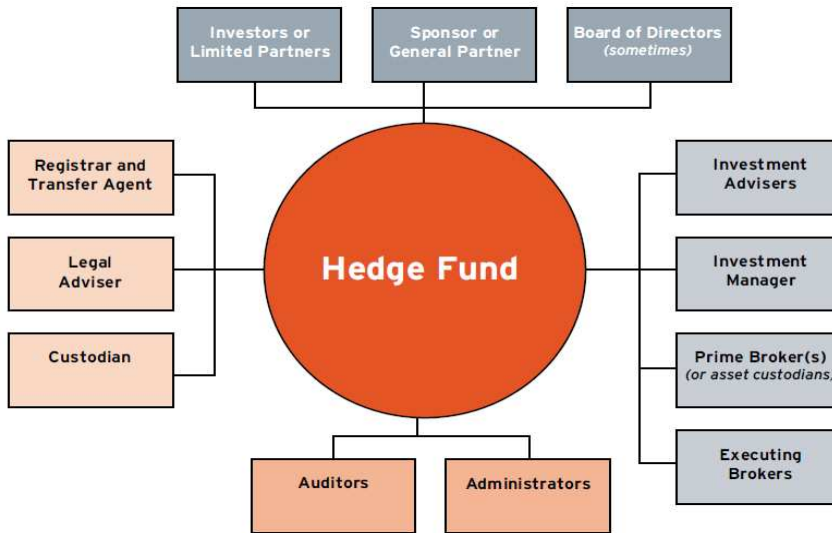


Abbildung 5.1: Schematische Darstellung eines Hedgefonds
(Quelle: Lhabitant (2002), S. 46)

Im Mittelpunkt der Fonds-Konstruktion steht das Sondervermögen. Der Fondsmanager (*Investment-Manager*) wird bei der Realisierung der Investmentstrategie vom Hedgefonds Berater (*Investment-Advisor*) mit Spezialwissen unterstützt.⁷⁹³ Dies kann z.B. ein Team aus IT-Spezialisten oder Physikern sein. Das Direktorium (*Board of Directors*) überwacht die laufenden Operationen eines Hedgefonds und versucht, Interessenkonflikte zwischen Manager und Investoren (*Investors, Limited Partners*,

zugriff zu entziehen. Für die Regulierung von Offshore Hedgefonds sind die nationalen Aufsichtsbehörden im jeweiligen Domizil-Land verantwortlich. Auf den Cayman Island ist dies z.B. die *Cayman Island Monetary Authority (CIMA)*.

⁷⁹² Vgl. Harcourt (2009).

⁷⁹³ Vgl. Lhabitant (2002), S. 46.

General Partners) und Sponsoren (*Sponsors*) als Kapitalgeber zu lösen.⁷⁹⁴ In der Praxis wird die Verantwortung für das tägliche Management und die Überwachung des Fondsmanagers an ein *Executives Committee* delegiert.⁷⁹⁵ Aufgabe des Fondsadministrators (*Administrator*) ist es, den Wert des Fondsvermögens und der Anteilsscheine (*Net Asset Value, NAV*) zu berechnen.⁷⁹⁶ Dies erfolgt in fest vorgeschriebenen Perioden (*Break Periods*).⁷⁹⁷ Der Administrator ist aber auch für die Buchhaltung und die Abwicklung der laufenden Operationen des Fonds verantwortlich.⁷⁹⁸ Der *Custodian* ist ein Wertpapierverwalter und -abwickler, der für die allgemeine Depotführung und das Clearing von Transaktionen verantwortlich ist.⁷⁹⁹ Dazu gehören beispielsweise die Berücksichtigung von *Corporate Actions*, wie z.B. juristische Fragen, die Auszahlung von Dividenden oder die Wertpapier-Leihe im Auftrag des Kunden.⁸⁰⁰ Der Rechtsbeistand (*Legal Adviser*) hilft dem Hedgefonds in Steuerfragen und anderen juristischen Angelegenheiten, wie z.B. Vorbereitung der Fonds-Prospekte oder die Einhaltung der Vorschriften der Regulierungsbehörden zum Privatvertrieb.⁸⁰¹ Der *Auditor* kontrolliert die Quartals- und Jahresberichte eines Hedgefonds, um transparente Anlagebedingungen für Investoren zu schaffen.⁸⁰² Der *Registrar and Transfer Agent*, führt die Listen der Investoren und ist Ansprechpartner für die Ausgabe und Rücknahme von

794 Vgl. Lhabitant (2002), S. 46-47.

795 Vgl. Lhabitant (2002), S. 46-47.

796 Vgl. Lhabitant (2002), S. 47.

797 Eine Berechnung des NAV muss immer dann stattfinden, wenn Fondsanteile neu ausgegeben oder zurückgenommen werden. Die Bestimmung des NAV kann insbesondere dann schwierig sein, wenn ein Fonds in illiquide Anlageobjekte investiert, für die keine aktuellen Marktpreise ermittelbar sind (z.B. Gewerbe-Immobilien). In einem solchen Fall wird der NAV entweder auf Basis verzögerter Preise ermittelt (sogenannte „*Stale Prices*“) oder mit „*Fairen Bewertungsmethoden*“ geschätzt (sogenannte „*Fair Value Models*“). Vgl. Lhabitant (2002), S. 47.

798 Vgl. Lhabitant (2002), S. 47.

799 Vgl. Lhabitant (2002), S. 47-48.

800 Vgl. Lhabitant (2002), S. 47-48.

801 Vgl. Lhabitant (2002), S. 48.

802 Vgl. Lhabitant (2002), S. 48.

Fondsanteilen.⁸⁰³ Manche Fonds bedienen sich im Vertrieb der professionellen Marketing-Strukturen von *Distributors* (z.B. *Capital Introduction*).⁸⁰⁴ Der *Execution- und Clearing Broker* (auch *Execution Desk* genannt) stellt dem Fondsmanager einen direkten Marktzugang für die Abwicklung der Transaktionen zur Verfügung.⁸⁰⁵ *Prime Broker* vereinigen eine Reihe von Service-Funktionen für Hedgefonds in einer Hand, wie z.B. Clearing von Transaktionen, (Global) Custody, Aufnahme von Leverage (*Margin Financing*) und Wertpapierleihe, um z.B. Leerverkäufe zu tätigen (dabei entstehen sogenannte *Short-Positionen*).⁸⁰⁶

5.1.2.3 CTA's und Managed Accounts

Zu den Hedgefonds zählen auch die *Commodity Trading Pools (CTP)* bzw. *Commodity Trading Advisor's (CTA)* und die Anbieter von *Managed Account (MA)*.⁸⁰⁷ Darunter sind Vermögensverwalter zu verstehen, die (im Fall von *MA*) im Auftrag ihrer Kunden Einzelkonten mit umfassenden Vollmachten verwalten oder (in der ursprünglichen Bedeutung *CTA*) den Handel mit Optionen und Futures beraten.⁸⁰⁸ Sie investieren in Derivate, Währungen oder beispielsweise Rohstoffe.⁸⁰⁹ *MA* und *CTA* sind, genauso wie Hedgefonds, frei in ihrer Anlagestrategie.⁸¹⁰

803 Vgl. Lhabitant (2002), S. 48.

804 Vgl. Lhabitant (2002), S. 48.

805 Vgl. Lhabitant (2002), S. 48-49.

806 Vgl. Lhabitant (2002), S. 49.

807 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 311.

808 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 311.

809 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 311.

810 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 281.

5.1.3 Hedgefonds Datenbanken

5.1.3.1 Datenbanken in der Literatur

In der Literatur werden vier Datenbanken als Quelle für Hedgefonds Renditen genannt. Diese sind *Hedge Fund Research (HFR)*, *Trading Advisers Selection System (TASS)*, *Morgan Stanley Capital International (MSCI)* und das *Centre for International Securities and Derivatives Markets, University of Massachusetts, Amherst (CISDM)*⁸¹¹. Die TASS Datenbank wurde in 2005 von *Tremont Capital Management* an *Lipper*, ein Unternehmen der Reuters Gruppe, verkauft.⁸¹² Jüngere Datenbanken stammen u.a. von *S&P*, *Barclays* oder *EurekaHedge*.⁸¹³ Die London Business School arbeitet mit dem *BNP-Paribas Hedge Fund Center* am Aufbau einer Hedgefonds Datenbank, welche die unterschiedlichen Datenbanken vereinigen soll, um z.B. Doppelnennungen zu verhindern.⁸¹⁴

Die Anteilsscheine von Hedgefonds dürfen nicht öffentlich vertrieben oder beworben werden.⁸¹⁵ Daher versucht man die Aufmerksamkeit von HNWI's und institutionellen Investoren über die Veröffentlichung von Fondsrenditen in Datenbanken, auf sich zu lenken.⁸¹⁶ Um in eine Daten-

811 Früher bekannt als Datenbank Managed Account Reports (*MAR* bzw. *MARHedge*). Sie umfassten die Renditen von CTA's und Vermögensverwaltern, welche die Gelder ihrer Kunden im Auftrag anlegen Vgl. o.V. (2005b) und o.V. (2005c).

812 Vgl. o.V. (2005a).

813 Vgl. Fung, Hsieh (2004b), S. 3.

814 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 5f.

815 Für Hedgefonds kommt ausschließlich der Privatvertrieb (*Private Placement*) in Frage. Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 315. Der Privatvertrieb ist auf persönliche Referenzen, Fonds-Prospekte, Mund zu Mund Propaganda oder Datenbanken beschränkt. Damit soll verhindert werden, dass unerfahrene Anleger in Hedgefonds investieren, die weder eine fundierte Kenntnis der Finanzmärkte, noch genügend Kapital besitzen, um die Risiken abzufedern.

816 Die Werbung über den Umweg von Hedgefonds-Datenbanken wird in den USA als Missbrauch betrachtet, weil es im Widerspruch zur Regulation D. des Security and Exchange Act 1933 Reg. 230.502. (c) steht.. Vgl. Amin, Kat (2001), S. 10, Capocci

bank aufgenommen zu werden, übermitteln die Fondsmanager die (*monatlichen*) Renditen ihres Hedgefonds auf freiwilliger Basis an einen der oben genannten Datenbankbetreiber.⁸¹⁷ Problematisch dabei ist, dass kaum Kontrollen existieren, ob die Fondsrenditen ordnungsgemäß oder regelmäßig ermittelt wurden.⁸¹⁸ Fondsmanager können die Übermittlung einfach aussetzen, wenn sie auf weitere Werbung verzichten wollen oder die Renditen ihrer Fonds zu schlecht ausfallen.⁸¹⁹ Hedgefonds können ihre Renditen auch an mehrere Datenbanken gleichzeitig übermitteln.⁸²⁰

Das Venn-Diagramm von **FUNG UND HSIEH**, auf der folgenden Seite, gibt einen ausgezeichneten Überblick über die Überschneidungen zwischen den fünf genannten Datenbanken (siehe Abbildung Nr. 5.2, S. 241).⁸²¹ Nach Ansicht von **CAPOCCI** und anderen Autoren dominieren in der Literatur die drei Datenbanken **CISDM**, **TASS** und **HFR**, weil sie über Zeitreihen von mehr als 10 Jahren verfügen.⁸²²

(2007), S. 60, Getmansky (2004), S. 26 und weitere.

817 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 4.

818 Bei Investmentfonds ist eine Depotbank gesetzlich dazu verpflichtet, die Einhaltung der Bestimmungen zum Nettoinventarwert (NAV) zu kontrollieren. Deutsche Hedgefonds unterliegen als Sondervermögen mit zusätzlichen Risiken den gleichen Bestimmungen. Vgl. § 112-120 InvG. Bei Offshore-Fonds übernehmen in der Regel Prime Broker und Custodians die Ausführung und Abwicklung der Transaktionen und die Administration des Portfolios, das von freiwilligen Auditors überwacht wird. Sie üben jedoch meist keine Kontrollfunktionen auf das Management aus. Diese Funktion wird durch das Board of Directors übernommen. Dies kann zu Problemen bei der Qualität der Datenbanken führen. Vgl. dazu auch Liang (2003).

819 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 4f.

820 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 5.

821 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 6.

822 Vgl. Capocci (2007), S. 14 sowie Adams (2007), S. 14, Agarwal, Daniel, Naik (2004), S. 8, Fußnote 7.

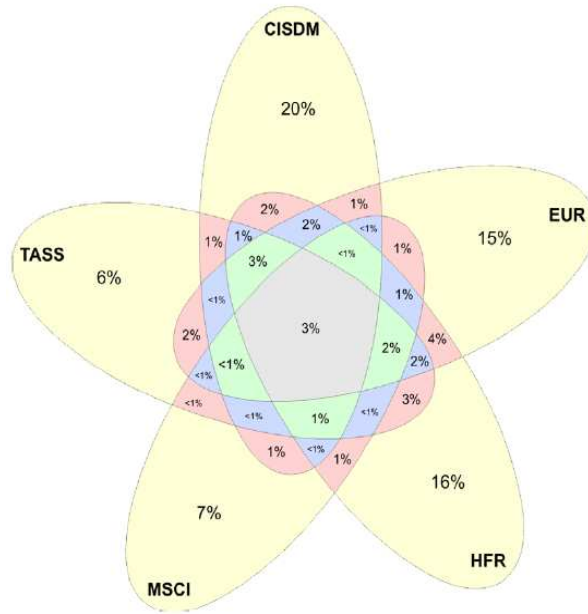


Abbildung 5.2: Überschneidungen in Hedgefonds-Datenbanken. Die Prozentzahlen stellen den Anteil an der Summe aller Hedgefonds dar. Die Angaben im inneren Bereich zeigen den Anteil von Mehrfachnennungen zwischen Datenbanken. (Quelle: Fung, Hsieh 2006a, S. 6)

FUNG UND HSIEH recherchierten die Größe der Datenbanken von *TASS*, *CISDM*, *HFR* für das Jahr 2004 mit insgesamt ca. 12.500 Fonds (Mehrfachzählungen möglich).⁸²³ Davon wurden ca. 6.500 als aktiv und der

⁸²³ Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 5.

restliche Teil als in-aktiv geführt.⁸²⁴ Die Wachstumsrate für neue Fonds betrug laut den Autoren bis zum Jahr 2004 ca. 37% für *TASS*, 43% für *HFR* und -11% für *CISDM*.⁸²⁵

Es ist davon auszugehen, dass sich die Anzahl der Fonds in den letzten Jahren auch weiter erhöht hat. **TEO** basiert seine Arbeit auf den Datenbanken von *TASS* und *HFR* und stellt im Juni 2008 ca. 4500 aktive und ca. 5400 inaktive Fonds fest (auch hier sind Mehrfachzählungen möglich).⁸²⁶ Die widersprüchlichen Angaben zur Anzahl von Hedgefonds machen deutlich, dass die Datenbanken keine objektive Informationsquelle sind. Denn erstens kommt es darin zu Mehrfachnennungen und zweitens besteht keine Pflicht zur regelmäßigen und vollständigen Veröffentlichung.⁸²⁷ Die Datenbanken geben aber erste Anhaltspunkte für konservative Schätzungen zur Größe der Industrie.⁸²⁸

Die Fondsrenditen aus allen Hedgefonds-Datenbanken leiden stark unter Problemen, die auf die eingeschränkte Auswahl von Stichproben zurückzuführen sind (auch *Data Snooping* genannt).⁸²⁹ Diese Probleme werden in der Literatur über Hedgefonds allgemein als „*Bias*“ bezeichnet.⁸³⁰ In der Literatur sind der Historische Bias (*Instant History oder Backfill*

824 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 5.

825 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 6.

826 Vgl. Teo (2009), S. 7.

827 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 4-6.

828 Weitere Anhaltspunkte, um die Größe des Hedgefonds-Marktes zu schätzen, bieten die Angaben der Aufsichtsbehörden (z.B. BAFIN, CIMA, FSA) und Industrieschätzungen von Consulting-Unternehmen. **HARCOURT** zeigt, dass der Großteil von Hedgefonds in den USA und auf den Cayman Island domiziliert ist, gefolgt von den *British Virgin Islands (BVI)*, *Bahamas* und den *Bermudas*. Vgl. Harcourt (2009). Eine gezielte Recherche bei den Aufsichtsbehörden dieser Domizil-Länder zeigte, dass bereits die Anzahl der dort registrierten Hedgefonds die Datenbanken übersteigt. Vgl. CIMA (2009), S. 8., FSC (2009), S. 5. Die jährlich erscheinenden Industry Reports von *HFR* (Chicago) schätzen, dass Anfang 2009 insgesamt eine Anzahl von ca. 8.900 Hedgefonds weltweit ca. US \$ 1.400 Mrd. verwalteten, wobei nach der Finanzkrise in 2008 ein leichter Rückgang feststellbar ist. Vgl. Harcourt (2009).

829 Vgl. Géhin (2006), S. 7.

830 Vgl. Adams (2007), S. 18, Fung, Hsieh (2000), S. 293 und weitere Autoren.

Bias)⁸³¹, der Selektions-Bias (*Selection Bias*)⁸³², der Überlebens-Bias (*Survivorship Bias*)⁸³³ oder der Verzögerungs-Bias (*Stale Price Bias*)⁸³⁴ bekannt.⁸³⁵

831 Der Historische Bias bedeutet, dass ein Fonds nach der Aufnahme in eine Datenbank historische Renditen ergänzt, die vor der Aufnahme in die Datenbank erreicht wurden. Besonders gute historische Renditen werden in die Datenbank mit übernommen. Besonders schlechte historische Renditen werden nicht an die Datenbank übermittelt. Dadurch steigt der Durchschnitt aller Renditen der Stichprobe (*Upward Bias*). Vgl. Géhin (2006), S. 9-10.

832 Der Selektions-Bias bedeutet, dass nur die Fonds in der Datenbank enthalten sind, die gute Renditen aufweisen. Fonds, die ihre Renditen nicht an eine Datenbank übermitteln, haben entweder eine zu schlechte Rendite oder eine so gute, dass sie nicht in eine Datenbank aufgenommen werden brauchen. Vgl. Géhin (2006), S. 10.

833 Der Überlebensbias bedeutet, dass nur diejenigen Hedgefonds in einer Datenbank enthalten sind, die „noch“ existieren. Die Renditen von Fonds, die nicht mehr existieren, sind auch nicht mehr in der Datenbank enthalten, und fließen so nicht mehr in Berechnungen mit dieser Stichprobe ein. Dabei von lebenden und toten Hedgefonds zu sprechen wäre eigentlich falsch, denn es geht nur um die Übermittlung der Fondsrenditen an eine Datenbank. Ein Fonds, der seine Renditen nicht mehr an eine Datenbank übermittelt, muss nicht bankrott sein. Eine mögliche Erklärung ist, dass der Fondsmanager eine zu schlechte Performance aufweist. Eine andere Erklärung ist, dass der Fonds für neue Investoren geschlossen wurde, nachdem er eine geplante Kapitalgröße erreicht hat (Der Überlebensbias kann unterschiedlich interpretiert werden. Für einen Überblick vgl. Posthuma, Van der Sluis (2003), S. 5ff.). Die Renditen werden insgesamt überschätzt, wenn diejenigen Fonds, die mit ihren schlechten Renditen den Durchschnitt senken könnten, in der Stichprobe fehlen (*Upward Bias*). Die Renditen werden insgesamt unterschätzt, wenn diejenigen Fonds, die aufgrund ihres Erfolges bereits geschlossen wurden und den Durchschnitt heben könnten in der Stichprobe fehlen (*Downward Bias*). Vgl. Géhin (2006), S. 8.

834 Der Verzögerungs-Bias betrifft Fonds, welche in besonders illiquide Vermögensinstrumente investiert haben, bei denen Bewertungsprobleme auftreten. Wenn kein aktueller Marktpreis für ein Wertpapier verfügbar ist, nehmen Fondsmanager oft einen mehrere Tage oder Wochen alten Referenzpreis, um das Wertpapier zu bewerten. Diese verzögerte Bewertung fließt dann in das aktuelle Fonds-Portfolio mit ein und kann hier zu serieller Korrelation führen. Vgl. Géhin (2006), S. 10.

5.1.3.2 Hedgefonds Strategien

5.1.3.2.1 Definition eines Styles

FUNG UND HSIEH definieren einen „Style“ als Kombination einer Strategie und der dazu passenden „Location“.⁸³⁶ Eine Strategie ist die Art und Weise, wie *Long-* oder *Short-Positionen*⁸³⁷ kombiniert werden und welches Leverage dabei zum Einsatz kommt.⁸³⁸ Die Location beschreibt, auf welche Wertpapierklassen (Assets) oder Märkten diese Strategie angewendet wird.⁸³⁹ Die Location einer Strategie lässt sich relativ zuverlässig und konsistent mit den Fonds-Prospekten bestimmen.⁸⁴⁰ Die Natur einer Strategie hingegen nicht.⁸⁴¹ Ein *Style-Faktor* beschreibt einen Haupt-*Style*, der Ähnlichkeiten mit vielen einzelnen *Styles* aufweist.⁸⁴²

5.1.3.2.2 Peer Group Styles: Selbsteinschätzung der Fondsmanager

Die Beschreibung von Hedgefonds-Strategien in Datenbanken erfolgt qualitativ und folgt der Selbsteinschätzung der Fondsmanager, die man aus den Fonds-Prospekten entnehmen kann.⁸⁴³ FUNG UND HSIEH bezeichnen diese Strategien deshalb auch als „*Peer Group Styles*“.⁸⁴⁴ Der Vorteil dieser Einteilung ist eine schnelle und einfache Zuordnung von Hedge-

835 Vgl. Géhin (2006), S. 7-10.

836 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 19.

837 Unter Long-Positionen versteht man Wertpapiere, die sich im Portfolio eines Investors befinden. Short-Positionen sind Forderungen auf Wertpapiere, die sich (noch) nicht, im Portfolio befinden, weil Leerverkäufe getätigt wurden.

838 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 19.

839 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 19.

840 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 288.

841 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 288 und Fung, Hsieh (2002a), S. 18.

842 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 19.

843 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 318-319.

844 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 18.

fonds-Strategien auf Basis der bekannten Charakteristika.⁸⁴⁵ Dies kann für Werbezwecke und die Selbstdarstellung von Nutzen sein. Der Nachteil dieser Einteilung, ist das Fehlen eines gut formulierten Modells für *Peer Group Styles*.⁸⁴⁶ Die Zuordnung einer Fonds-Strategie ist für Außenstehende kaum nachvollziehbar und eine fehlerhafte Einordnung in ein falsches Segment kann z.B. in die Berechnung von Hedgefonds-Indizes oder empirische Analysen weiter getragen werden.⁸⁴⁷ Hedgefonds, die konsistent eine einzige Anlagestrategien verfolgen, können zwar einem *Peer Group Style* zugeordnet werden. Die Zuordnung wird jedoch zu einer schwierigen Aufgabe wenn Hedgefonds mehrere dieser Strategien miteinander kombinieren (*Multistrategy Approach*).⁸⁴⁸ Weil ein einheitlich formuliertes Modell fehlt, kann praktisch jede Datenbank eine eigene Kategorisierung von Hedgefonds-Strategien vornehmen. Eine fachübergreifende Arbeitsgruppe unter der Leitung der *Alternative Investment Management Association (AIMA)* erkannte dieses Problem und führte im Jahr 2003 eine Befragung in der Industrie durch, um eine allgemeine Richtlinie zur Klassifikation von Hedgefonds-Strategien zu entwickeln.⁸⁴⁹ Bisher konnte sich keine allgemeine Richtlinie durchsetzen.

Die uneinheitliche Verwendung von *Peer Group Styles* in den Datenbanken führt in den Studien, die darauf basieren, zu weiteren Klassifikationsproblemen. CAPOCCI entwickelte beispielsweise ein Multifaktorenmodell, um die Performance unterschiedlicher Hedgefonds-Strategien über länge-

845 Wie FUNG UND HSIEH darstellen, sind die *Peer Group Styles* universell. Viele andere Investoren, wie z.B. University Endowments, Family Offices oder Pensionsfonds verfolgen die gleichen Investmentziele und lassen sich, genauso wie Hedgefonds, kategorisieren. University Endowments sind Stiftungen, welche das Kapitalvermögen von Universitäten anlegen. Ein Family Office bezeichnet einen Vermögensverwalter, der sich ausschließlich um das Kapitalvermögen einer Familie kümmert. Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 320.

846 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S.18.

847 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 18 und Fußnote Nr. 7, S. 26.

848 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 18.

849 Vgl. Indjic, Heen (2003).

re Zeit miteinander zu vergleichen.⁸⁵⁰ Er stützt sich auf die Datenbanken *MAR* und *HFR*.⁸⁵¹ Weil beide Datenbanken die Hedgefonds-Strategien aber unterschiedlich und unter abweichenden Namen klassifizieren, entschied er sich, die einzelnen Strategien relativ frei zu kombinieren und Neue hinzu zu fügen.⁸⁵² Seine Klassifikation ist daher nur bedingt auf andere Studien übertragbar. **AGARWAL, DANIEL UND NAIK** untersuchen den Zusammenhang zwischen Nettozuflüssen (*Flows*) in Hedgefonds und deren Performance.⁸⁵³ In diesem Zusammenhang analysieren sie u.a. die Rolle der Fondsgröße, von Belohnungen für Manager (*Incentives*) oder Restriktionen bei Auszahlungen (*Redemptions*).⁸⁵⁴ Sie konstruieren ihre eigene Datenbank aus einer Kombination der Datenbanken von *HFR*, *TASS* und *MAR*, um die widersprüchliche Klassifikation von Hedgefonds-Strategien zu umgehen.⁸⁵⁵ Wie die folgenden Abschnitte zeigen, deckt die von ihnen gewählte Klassifikation aber nur einen Bruchteil der verfügbaren Hedgefonds-Kategorien in den Datenbanken ab. **BOOKSTABER** beschäftigt sich mit der Frage, ob Hedgefonds definierbare Institutionen sind oder ob die Bezeichnung ein Sammelbegriff für Investmentfirmen ist, die bestimmte Handelsstrategien verfolgen.⁸⁵⁶ Er löst sich vollständig von den Hedgefonds-Datenbanken und entwickelt eine eigene Klassifikation.⁸⁵⁷ Die drei großen und wichtigsten Datenbanken (*HFR*, *TASS* und *MAR*) werden im folgenden Abschnitt näher betrachtet, um eine Hedgefonds-Kategorie zu finden, in der man Algorithmic Trading einordnen kann.

850 Vgl. Capocci (2007).

851 Vgl. Capocci (2007), S. 68.

852 Vgl. Capocci (2007), S. 68 und 71 und Fußnote 18.

853 Vgl. Agarwal, Naik (2004).

854 Vgl. Agarwal, Naik (2004).

855 Vgl. Agarwal, Naik (2004), S. 8 und 42.

856 Vgl. Bookstaber (2003), S. 19.

857 Vgl. Bookstaber (2003), S. 20.

5.1.3.2.3 MAR/MarHedge Datenbank

Strategie in MAR/Hedge	Kurze Beschreibung
<i>Event Driven</i>	Investieren in Unternehmen in Notlagen (<i>Distressed Securities</i>) oder in Unternehmensfusionen (<i>Merger Arbitrage</i>)
<i>Global</i>	Investieren in Wertpapiere (Aktien, Bonds) außerhalb den USA und in <i>Emerging Markets</i>
<i>Global Macro</i>	Investieren auf Basis makro-ökonomischer Analysen und wetten auf die Entwicklung allgemeiner Risikofaktoren (z.B. Währungen, Zinsen, Aktienindizes usw.)
<i>Market Neutral</i>	Wetten mit Arbitrage- oder Long/Short-Strategien auf relative Preisbewegungen und versuchen, die Risiken der sonstigen Marktentwicklung auszugleichen.
<i>Sectors</i>	Investieren in bestimmte Wirtschaftssektoren
<i>Short Sellers</i>	Investieren in Short-Positionen.
<i>Long-Only</i>	Vermeiden Leerverkäufe, kombinieren dies aber mit Leverage.

Tabelle 21: Hedgefonds-Strategien in der Mar/Hedge Datenbank (Quelle: Fung, Hsieh (1999), S. 319).

FUNG UND HSIEH erklären die Einteilung in *Peer Group Styles* am Beispiel der Datenbanken *MAR* und *MAR/Hedge* für das Jahr 1997 (siehe Tabelle 21, S. 247).⁸⁵⁸

⁸⁵⁸ Die erste Fonds-Kategorie in der *MAR*-Datenbank bilden ereignisgetriebene Hedgefonds, die *Corporate Events* ausnutzen (*Event Driven*). Hier kann man die Sub-Kategorien *Distressed Securities* und *Merger Arbitrage* unterscheiden. Bei der *Distressed Securities* Strategie suchen Fondsmanager aktiv nach (börsennotierten) Unternehmen, die von Bankrott bedroht oder überschuldet sind, oder sich in einer Phase der Reorganisation befinden. Sie investieren beispielsweise in Bonds, Aktien oder kaufen Bankschulden des Unternehmens, das sich in einer Notlage befindet. Zur gleichen Kategorie gehören auch Fonds, die auf Unternehmensfusionen spekulieren (*Merger Arbitrage*). Je nachdem, ob der Manager vom Erfolg eines Mergers überzeugt ist, wettet er dafür oder dagegen. Bei einem erwarteten Erfolg des Mergers, wird der Kurs der übernommene Firma steigen (der Fondsmanager nimmt eine Long-Position ein) und der Kurs der übernehmenden Firma fallen (der Fondsmanager geht eine Short-Position ein). Die zweite Kategorie bilden globale Fonds (*Global*), die in alle Wertpapiere (Aktien und Bonds) weltweit und in *Emerging Markets* investieren können, die nicht an US-Börsen notiert sind. Die dritte Katego-

CTA's besitzen wiederum eigene *Peer Group Styles*, die sich an den Hedgefonds-Kategorien orientieren.⁸⁵⁹ Die meisten *CTA's* werden als Trendfolgemodelle klassifiziert.⁸⁶⁰

Algorithmic Trading spielt in den oben genannten Hedgefonds-Kategorien der *MAR/Hedge*-Datenbank keine Rolle. Der Grund dafür kann im frühen Stadium der Studie im Jahr 1999 liegen, als Algorithmic Trading in der Praxis noch relativ unbekannt war und bei der Klassifikation von Hedgefonds-Strategien noch keine Rolle spielte. Dazu kommt, dass viele Autoren Algorithmic Trading nur aus der Perspektive der Sell-Side betrachteten und die Aufgaben der *Buy-Side* darin noch nicht getrennt wurden.⁸⁶¹ Im folgenden werden daher die neueren Hedgefonds-Klassifikationen der Datenbanken *Lipper* (früher *TASS*) und *HFR* betrachtet, um Algorithmic Trading einer Hedgefonds-Kategorie zuzuordnen.

rie bilden globale Makro-Fonds (Global Macro), die auf die Entwicklung der wichtigsten makro-ökonomischen Risikofaktoren (wie z.B. Währungen, Zinsen, Aktienindizes, Rohstoffe) wetten. Die vierte Kategorie bilden marktneutrale Fonds (Market Neutral). Fonds dieser Kategorie streben eine Rendite an die von der aktuellen Marktentwicklung unabhängig ist. Dazu werden allgemeine, makroökonomische Risikofaktoren vermieden und Strategien angewendet, die kurzfristige Preisschwankungen ausnutzen. In den Sub-Kategorien werden zahlreiche Arbitrage-Konzepte unterschieden. In der Sub-Kategorie Long-Short Equity werden Long-Positionen und Short-Positionen miteinander kombiniert, ohne dass der Fonds auf eine bestimmte Markttrichtung wettet. Fonds in der Sub-Kategorie Stock Index Arbitrage verfolgen nutzen marginale Preisdifferenzen zwischen Aktienindizes und begleitenden Future-Positionen aus. Fonds in der Sub-Kategorie Convertible Bond Arbitrage kombinieren Long-Positionen in Bonds und Short-Positionen in Aktien miteinander, handeln aber gleichzeitig mit den in den Bonds enthaltenen Optionen. Fonds in der Sub-Kategorie Fixed Income Arbitrage nutzen marginale Differenzen der Zinskurven zwischen Unternehmensbonds und Staatsanleihen mit vergleichbaren Eigenschaften aus. Staatsleihen und Unternehmensbonds können jeweils auch untereinander Unterschiede in den Zinskurven aufweisen. Die fünfte Hedgefonds-Kategorie bilden Hedgefonds, die sich auf bestimmte Wirtschaftssektoren spezialisieren (Sector Funds). Je nachdem, wie die Manager die allgemeine Lage in einem Wirtschaftssektor einschätzen, gehen sie Short- und Long-Positionen ein und kombinieren diese mit Leverage. Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 318-320.

859 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 320 und Vgl. Billingsley, Chance (1996).

860 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 10.

861 Siehe z.B. Paskelian (2010), S. 277ff.

5.1.3.2.4 Lipper-Datenbank

Strategy Type	LGC-Category	Sub-Strategies
<i>Relative Value Strategies</i>	Hedge/Convertible Arbitrage	
	Hedge/Equity Market Neutral	Statistical arbitrage Fundamental arbitrage
	Hedge/Fixed Income Arbitrage	Swap-spread arbitrage Yield curve arbitrage Volatility Arbitrage Capital structure arbitrage
	Hedge/Options Arbitrage/Strategies	
<i>Directional Strategies</i>	Hedge/Dedicated Short Bias Hedge/Emerging Markets Hedge/Global Macro Hedge/Long Bias Hedge/Long/Short Equity Systematic trend-following	
	Hedge/Managed Futures/CTA's	Systematic trend-following Discretionary
<i>Event Driven Strategies</i>	Hedge/Event Driven	Event-Driven Distressed Securities Event-Driven Risk Arbitrage (<i>Merger Arbitrage</i>) Event-Driven Multi-Strategy
<i>Mixed and Other Strategies</i>	Hedge/Multi Strategies Hedge/Other Hedge	

Tabelle 22: Einteilung der Hedgefonds-Klassen in der Lipper (TASS) Datenbank. Grau unterlegt sind die Kategorien für Algorithmic Trading und Quantitative Methoden (Quelle: Lipper (2008), S. 29)

Die *Lipper Global Classification (LGC)* ist eine interne Richtlinie zur Klassifizierung von Fonds in der früheren *TASS*-Datenbank. Sie steht den Analysten und Kunden zur Verfügung und enthält umfangreiche Richtlinien über die Einteilung von Asset Klassen⁸⁶² und geographischen Fokus.⁸⁶³ Hedgefonds werden aufgrund der Eigenangaben der Fondsmanager (*Investment Objectives*), Fonds-Prospekte, das Fact Sheet eines Fonds sowie die Jahres- und Halbjahresberichte gegliedert.⁸⁶⁴ Die Klasse der Hedgefonds (*Hedge Classes*) wird von Lipper in vier Kategorien eingeteilt: *Relative Value*, *Directional*, *Event Driven* und *Mixed and Other Strategies*.⁸⁶⁵ Zusätzlich gibt es zu jeder Hedgefonds-Kategorie eine

862 Als Asset Klasse bezeichnet man in diesem Zusammenhang die Kategorien von Investments in einem Portfolio (z.B. Aktien, Bonds). Vgl. Ryland (2003), S. 24.

863 Die Zuordnung eines Hedgefonds zu einer LGC-Kategorie (*Peer Group Style*) erfordert eine Übereinstimmung von mindestens 75% zwischen der LGC-Kategorie und den Wertpapieren in die der Fonds investiert hat. Vgl. Lipper (2008), S. 2. Der geographische Fokus erfordert Übereinstimmungen von mindestens 50%. Vgl. Lipper (2008), S. 4.

864 Vgl. Lipper (2008), S. 2.

865 *Relative Value* fasst alle Strategien zusammen, die sich an Arbitrage-Konzepten bedienen. Dazu gehören Fonds, die eine ineffiziente Preisstellung bei Optionen ausnutzen (*Options-Arbitrage/Options Strategies*), Fonds, die in festverzinsliche Wertpapiere investieren (*Fixed Income Arbitrage*), Fonds, die durch Long- und Short-Positionen ein marktneutrales Portfolio anstreben (*Equity Market Neutral*) sowie Fonds, die Preis-Diskrepanzen zwischen konvertierbaren Wertpapieren ausnutzen (*Convertible Arbitrage*). Die Kategorie *Directional* fasst alle Strategien zusammen die auf eine bestimmte Richtung in der Marktentwicklung wetten. Die Sub-Kategorien bilden hier Fonds, die sich auf Leerverkäufe konzentrieren (*Dedicated Short Bias*), Fonds, die Leerverkäufe vermeiden und Long-Positionen eingehen (*Long Bias*), Fonds, die Long- und Short-Positionen miteinander kombinieren und das Portfolio diversifizieren (*Long/Short Equity*), Fonds, die in Emerging Markets investieren (Emerging Markets), Fonds, die in Futures oder CTA investieren (*Managed Futures/CTA*). (Für eine Erklärung von direktionalen und nicht-direktionalen Strategien vgl. Agarwal, Naik (2000b), S. 327ff). Die Kategorie *Event Driven* bezieht sich auf alle Strategien, die *Corporate Events* oder Marktereignisse (*Market Events*) ausnutzen. In dieser Kategorie werden Fonds eingeordnet, die in notleidende Wertpapiere investieren (*Distressed Securities*), Fonds, die auf Unternehmensfusionen oder Akquisitionen wetten (*Event Driven Risk /Merger Arbitrage*) sowie Fonds, die sich auf eine Kombination von Event Driven Strategies und Krediten konzentrieren (*Event-Driven Multi-Strategy*). Zur letzten Kategorie, *Mixed and*

gleichnamige Kategorie für Dach-Hedgefonds.⁸⁶⁶ Eine Erklärung der Kategorien erfolgt jeweils über die Sub-Kategorien (siehe Tabelle 22, S. 249).

Eine eindeutige Zuordnung von Algorithmic Trading zu einer Hedgefonds-Kategorie ist mit der *Lipper*-Klassifikation auch nicht möglich. Denn es fehlen klare Definitionen der Formen von Algorithmic Trading. Stattdessen werden Synonyme in den Beschreibungen der Strategien verwendet, deren Zusammenhang mit Algorithmic Trading nicht belegt ist. So werden nur Randbereiche von Algorithmic Trading erfasst, obwohl eigentlich eine viel breitere Basis von Strategien gemeint ist. Die Begriffe *Algorithmic Trading* und *High Frequency Trading* werden in der LGC beispielsweise in der Sub-Kategorie *Directional: Managed Futures/CTA's* eingeordnet (in Tabelle 22, S. 249 grau unterlegt).⁸⁶⁷ Hier heißt es:

*„Algorithmic Trading and High Frequency trading strategies are included in this classification. Broadly speaking, Managed Futures manager can be divided into Systematic and Discretionary.“*⁸⁶⁸

Von dieser Kategorie werden jedoch nur solche Fonds erfasst, die Managed Futures Fonds oder *CTA's* darstellen. Managed Futures investieren nach dieser Gliederung in Futures, Forward-Kontrakte und Optionen.⁸⁶⁹ Hedgefonds, die Algorithmic Trading zum Handel in anderen Wertpapieren einsetzen, werden dabei nicht erfasst.

Other Strategies, gehören solche Fondsmanager, die mehrere Strategien parallel verfolgen (*Sub-Kategorie: Multi Strategy*) oder die durch das Raster der anderen Kategorien fallen (*Sub-Kategorie: Other Hedge*). Vgl. Lipper (2008), S. 30-35.

⁸⁶⁶ Vgl. Lipper (2008), S. 29.

⁸⁶⁷ Vgl. Lipper (2008), S. 33.

⁸⁶⁸ Lipper (2008), S. 33.

⁸⁶⁹ Vgl. Lipper (2008), S. 33.

Obwohl die Lipper-Klassifikation über eine umfangreiche Definition von Systematic Trading und Trendfolgemodellen verfügt, wird sie dem Algorithmic Trading also nicht gerecht. Konkret heißt es hier:

„Systematic Trend Following Traders rely on computer-generated trading signals that infer on historical price data and/or historical relationship to anticipate future price movements. Three main sub-strategies can be identified, within Systematic trend following managers: Trend Following, Trend Reversal, Contrarian.“⁸⁷⁰

Im Vergleich zur MAR-Datenbank wurde Algorithmic Trading in der LGC aber schon besser berücksichtigt. So werden in der LGC z.B. die Begriffe quantitative und statistische Arbitrage benutzt, um Formen des Algorithmic Trading zu beschreiben. In der Sub-Kategorie Relative Value: Equity Market Neutral heißt es:

„Statistical arbitrage implies model based, short-term trading using quantitative and technical analysis to select profit opportunities.“⁸⁷¹

870 Lipper (2008), S. 33.

871 Lipper (2008), S. 30.

5.1.3.2.5 HFR-Datenbank

Tabelle 23, S. 255, zeigt abschließend die Klassifikation von Hedgefonds-Strategien (und ihren Sub-Kategorien) in der *HFR*-Datenbank zum Zeitpunkt dieser Arbeit, im Januar 2010. Die Klassifikation soll die Evolution der strategischen Trends in der Industrie reflektieren und unterliegt einem stetigen Wandel.⁸⁷²

Eine eindeutige Zuordnung von Algorithmic Trading in den Hedgefonds-Kategorien ist auch in der *HFR*-Datenbank nicht möglich. Denn auch hier fehlt eine klare Definition von Algorithmic Trading. Zwar werden Begriffe, wie z.B. quantitative Techniken (*Quantitative Techniques*), systematische Analysen (*Systematic Analysis*) oder mathematische, algorithmische oder technische Modelle (*Mathematical, Algorithmic and Technical Models*), zur Beschreibung von Algorithmic Trading verwendet.⁸⁷³ Diese Begriffe werden aber nicht erläutert und finden sich relativ ungeordnet in fast allen Sub-Kategorien wieder. In der Sub-Kategorie Equity Market Neutral heißt es beispielsweise:

⁸⁷² Vgl. HFR (2010), S. 1f. Die erste Kategorie, *Equity Hedge*, fasst alle Hedgefonds zusammen, die in Equities und Derivate investieren, die Long- und Short-Positionen kombinieren. Vgl. HFR (2010), S. 4. Nach Angaben von *HFR* kommen in den Investment Prozessen sowohl *quantitative* als auch *fundamentale* Techniken zum Einsatz. Die zweite Kategorie, *Event Driven*, fasst solche Hedgefonds zusammen, die in Wertpapiere investieren, welche in Corporate Actions involviert sind. Die dritte Kategorie, *Macro*, beschreibt Hedgefonds in deren Investment-Prozessen unterliegende makro-ökonomische Variablen einen großen Einfluss ausüben. Nach der Einteilung von *HFR* kommen dabei sowohl diskretionäre und systematische Analysen, top-down oder bottom-up Konzepte, quantitative oder fundamentale Techniken zum Einsatz, die zu lang- oder kurzfristigen Halteperioden führen. Die vierte Kategorie, *Relative Value*, beschreibt Investment-Strategien, welche Diskrepanzen bei der Bewertung von unterschiedlichen Wertpapieren ausnutzen. Dazu gehören Arbitrage-Konzepte jedweder Art bei denen wiederum quantitative oder fundamentale Techniken eingesetzt werden. In der fünften Kategorie werden Dach-Hedgefonds gesammelt, die in einzelne Hedgefonds investieren und hier nicht weiter beachtet werden sollen. Vgl. HFR (2010), S. 4-11.

⁸⁷³ Vgl. HFR (2010).

„...strategies employ sophisticated quantitative techniques of analyzing price data to ascertain information about future price movements and relationships between securities, select securities for purchase or sale.“⁸⁷⁴

Eine ähnliche Beschreibung findet sich in der Sub-Kategorie *Quantitative Directional*, wo es heißt:

„...strategies employ sophisticated, quantitative analysis of price, other technical and fundamental data to ascertain relationships among securities and to select securities for purchase or sale.“⁸⁷⁵

In der Sub-Kategorie *Macro: Active Trading* wird Algorithmic Trading beschrieben als:

„...strategies (that) employ either discretionary or rule-based high-frequency strategies to trade multiple asset classes.“⁸⁷⁶

Ein weiteres Beispiel findet sich in der Sub-Kategorie *Macro: Systematic Diversified*, in der solche Strategien zusammengefasst werden, die mathematische, algorithmische oder technische Modelle verfolgen:

„(strategies that)... have investment-processes typically as a function of mathematical, algorithmical and technical models, with little or no influence of individuals over the portfolio-positioning“.⁸⁷⁷

874 HFR (2010), S. 4.

875 HFR (2010), S. 4.

876 HFR (2010), S. 7.

877 HFR (2010), S. 8.

Hedge Fund Strategy Category	Sub Category
<i>Equity Hedge</i>	Equity Market Neutral
	Fundamental Growth
	Fundamental Value
	Quantitative Directional
	Sector (Energy/Basic Materials; Technology/Healthcare)
	Short Bias
	Multi-Strategy
<i>Event-Driven</i>	Activist
	Credit Arbitrage
	Distressed/Restructuring
	Merger Arbitrage
	Private Issue/Regulation D.
	Special Situations
	Multi-Strategy
<i>Relative Value</i>	Active Trading
	Commodity (Agriculture, Energy, Metals, Multi)
	Currency (Discretionary, Systematic)
	Discretionary Thematic
	Systematic Diversified
	Multi-Strategy
<i>Fund of Funds</i>	Conservative
	Diversified
	Market Defensive
	Strategic

Tabelle 23: Klassifikation von Hedgefonds-Strategien in der HFR-Datenbank (Quelle: HFR (2010), S. 2)

5.1.3.2.6 Zusammenfassung

Die Bildung von Hedgefonds-Kategorien in allen drei großen Datenbanken ist insgesamt nicht konsistent. Das Fehlen einer universellen Hedgefonds-Klassifikation oder Richtlinie führt zu teilweise widersprüchlichen Einordnung von Hedgefonds-Strategien.⁸⁷⁸ AGARWAL UND NAIK versuchten, dieses Problem zu beheben, indem sie aus allen drei Datenbanken (*HFR*, *MAR* und *TASS*) vier übergreifende Kategorien für Hedgefonds entwickelten und ihrer Stichprobe zuordneten.⁸⁷⁹ Wie BOOKSTABER feststellt, muss die Klassifikation von *Peer Group Styles* im Zeitverlauf auch immer wieder korrigiert werden, wenn neue Strategien entstehen und alte verschwinden.⁸⁸⁰ Die chronologische Darstellung der *CISDM*-Klassifikation im Jahr 1997 bis zur *HFR*-Klassifikation in 2010 bestätigt seine Hypothese. Man kann beobachten, dass immer mehr technologische und quantitative Begriffe für die Beschreibung von *Peer Group Styles* verwendet werden. Jedoch fehlt eine genaue Definition und Abgrenzung dieser Begriffe.

In keiner der drei großen Datenbanken kann man Algorithmic Trading einer Hedgefonds-Kategorie eindeutig zuordnen. Entweder Algorithmic Trading wird nur in Randbereichen der Hedgefonds-Strategien definiert oder die Klassifikationen enthalten allgemeine Begriffe, die quantitative, numerische oder systematische Prozesse beschreiben. Welche Verbindung zwischen diesen Definitionen und Algorithmic Trading besteht, bleibt in den Klassifikationen unklar. Das Problem liegt nicht in der Klassifikation der Hedgefonds-Strategien, sondern in einer fehlenden Definition für Algorithmic Trading. Solange eine universelle Definition für Al-

878 Vgl. Agarwal, Daniel, Naik (2004), S. 9.

879 Diese vier Kategorien (*Broad Based Styles*) sind: *Directional*, *Relative Value*, *Security Selection* und *Multi-Process Traders*. Sie sind eine Zusammenfassung der Kategorien aus den Datenbanken *HFR*, *MAR* und *TASS* in dem Zeitraum von Januar 1994 bis Dezember 2000. Vgl. Agarwal, Daniel, Naik (2004) S. 42.

880 Vgl. Bookstaber (2003), S. 20.

gorithmic Trading fehlt, kann man auch die unterschiedlichen Formen nicht unterscheiden (z.B. halb- und vollautomatischer Handel). Die Renditen von Hedgefonds-Datenbanken erscheinen mit der Verwendung von *Peer Group Styles* ungeeignet für die Beantwortung der Forschungsfrage.

5.1.3.2.7 *Quantitative Style-Faktoren*

Anstatt die Hedgefonds Strategien nur qualitativ zu beschreiben, bieten FUNG UND HSIEH eine Möglichkeit, diese Strategien (*Style-Faktoren*) auch quantitativ zu bestimmen.⁸⁸¹ Dazu wenden die Autoren eine *Principal Component Analyse (PCA)*⁸⁸² an, um die dominanten Strategien ausschließlich auf Basis der Renditen zu identifizieren (*Return Based Style Factors, RBS*).⁸⁸³ Hinter ihrem Vorstoß steckt die Idee, dass die Renditen von Hedgefonds Strategien zwar marktunabhängig sind, aber die Renditen ähnlicher Strategien korrelieren müssten.⁸⁸⁴ Sie erweitern dazu das Regressionsmodell von SHARPE, das ursprünglich für Investmentfonds entwickelt wurde.⁸⁸⁵ Eine alternative Möglichkeit, um die Hedgefonds-Strategien quantitativ zu bestimmen, stammt von MAILLET UND ROUSSET, die eine *Kohonen-Map*⁸⁸⁶ für die Klassifikation benutzen.⁸⁸⁷ Ihre Methode konnte sich in der Literatur jedoch nicht durchsetzen.

Die Qualität eines Regressionsmodells wird allgemein gemessen am Bestimmtheitsmaß (R^2).⁸⁸⁸ Dieses gibt den Anteil der nicht-erklärten Varianz ($\sigma^2(\tilde{\epsilon})$) an der erklärten Varianz einer Stichprobe (hier $\sigma^2(\tilde{R})$) wieder.⁸⁸⁹

881 Vgl. Fung, Hsieh (1997).

882 Für die Funktionsweise der Principal Component Analyse siehe Jolliffe (2002).

883 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

884 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

885 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284f und Sharpe (1992).

886 Für eine Erklärung siehe Kohonen (1988).

887 Vgl. Mailliet, Rousset (2001).

888 Vgl. Sharpe (1992), S. 8.

889 Ein zweiter Test besteht darin, die mit dem Regressionsmodell geschätzten

$$(5.1) \quad R^2 = 1 - \frac{(\sigma^2(\tilde{\epsilon}))}{(\sigma^2(\tilde{R}))}$$

Um ihre Hypothese zu beweisen, führten die Autoren eine Faktorenanalyse mit 409 Hedgefonds aus drei Datenbanken⁸⁹⁰ durch, um dominante Charakteristika ihrer Stichprobe zu identifizieren und die einzelnen Fondsrenditen allgemeinen Hedgefonds-Strategien zuzuordnen.⁸⁹¹ Sie konnten in ihrer Stichprobe fünf orthogonale Komponenten identifizieren, die, zusammen genommen, bis zu 43% der Varianz der Renditen aus der Faktoren-Analyse erklärten.⁸⁹² Die Strategien derjenigen Hedgefonds, die am höchsten mit einer dieser Komponente korrelierten, wurden als *Style-Faktoren* herangezogen.⁸⁹³ Die Autoren kombinierten diese *Style-Faktoren* mit der Selbsteinschätzung der Fondsmanager und konnten so die Existenz von fünf Fonds-Strategien empirisch nachweisen: *i) Systematische/Opportunistische Strategien (Systems/Opportunistic) ii) Globale Makro Strategien (Global Macro), iii) Value-Strategien (Value), iv)*

Faktoren, für einen Out-Of-Sample Test zu benutzen. Das heißt, man versucht, allein mit den geschätzten Faktoren, das Gesamtmodell zu schätzen, dass man dann mit einer unbekanntem Stichprobe vergleicht. Vgl. Sharpe (1992), S. 8.

890 Aus der TASS-Datenbank wurden 168 Hedgefonds und 89 CTA Pools untersucht. 152 Hedgefonds stammten aus der Datenbank von Paradigm LDC, einer Hedgefonds-Consulting Firma auf den Cayman Islands. Die Autoren dankten auch AIG Global Investors für den Zugang zu Hedgefonds-Datenbank bzw. CTA-Pools. Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 275 und S. 302.

891 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

892 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

893 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

*Trendfolgestrategien (Systems/Trend Following) und v) Ausnutzung von Notlagen (Distressed Securities).*⁸⁹⁴ Eine Übersicht dazu gibt Tabelle 24, S. 259.

Quantitative Investment Styles	Beschreibung
<i>Systematische, opportunistische Strategie</i>	Fondsmanager benutzen mechanische Handelsregeln (die auch für direktionale Wetten auf Finanzmarkt-Ereignisse angewendet werden)
<i>Globale Makro-Strategie</i>	Wetten auf makro-ökonomische Ereignisse und investieren in liquide Märkte, wie z.B. Währungen oder Bonds
<i>Value Strategien</i>	Fondsmanager benutzen die Fundamentalanalyse, um unterbewertete Unternehmen zu identifizieren
<i>Trendfolgestrategien</i>	Fondsmanager benutzen mechanische Handelsregeln, die Trendfolgestrategien verfolgen
<i>Ausnutzung von Notlagen</i>	Fondsmanager investieren in Unternehmen, die kurz vor dem Bankrott stehen oder diesen überwunden haben.

Tabelle 24: Kategorisierung von Hedgefonds-Strategien durch eine Analyse von Renditen (Quelle: Fung, Hsieh (1997), S. 285)

Unter *systematischen/opportunistischen Strategien* verstehen die Autoren Börsenhändler, die technisch orientiert sind und bei Bedarf regelbasierte Handelssysteme einsetzen⁸⁹⁵ *Globale Makro-Strategien* sind Fonds, die in hoch-liquide Märkte (wie z.B. Bonds, Währungen) investieren und für/gegen makroökonomische Ereignisse wetten.⁸⁹⁶ Dies können z.B.

894 **FUNG UND HSIEH** weisen darauf hin, dass anstelle dieser fünf quantitativen Kategorien in der Praxis weitere *Style*-Faktoren und Strategien genannt werden, die jedoch nur qualitativ festgelegt werden. Die Zuordnung der Fonds in eine qualitative Kategorie bei verschiedenen Datenanbietern ist dabei nicht konsistent. Ein Fonds kann so z.B. in unterschiedlichen Kategorien oder mehrfach auftauchen. Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284.

895 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

896 In diese Kategorie wird z.B. der Hedgefonds von George Soros eingeordnet, der

Zinsentscheidungen, Währungsabwertungen, politische Krisen oder Arbeitsmarktzahlen sein. *Value-Strategien* verfolgen ein *Bottom-Up* Konzept.⁸⁹⁷ Das heißt, die Fondsmanager untersuchen die Fundamentaldaten auf der untersten Ebene, um in unterbewertete Wertpapiere zu investieren und Überbewertete leer zu verkaufen.⁸⁹⁸ Trendfolgestrategien verfolgen Strategien der Chart-Analyse.⁸⁹⁹ Fonds mit der Strategie Distressed Securities investieren in Wertpapiere von Unternehmen, die kurz vor dem Bankrott stehen bzw. gerade die Insolvenz überwunden haben.⁹⁰⁰

Die Einordnung der quantitativen *Style*-Faktoren kann der qualitativen Zuordnung in einer Fond-Kategorie, bei Datenbankanbietern und Vendors, widersprechen.⁹⁰¹ **FUNG UND HSIEH** zeigten damit gravierende Unterschiede zwischen der Selbstdarstellung von Hedgefonds und ihrer tatsächlichen Anlagestrategie.⁹⁰² **BROWN UND GOETZMANN** aktualisieren die eben genannte Studie mit einem aktuellen Datensatz.⁹⁰³ Sie stellen acht unabhängige *Style*-Faktoren fest und belegen, dass einige *Style*-Faktoren bereits miteinander verschmolzen sind.⁹⁰⁴ Die verbale Kategorisierung von *Peer Group Styles* hält also einer quantitativen Kontrolle mit *RBS-Faktoren* nicht stand.⁹⁰⁵

1992 eine Wette auf die Abwertung des britischen Pfund gewann. Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 16.

897 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

898 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

899 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

900 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

901 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

902 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 285.

903 Vgl. Brown, Goetzmann (2003).

904 Zu den *Style*-Faktoren zählen nach Brown, Goetzmann (2003): 1.) US-Equity Hedge 2.) Non-US Equity Hedge, 3.) Event-Driven (Distressed), 4.) Non-Directional/Relative Value, 5.) Global Macro, 6.) Pure Leveraged Currency 7.) Pure Emerging Markets, 8.) Pure Property. Vgl. Brown, Goetzmann (2003), S. 105f.

905 Vgl. Brown, Goetzmann (2003) und Fung, Hsieh (1997).

Selbstverständlich lassen sich mit den *Style*-Faktoren nicht alle Hedgefonds Strategien kategorisieren, sondern sie repräsentieren nur die populärsten Strategien.⁹⁰⁶ Dass es hier keine dominanten *Style*-Faktoren gibt, ist ein Zeugnis dafür, wie diversifiziert die Hedgefonds-Strategien in der Realität sind.⁹⁰⁷ FUNG UND HSIEH schreiben selbst dazu:

*„Indeed the lack of dominant style factors attests to the wealth of performance diversity available among these managers.“*⁹⁰⁸

Die *Return Based Styles* geben erste Anhaltspunkte für die Einordnung von Algorithmic Trading. Denn sowohl in der Gruppe *systematisch, opportunistischer Strategien* als auch in der Gruppe von *Trendfolgestrategien* ist von mechanischen Handelsregeln die Rede. Man kann aber auch nicht ausschließen, dass Algorithmic Trading in den anderen Gruppen eine Rolle spielt. Kapitel 4 zeigte, dass man Algorithmic Trading genauso gut für die *Fundamentalanalyse* oder *globale Makro-Strategien* einsetzen kann. Auch die Identifikation von *Distressed Securities* über die *Auswertung von Textnachrichten* wäre denkbar. Die Ergebnisse von FUNG UND HSIEH zu den RBS sind zudem auf eine Stichprobe beschränkt, die schon einige Jahre alt sind.⁹⁰⁹ Folgt man der Annahme, dass Algorithmic Trading in den vergangenen Jahren sprunghaft angestiegen ist, so müsste man die RBS-Faktoren aus diesen älteren Studien mit einer aktuellen Datenbank neu berechnen. Zusammenfassend kann man sagen, dass die *Return Based Styles* zwar eine objektive Beurteilung der Strategien ermöglichen, aber zum derzeitigen Stand keine sicheren Aussagen über Algorithmic Trading erlauben.

906 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 290.

907 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 290.

908 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 290.

909 Vgl. Fung, Hsieh (1997).

Mit dieser Feststellung entsteht ein Dilemma für die Forschungsfrage, denn weder die *Peer Group Styles* aus den drei genannten Datenbanken noch die Anwendung von *Return Based Styles*, lassen eine korrekte Zuordnung von Algorithmic Trading zu. Algorithmic Trading ist entweder kein Hedgefonds-*Style* oder wird von den gängigen Gliederungen noch nicht erfasst. Damit stehen auch keine Renditen zur Verfügung, die auf Eigenschaften von Algorithmic Trading hin untersucht werden könnten.

5.2 Zwischenfazit

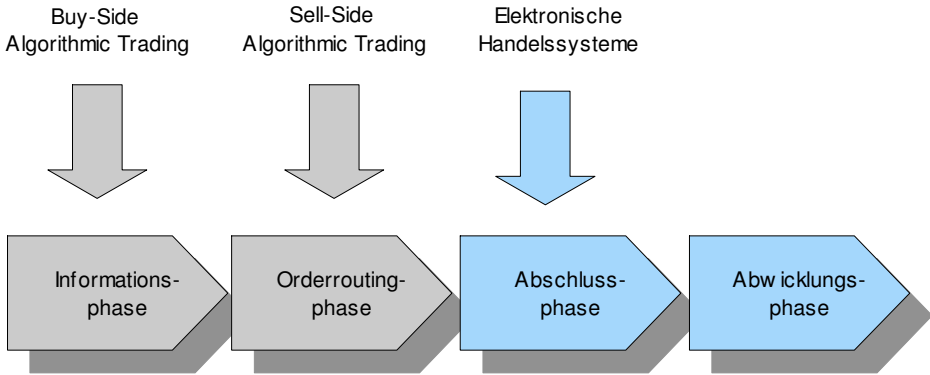


Abbildung 5.3: Überblick zu den erläuterten Transaktionsprozessen

Die Ergebnisse der vergangenen fünf Kapitel lassen sich wie folgt zusammenfassen: *Sell-Side* Algorithmen haben die übergeordnete Zielsetzung, den *Market Impact* bei der Transaktionsausführung zu minimieren. *Buy-Side* Algorithmen haben die Aufgabe, einen Transaktionswunsch zu entwickeln. Beide Formen des Algorithmic Trading bauen auf die Infrastruktur elektronischer Handelssysteme auf. Das Handelsverhalten wird auf der untersten Ebene durch die Marktmikrostruktur (*Auktions-, Markt-macher- oder Hybridsysteme*) determiniert. Die Rendite eines Investors setzt sich aus der Summe aller Transaktionsprozesse zusammen die auf der *Buy-Side* und *Sell-Side* stattfinden. Die bisherigen Erkenntnisse weisen darauf hin, dass die Prozesse, die beim Algorithmic Trading in der *Informationsphase* ablaufen, komplexer Natur sind. Weitere Untersuchungen müssen aber prüfen, ob diese Annahme der Realität entspricht.

Aus den ersten vier Kapiteln dieser Arbeit kann man die grundlegende Annahme ableiten, dass beim Algorithmic Trading *komplexe* Anlagestrategien zum Einsatz kommen und das *einfache* Strategien für Algorithmic Trading nicht in Frage kommen. Folgt man dieser Annahme entsteht die Frage, ob sich diese Komplexität auch in den Renditen von Fonds widerspiegelt und welche Schlüsse man daraus auf Algorithmic Trading ziehen kann. Als mögliche Quelle für Renditen von Algorithmic Trading kommen auf den ersten Blick Hedgefonds-Datenbanken in Betracht. Die Konzentration auf Hedgefonds bringt zusätzlich den Vorteil, dass in der Hedgefonds-Literatur eine universelle Gliederung von Investmentstrategien verfügbar ist. Betrachtet man die Datenbanken aber genauer, wird deutlich, dass Algorithmic Trading darin nicht klassifizierbar ist und dass Hedgefonds-Datenbanken zur Beantwortung der Forschungsfrage nicht ausreichen.

6 Multifaktorenanalyse

6.1 Gang der weiteren Untersuchung

Eines der wichtigsten Ergebnisse in Kapitel 4 war die Annahme, dass beim Algorithmic Trading *komplexe* Prozesse ablaufen, mit denen *komplexe* Handelsstrategien realisiert werden. Wie Kapitel 5 gezeigt hat, kann man in Hedgefonds-Datenbanken keine Renditen von Algorithmic Trading bestimmen, weil die Klassifikation der *Styles* dafür derzeit nicht ausreicht. Mit der verfügbaren Literatur und Datenbanken ist es also nicht möglich, Renditen zu identifizieren, die mit Algorithmic Trading in Verbindung stehen. Diese Arbeit verfolgt daher einen experimentellen Ansatz, um die Forschungsfrage zu beantworten. Den Ansatzpunkt dafür bietet die *Komplexität*.

Im Folgenden wird versucht, Algorithmic Trading über die Komplexität seiner Prozesse zu erkennen. Hier besteht die Frage, wie man die Renditen einer einfachen und einer komplexen Strategie trennen kann, und ob diese Unterscheidung Aussagen über Algorithmic Trading ermöglicht. Im weiteren Verlauf dieser Untersuchung werden dazu eine komplexe (*dynamische*) Strategie (*mit Algorithmic Trading*) und eine einfache (*statische*) Strategie (*ohne Algorithmic Trading*) simuliert.⁹¹⁰ Nachdem die Zeitreihen der Renditen beider Strategien zur Verfügung stehen, wird in Abschnitt 6.3 (S. 280), ein Vergleich durchgeführt, um festzustellen, ob diese Renditen signifikante Hinweise auf Algorithmic Trading enthalten oder nicht. Als Vergleichsmethode dient die *Style*-Analyse und das Multi-

910 Die Simulation der Datenbasis war notwendig, weil erstens keine keine Datenbank zur Verfügung stand, die zuverlässige Zuordnung über Algorithmic Trading machte und zweitens keine Informationen über die Komplexität von Algorithmic Trading in einzelnen Hedgefonds zu erhalten waren. Siehe dazu Abschnitt 5, S. 233.

faktorenmodell von **FUNG UND HSIEH**.⁹¹¹ Die *Style*-Analyse basiert auf der Arbeit von **SHARPE** und wurde für die Analyse von Hedgefonds-Renditen weiterentwickelt.⁹¹²

6.2 Simulation der Renditen

6.2.1 Vorgehensweise

Eine Methode, um eine Forschungsfrage zu beantworten, wenn die verfügbaren Datenbanken nicht ausreichen, ist die Simulation von Hedgefonds-Renditen.⁹¹³ In der Literatur ist die Simulation von Hedgefonds-Renditen bisher nur wenig verbreitet, es lassen sich jedoch einige Beispiele anführen. **MITCHELL UND PULVINO** simulierten die Hedgefonds-Strategie der *Merger Arbitrage*.⁹¹⁴ Dazu betrachteten sie 4.750 Unternehmensübernahmen und Fusionen (*Mergers and Acquisitions*) im Zeitraum von 1963 bis 1998 und konstruierten zwei künstliche Zeitreihen, um die Renditen der Hedgefonds-Strategie abzubilden.⁹¹⁵ **BLESER** untersuchte, ob der Absolute Return Ansatz von Hedgefonds einen Vorteil gegenüber einem Benchmark-orientierten Portfolio-Management verspricht.⁹¹⁶ Er stellt in seiner Arbeit eine *fiktive* Hedgefonds-Strategie vor, die dem Absolute Return Ansatz folgt und in der Vergangenheit erfolgreiche Ergebnisse erzielt hätte.⁹¹⁷ **HASANHODZICA UND LO** untersuchen die gemeinsamen Marktrisikofaktoren von Hedgefonds in der *TASS*-Datenbank.⁹¹⁸ Sie zerlegen zunächst die Renditen von Hedgefonds in Multifak-

911 Vgl. Fung, Hsieh (1997).

912 Vgl. Sharpe (1992).

913 Siehe z.B. Mitchell, Pulvino (2001), Bleser (2004), Hasanhodzica, Lo (2007).

914 Vgl. Mitchell, Pulvino (2001), S. 2136.

915 Die Autoren bezogen in ihre Stichprobe Stock Swap Mergers, Cash-Tender Offers mit ein. Vgl. Mitchell, Pulvino (2001), S. 2136 Fußnote 1.

916 Vgl. Bleser (2004).

917 Vgl. Bleser (2004), S. 50ff.

918 Vgl. Hasanhodzica, Lo (2007).

torenmodellen, um die Sensibilität der Fonds gegenüber den Risikofaktoren zu schätzen.⁹¹⁹ Danach konstruieren sie aus den Modellparametern passive Hedgefonds-Strategien (hier als lineare *Klone* bezeichnet), als Spiegelbilder der Markttrisikofaktoren.⁹²⁰ Die Aussagen dieser Studien sind auf langfristige Zeithorizonte beschränkt, weil Hedgefonds-Datenbanken nur einmal monatlich, gemeldete Fondsrenditen enthalten. Die Transaktionsprozesse auf der *Buy-Side* und der *Sell-Side* können jedoch in Stunden, Minuten oder Sekunden ablaufen. Die Beantwortung der Forschungsfrage mit täglichen Renditen ist also realistisch.

In dieser Studie vermeidet die Simulation eigener Renditen das Problem der Bias und umgeht das Risiko einer falschen Klassifizierung von Algorithmic Trading Strategien in Hedgefonds-Datenbanken. In einer Simulation besteht zusätzlich Sicherheit darüber, welches Algorithmic Trading Programm zum Einsatz kommt und welche Handelsstrategie auf der *Buy-Side* und der *Sell-Side* vorliegt. So kann man mit 100%-iger Sicherheit sagen, welche Methode, Märkte und Wertpapiere mit welcher Fondsrendite verbunden sind. Dies wäre z.B. bei der Verwendung von Hedgefonds-Datenbanken unmöglich herauszufinden, weil bei den dort gelisteten Hedgefonds, erstens die *Peer Group Styles (Buy-Side)* nicht mit den *RBS-Faktoren* übereinstimmen und zweitens, die Orderausführungen per Algorithmus nicht mehr nachvollziehbar sind (*Sell-Side*). Die einzelnen Transaktionen die bei den Hedgefonds zu den gemeldeten Renditen führen, sind in den Datenbanken nicht mehr erkennbar. Mit welcher Strategie eine Order in kleinere Stücke aufgeteilt und über unterschiedliche Märkte verstreut wurde, kann man auf Basis von Hedgefonds-Renditen also nicht mehr nachweisen. Wenn man diese einzelnen Transaktionen stattdessen unter Laborbedingungen simuliert, hat dies zwar den Nachteil, dass Transaktionskosten, wie z.B. *Market Impact* oder *Slippage*, nur geschätzt werden können. Die Simulation hat aber den Vorteil, dass alle

919 Vgl. Hasanhodzica, Lo (2007), S. 6.

920 Vgl. Hasanhodzica, Lo (2007), S. 6.

Transaktionsprozesse transparent und nachvollziehbar sind. Die Berechnung der Renditen für die komplexe und die einfache Strategie erfolgt in dieser Untersuchung auf zwei Stufen:

- I. Der erste Schritt besteht in der Auswertung historischer Marktdaten, aus denen Kauf- und Verkaufsentscheidungen abgeleitet werden (*Buy-Side* Algorithmic Trading). Die Auswertung erfolgt bei der komplexen Strategie mit Hilfe einer Algorithmic Trading Software (bereitgestellt durch die Firma Tempelhove⁹²¹, Berlin/Potsdam) und bei der einfachen Strategie, ohne Software-Unterstützung ausschließlich auf Basis von Marktdaten.
- II. Im zweiten Schritt wird die Ausführung dieser Kauf- und Verkaufsentscheidungen der komplexen und der einfachen Strategie auf Basis aktueller Marktdaten simuliert (*Backtesting*). Sämtliche Transaktionen eines Tages werden saldiert. Die Renditen einer Strategie ergeben sich jeweils aus den Veränderungen der täglichen Kontoabschlüsse zum Vortag.

6.2.2 Vereinfachung der Untersuchung

Damit ein Vergleich zwischen einer einfachen und einer komplexen Strategie möglich wird, muss man beide Strategien auf den kleinsten gemeinsamen Nenner reduzieren. *In der vorliegenden Arbeit werden deshalb auf beiden Seiten nur Renditen betrachtet, die das Ergebnis einer einzigen Strategie, mit einer einzigen Aktie und einem einzigen Algorithmus sind.*

921 Die Software der Firma Tempelhove ist das Ergebnis eines interdisziplinären Forschungsprojektes an der Universität Potsdam zur Erforschung von Algorithmic Trading Technologie, welches durch Mittel des Bundesförderungsprogramm BMWI-EXIST gefördert und vom Lehrstuhl für Corporate Governance und E-Commerce von Professor Christoph Lattemann unterstützt wurde.

Die Bedingungen zur Orderausführung sind bei der einfachen und der komplexen Strategie identisch, weil sie dieselbe Aktie handeln. Die Handelsstrategie (und der Algorithmus) unterscheiden sich aber jeweils. Die Komplexität im Inneren des Algorithmus wird also durch die Vereinfachung der Analyse nicht berührt. Ein weiterer potentiell störender Einfluss besteht durch Leerverkäufe, indem in der Realität Wertpapiere abwechselnd, dynamisch gekauft und verkauft (*Long-Positionen*) oder leerverkauft werden (*Short-Positionen*). Damit die Komplexität des Algorithmus auch nicht durch Leerverkäufe beeinflusst wird, beschäftigen sich beide simulierten Handelsstrategien auch nur mit *Long-Positionen*.

6.2.3 Beschreibung der einfachen Strategie

Die Simulation der einfachen Strategie erfolgte auf Basis der täglichen Eröffnungs- und Schlusskurse der drei betrachteten Aktien (Microsoft, Google, Sun Microsystems) im Zeitraum vom 10. Oktober 2008 bis 20. März 2009. Die Transaktions-Daten wurden über YAHOO Finance für die US-Börse NASDAQ bezogen.

Die einfache Strategie hat keinen Bezug zum Algorithmic Trading und besteht im Kaufen und Halten einer Aktie (*Buy-Hold Strategie*). Das heißt, der Investor kauft ein Wertpapier zum Eröffnungskurs und verkauft es zum Schlusskurs des gleichen Tages. Diese Strategie repräsentiert eine der einfachsten denkbaren mechanischen Handelsregeln. Aus der Simulation der einfachen Strategie ergab sich eine Zeitreihe von 114 täglichen Renditen pro Aktie.

6.2.4 Beschreibung der komplexen Strategie

6.2.4.1 Marktdaten

Die Datenbasis der komplexen Strategie bildet die Kursdatenbank der Firma Tempelhove. Die Tempelhove-Datenbank enthält hoch-dimensionale Orderdaten (Ticks) für einzelne Aktien der US-Börse Archipelago (ARCA). Ein Tick ist die kleinstmögliche logische Einheit von Börseninformationen, bestehend aus Volumen oder Preisinformationen (*Rohdaten*) und Zeitstempel.⁹²² Aus ihnen lassen sich vollständige Orderbücher im Intervall von 1 Sekunde oder kleineren Intervallen rekonstruieren. In diese Datenbank wurde der Rohdatenstrom abgeleitet, der sonst die Tempelhove-Software durchläuft. Für diese Arbeit wurden die Tick-Daten der Aktien Microsoft, Google und Sun Microsystems im Zeitraum von 10. Oktober 2008 bis 20. März 2009 gesammelt und verarbeitet.

6.2.4.2 Beschreibung der Software

Die Tempelhove-Software ist ein leistungsfähiges *CEP-System*⁹²³. Sie wurde geschaffen, um Tick-Daten mit komplexen, wissenschaftlichen Algorithmen der Econophysics in Echtzeit auszuwerten und automatische Kauf- und Verkaufsbefehle zu generieren.⁹²⁴ Die Software wendet sich direkt an Hedgefonds und Investmentbanken und bietet ihnen ein Black Box System, das mit austauschbaren wissenschaftlichen Algorithmen auf individuelle Kundenbedürfnisse angepasst werden kann. Die Entwickler legten dabei besonderen Wert auf geringe Latenzzeiten und die schnelle Auswertung von Massendaten. Abbildung 6.1, S. 271, gibt einen groben Überblick über den Aufbau der Tempelhove-Software.

922 Vgl. Darocogna, Gencay, Müller, Olsen, Pictet (2001), S. 1.

923 Für eine Erklärung von *CEP-Systemen* siehe Abschnitt 4.3.1.3, S. 181 dieser Arbeit.

924 Siehe Abschnitt 4.4.3.6, S. 221, dieser Arbeit.

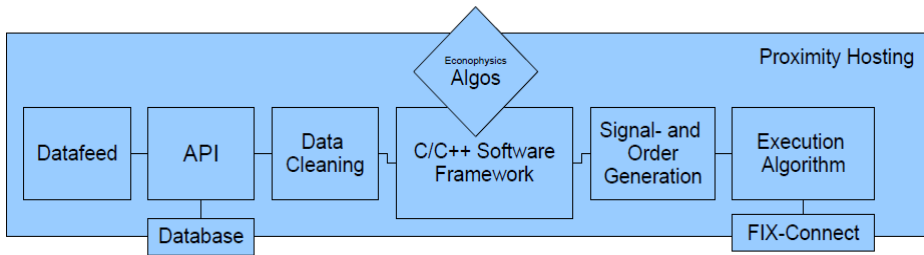


Abbildung 6.1: Schematischer Überblick über den Aufbau der Tempelhive-Software, als CEP-System

Die Tempelhive-Software wurde für Proximity Hosting geschaffen. Das heißt, die Server können direkt im Data-Center einer elektronischen Börse platziert werden, ohne dass die Investmententscheidung und die Wertpapierorder das Data-Center verlassen. Im Rechenzentrum werden die Rohdatenströme einer Börse (*Datafeed*) über ein automatisches Interface (*API*) abgefangen.⁹²⁵ Die Rohdatenströme werden automatisch decodiert und in eine maschinennahe Sprache überführt. Das heißt, der Datafeed wird innerhalb der Tempelhive-Software durch sogenannte *Orderbook Handler* auf Datenfehler untersucht und bereinigt (Aufgabe des *Data Cleaning*). Die Software baut daraus selbstständig eine Orderbuchsituation nach, die mit jedem Tick aktualisiert wird. In einem nächsten Schritt wird das bereinigte Orderbuch an ein *Software Framework* übergeben, welches die Laufumgebung für die Bewertungs-Algorithmen (hier allgemein aus der *Econophysics*⁹²⁶) darstellt. Das *Software Framework* bildet den strukturellen Rahmen für alle Programmteile der Software und ver-

925 Wie **RISCA, MALIK UND KESSLER** darstellen gibt es keinen Industrie-Standard für Marktdaten. Praktisch kann jede Börse ein eigenes proprietäres Datenformat anwenden, das von der Software decodiert werden muss. Vendors, wie z.B. Bloomberg und Reuters, aggregieren Marktdaten im Vorfeld. Vgl. Risca, Malik, Kessler (2008), S. 3 Für die Tempelhive-Software wurde ein unbereinigter Tick-Datenstrom verwendet, der sämtliche Preis und Volumeninformationen eines Orderbuches einer einzelnen Aktie enthielt.

926 Siehe Abschnitt 4.4.3.6, S. 221.

bindet alle Transaktionsprozesse über *Straight Through Processing* miteinander. Es wurde in den Programmiersprachen *Python*, *Cython* bzw. *C/C++* entwickelt.⁹²⁷ Die Bewertungs-Algorithmen im *Software Framework* können je nach Bedarf ausgetauscht und entsprechend der Marktlage aktualisiert werden. Alle Prozesse in der Informationsphase dürfen im *Software Framework* maximal eine Sekunde dauern.⁹²⁸ Am Ende liefert das *Software Framework* eine Kauf- oder Verkaufsempfehlung (*Signal- and Order-Generation*). Eine Wertpapier-Order wird in der Tempelhove-Software ohne menschliches Zutun generiert. Die Order kann entweder an das universelle FIX Finanz-Protokoll⁹²⁹ transformiert werden (*FIX-Connect*), automatisch an *SOR-Systeme* weitergeleitet werden oder wird direkt im Orderbuch einer Börse platziert (*Sell-Side Algo Trading*). Der Ausführungsalgorithmus der *Sell-Side* ist aber nicht mehr Bestandteil der Tempelhove-Software. Der Mensch überwacht die Funktionsweise des *Software Frameworks*.

6.2.4.3 Beschreibung des komplexen Algorithmus

Für diese Arbeit wurde eine mechanische Handelsregel in der Tempelhove-Software programmiert, die gleichermaßen auf Methoden der *Econophysics*⁹³⁰ sowie der statistischen Arbitrage⁹³¹ aufbaut. Die Strategie wurde auf drei einzelnen Aktien berechnet, die auch im NASDAQ 100 Index

927 Wie ALDRIDGE darstellt, werden Software-Programme dieser Art immer in ihrer Produktionsumgebung in hoch-leistungsfähigen Programmiersprachen (z.B. C++, JAVA) programmiert, damit auch innerhalb von maschinen-optimierten Software-Code keine Medienbrüche auftreten, die zu Zeitverlusten führen. Vgl. Aldridge (2009), S. 242.

928 Die Entwickler verfolgen das Ziel, diese Zeitspanne bis auf eine Tick-Frequenz zu reduzieren.

929 Siehe dazu <http://www.fixprotocol.org>.

930 Siehe Abschnitt 4.4.3.6, S. 221, dieser Arbeit.

931 Siehe Abschnitt 4.4.3.2, S. 207, dieser Arbeit.

enthalten sind (Microsoft [MSFT], Google [GOOG] und Sun Microsystems [JAVA]). So standen eine Versuchs- und zwei Kontrollgruppen zur Verfügung.

Der komplexe Algorithmus basiert auf den Orderbuchdaten aus der *Pre-Trade Phase*. Er verfolgt die Hypothese, dass die Preisverschiebungen der Level1-Kurse ($P_{Level1} = (B_{Bid}, B_{Ask})$) im Orderbuch über die nächsten 5 Minuten, allein auf Basis der dynamischen Volumenverteilung (hier beschrieben durch das Integral) der Quotes vorhersagen lassen. Dafür werden mit Hilfe eines komplexen physikalischen Modells, auf Basis der Frequenzanalyse, zwei Kennzahlen (eine für die Bid und die Ask Seite des Orderbuches) abgeleitet ($f(\int_t^{t+1} V_{Bid})$ und $f(\int_t^{t+1} V_{Ask})$). Die Komplexität liegt in der Funktion f , die ausschließlich Volumendaten auswertet. Preisinformationen spielen keine Rolle. Aus dem Vergleich der dynamischen Zeitreihen mit Benchmarks aus Marktpreisen (bezeichnet als $P_b(B_{Bid})$ und $P_b(B_{Ask})$) werden dann Kauf- und Verkaufssignale abgeleitet. Der Algorithmus lässt sich in vereinfachter Form wie folgt darstellen:

$$(6.1) \quad E(\Delta P_{Level1}) = E(P_{Level1,t+1} - P_{Level1,t}) = \frac{f(\int_t^{t+1} V_{Bid})}{f(\int_t^{t+1} V_{Ask})}$$

$$\text{für } (f(\int_t^{t+1} V_{Bid})) \geq P_b(B_{Bid}) \cup (f(\int_t^{t+1} V_{Ask})) \geq P_b(B_{Ask})$$

Dem Modell liegt die Annahme zu Grunde, dass sich die Frequenz der Preisschwankungen im Orderbuch einer Aktie dynamisch verändert, indem eine Vielzahl heterogener Ausführungsalgorithmen kurzlebige Orders platzieren. Die Orders dieser Ausführungsalgorithmen lassen sich

durch eigene Muster (*Frequenzen*) in den Volumeninformationen wiedererkennen, die innerhalb des Bruchteils einer Sekunde zu einer Verschiebung der Verteilung einer Orderbuchseite führen. Eine Herleitung des Algorithmus ist auf Nachfrage verfügbar.

6.2.4.4 Automatische Analyse und Backtesting

Die Berechnung der Renditen der komplexen Strategie erfolgte vollautomatisch durch die *Tempelhove-Software*. Im ersten Schritt simulierte die Tempelhove-Software den Orderdatenstrom aus der Datenbank im Zeitraum vom 10. Oktober 2008 bis 20. März 2009 und beschleunigte den Datendurchsatz. Der gespeicherte Orderdatenstrom wurde von der Software als Orderbuch aufbereitet und danach im Software Framework analysiert. Der Algorithmus lieferte automatische Kaufs- oder Verkaufsempfehlungen, deren Ausführung mit Hilfe des Rohdatenstroms aus der Datenbank simuliert wurde. Das heißt, beim Auftreten eines Kauf- oder Verkaufssignals wurde der jeweils beste Kauf- und Verkaufs-Preis bzw. dessen Volumen (*Level 1 Quote*) bestimmt und eine Transaktion simuliert (*Paper Trade*). Der Wert des Portfolios wurde unter Einbeziehung der *Level 1 Quote* jede Sekunde zum aktuellen Verkaufswert bestimmt.⁹³² Die Ergebnisse des Durchlaufs eines Algorithmus wurden pro Tag im Zeitintervall von 1 Sekunde in einer weiteren Datenbanktabelle abgespeichert. Am Ende des Durchlaufes standen 107 Tabellen mit den Ergebnissen von ebenso vielen Börsentagen zur Verfügung. Im zweiten Schritt wurde daraus die tägliche Fondsrendite berechnet, die sich aus dem Wert des Fonds-Portfolios am Ende des Tages, dividiert durch den Wert am Anfang des Tages, ergibt.

932 Um die Probleme von Slippage und Latenz zu simulieren, enthält der Softwarecode eine Zufallskomponente, die auf den Kurs aufgeschlagen wird.

6.2.5 Simulationsergebnisse

Tabelle Nr. 25, S. 275, zeigt eine Kennzahlen-Übersicht über die sechs Strategien. Die komplexe Strategie (*benannt mit Algorithmus d01b4*) wurde für die Symbole JAVA, GOOG und MSFT durchgeführt und einer einfachen *Buy-Hold Strategie* in den gleichen Aktien gegenüber gestellt.

	<i>Komplexe Strategie (d01b4)</i>			<i>Buy-Hold Strategie</i>		
<i>Symbol</i>	<i>JAVA</i>	<i>GOOG</i>	<i>MSFT</i>	<i>JAVA</i>	<i>GOOG</i>	<i>MSFT</i>
Mittelwert	-2,158%	-0,345%	-0,320%	0,505%	0,088%	-0,186%
Standardabweichung	10,135%	0,141%	0,148%	5,955%	3,326%	3,399%
Minimum	-89,591%	-0,457%	-0,446%	-13,333%	-7,830%	-7,010%
Maximum	0,003%	0,190%	0,060%	13,890%	8,760%	11,550%
Schiefe	-7,055	2,026	1,479	0,060	0,095	0,499
Kurtosis	54,504	2,804	0,614	-0,429	-0,173	0,782

Tabelle 25: Deskriptive Statistiken der komplexen Strategie mit Algorithmic Trading und einer Buy-Hold Strategie ohne Algorithmic Trading

Die Ergebnisse zeigen auf den ersten Blick, dass die komplexe Strategie im Mittelwert über alle Untersuchungstage und Symbole schlechter abschneidet als die einfache Strategie. Besonders schlecht ist die Performance bei JAVA mit einem Mittelwert von -2,158% pro Tag und einem Minimum von -89,591%. Auffällig ist hier die große negative Schiefe (-7,055) der Verteilung. Die negative Schiefe hier bedeutet, dass die Mehrzahl der Renditen geringer ausfallen, als der Mittelwert. Die hohe Kurtosis von JAVA (54,504) ist ein Zeichen, dass diese Renditen nicht normalverteilt und hoch-dynamisch sind. Die extremen Werte für Schiefe und Kurtosis bei JAVA erklären sich aus nur wenigen verlustreichen Tag, bei dem diese Strategie extreme Verluste bis zu -89,591% ihrer Investition erlitt.⁹³³

⁹³³ Bei genauerer Betrachtung kam der hohe Verlust dadurch zu Stande, dass das Risi-

Die Performance von GOOG und MSFT zeigt hingegen ein ausgeglichenes Bild. Die Mittelwerte der Renditen liegen bei -0,345% bzw. -0,320%. Beide Werte weisen eine positive Schiefe von 2,026 bzw. 1,479 auf. Das heißt, die Mehrzahl der Renditen fiel hier höher als der Mittelwert aus. Die vergleichsweise geringe Kurtosis von 2,804 bzw. 0,614 ist ein Beweis für die geringe Dynamik in diesen beiden Renditen, im Vergleich zu JAVA.

Die Renditen der einfachen *Buy-Hold Strategie* waren am Mittelwert gemessen besser als die komplexe Strategie. Sie zeigen jedoch enorme Schwankungen zwischen den Extremwerten. Die Minimum und Maximum Werte der *Buy-Hold Strategien* reichen von -13,333% bis 13,890% bei JAVA oder -7,830% bis 8,760% bei GOOG. Auch MSFT zeigt Schwankungen von bis zu 18%. Auffällig ist die geringe Schiefe der Rendite-Verteilungen im Vergleich zu den komplexen Strategien. Auch die Kurtosis zeigt uneinheitliches Verhalten.

komanagement eine Position automatisch schloss, aber aufgrund der schlechten Orderbuchlage nur ein unvorteilhafter Ask mit hohen Abschlägen verfügbar war.

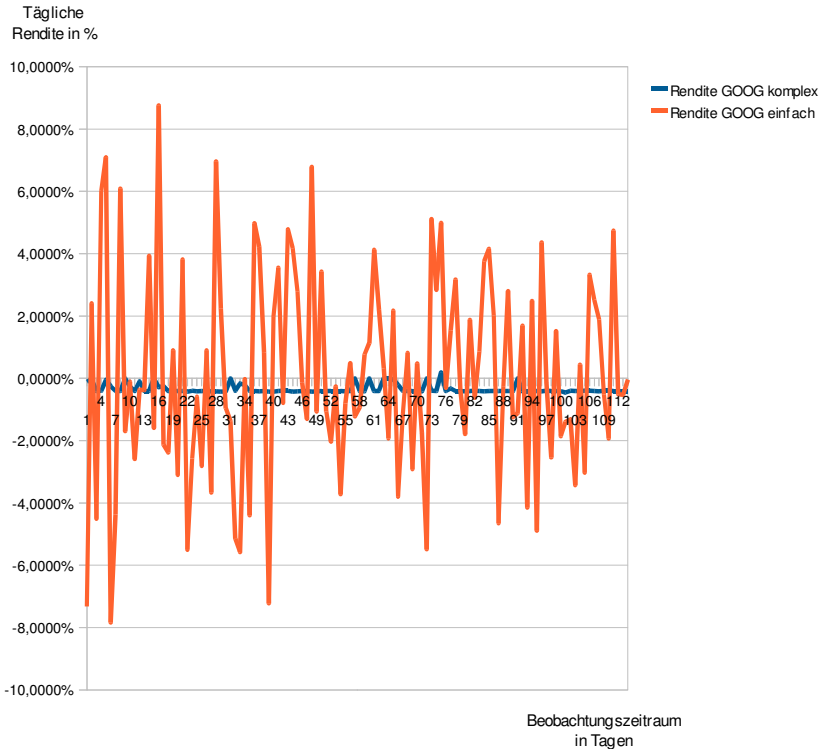


Abbildung 6.2: Vergleich der Renditen komplexen und einfachen Strategie nach Börsentagen

Abbildung 6.2, S. 277 vergleicht die Renditen der komplexen und einfachen Strategie am Beispiel des Symbols GOOG. Die einfachen Strategien weisen erheblich größere Kursschwankungen auf, als die komplexen Strategien. Ein vollständiges Bild der komplexen und einfachen Strategie liefert die Betrachtung der Standardabweichungen. So zeigten die zwei komplexen Strategien deutlich geringere Werte GOOG ($\sigma_{GOOG} = 0,141\%$) und MSFT ($\sigma_{MSFT} = 0,148\%$), als die Buy-Hold Strategien für GOOG ($\sigma_{GOOG} = 3,326\%$) und MSFT ($\sigma_{MSFT} = 3,399\%$). Man könnte

deshalb annehmen, dass die komplexen Strategien die Marktschwankungen besser abfedern können, indem sie geringere Risiken eingehen (gemessen an der Standardabweichung).⁹³⁴ Bezieht man aber zusätzlich die Schiefe und Kurtosis in den Vergleich mit ein, so sind bei den komplexen Strategien hohe Abweichungen feststellbar, so dass diese Einschätzung relativ ist. Insgesamt muss man feststellen, dass die komplexen Strategien der Tempelhove-Software zwar zu geringeren Renditen führen, als die einfachen Strategien. Die komplexen Strategien partizipieren aber auch nicht so stark an Marktschwankungen und Kursverlusten, sondern weisen, aufgrund der stark abweichenden Schiefe und Kurtosis, dynamische Rendite-Verteilungen auf. Das bedeutet, dass die komplexen Handelsstrategien in dieser Untersuchung risikoaverse und marktunabhängige Renditen anstreben.⁹³⁵

6.2.6 Test auf Normalverteilung

Die Verteilung der Fondsrenditen wurde im Weiteren mit dem *Kolmogorov-Smirnov Test*⁹³⁶ auf Normalverteilung untersucht, um die Ergebnisse aus dem letzten Abschnitt zu überprüfen. Die Ergebnisse in Tabelle Nr. 26, S. 279 zeigen eine signifikante Abweichung von der Normalverteilung bei den komplexen Strategien. Die Z-Werte bei JAVA, MSFT und GOOG waren alle hoch-signifikant auf dem 5% Level. Das heißt, bei den komplexen Strategien liegen dynamische und nicht normalverteilte Ren-

934 Um diese Hypothese weitere zu validieren, wurden die vier Momente der Verteilung der Renditen bestimmt, die in der Literatur zu Messung der dynamischen Risiken von Hedgefonds vorgeschlagen wurden (diese sind Varianz, Schiefe, Kurtosis und Heteroskedastizität). Vgl. u.a. Ranaldo, Favre (2005).

935 Diese Feststellung ist auf die komplexen Strategien beschränkt, die hier mit der Tempelhove-Software untersucht wurden. Die Feststellung kann nicht ohne Weiteres auf andere Algorithmic Trading Programme übertragen werden.

936 Vgl. Bühl, Zöfel (2002), S. 221f.

reiten vor. Die Hypothese der Nicht-Normalverteilung kann bei der *Buy-Hold Strategie* jedoch deutlich abgewiesen werden. Das heißt, die einfachen Strategien zeigen deutliche Zeichen einer Normalverteilung.

	<i>Komplexe Strategien</i>			<i>Buy-Hold Strategien</i>		
	<i>JAVA</i>	<i>GOOG</i>	<i>MSFT</i>	<i>JAVA</i>	<i>GOOG</i>	<i>MSFT</i>
N	114	114	114	114	114	114
Kolmogorov-Smirnov Z	5,218	4,809	4,166	0,714	0,808	0,735
Asymp. Sig. (2-tailed)	0,000	0,000	0,000	6,870	0,532	0,652

Tabelle 26: Ergebnisse des Kolmogorov Smirnov Tests zur Normalverteilung

6.3 Vergleich der Renditen

6.3.1 Auswahl der Methode

Die Forschungsfrage lautete: „*Lassen sich Aussagen über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-)Renditen ziehen?*“. Mit der Simulation der Renditen steht nun eine individuelle Datenbasis zur Verfügung, um die Forschungsfrage zu beantworten. Der nächste Schritt besteht darin, die *einfachen* und *komplexen* Strategien miteinander zu vergleichen. Nach FUNG UND HSIEH bietet sich für den Vergleich von Handelsstrategien, die *Style-Analyse* von SHARPE an, die für die Renditen von Hedgefonds weiterentwickelt wurde.⁹³⁷ In der *Style-Analyse* werden die Renditen eines Portfolios mit beobachtbaren Marktpreisen in Relation gesetzt, um daraus eine dominante Investment-Strategie abzuleiten.⁹³⁸ Die dafür notwendige Multifaktorenregression wurde in der Hedgefonds-Literatur weiterentwickelt und für die Analyse von dynamischen und nicht-linearen Zeitreihen vorbereitet, die Hedgefonds in der Regel aufweisen.⁹³⁹

Durch die Anwendung der *Style-Analyse* fügt sich diese Arbeit in die restliche Hedgefonds-Literatur mit ein. Im Mittelpunkt bisheriger Arbeiten standen bisher nur die Strategien der *Fondsmanager*. Ziel dieser Analyse ist es aber, über die Multifaktorenanalyse Hinweise auf die *Prozesse im Algorithmic Trading* zu gewinnen. Diese Studie erweitert also die Bedeutung der *Style-Analyse* dahingehend, dass nicht nur menschliche Fondsmanager betrachtet werden, sondern dass auch der Einfluss technischer Algorithmic Trading Software auf die Fondsrenditen geprüft wird.

937 Vgl. Sharpe (1992) und Fung, Hsieh (1997).

938 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 284 und Fung, Hsieh (1999), S. 322 .

939 Vgl. Géhin (2006), S. 32f.

6.3.2 Style-Analyse

6.3.2.1 Herleitung des Modells

Investmentfonds verfolgen statische Strategien (z.B. *Buy-Hold Strategie*), die ausschließlich Long-Positionen zulassen.⁹⁴⁰ Leerverkäufe und Kreditaufnahmen sind bei Investmentfonds meist gesetzlich beschränkt oder verboten.⁹⁴¹ Diese wichtigen Beschränkungen existieren bei Hedgefonds nicht, so dass sie dynamische Investmentstrategien verfolgen.⁹⁴² Das heißt, Hedgefonds Manager sind frei in ihrer Wahl der Portfolio-Gewichte, Leverage, Finanzinstrumente und der Frequenz von Transaktionen (*Flexible Investment Policies*).⁹⁴³

FUNG UND HSIEH schafften eine erste Grundlage für die Diskussion von Hedgefonds Renditen, indem sie das Modell von **SHARPE** anwendeten.⁹⁴⁴ Für eine Diskussion der unterschiedlichen Formen und Entwicklungsstufen der *Style-Analyse* wird auf die Arbeit von **GÉHIN** verwiesen.⁹⁴⁵ Im einfachen Asset Class Faktor Modell (siehe Formel 6.2, S. 281) besteht die Rendite eines Portfolios zum Zeitpunkt t aus der Summe aller Einzelrenditen (r_{jt}) der j Wertpapiere darin, hier gewichtet mit dem Faktor w_{jt} .⁹⁴⁶

$$(6.2) \quad R_t = \sum_j (w_{jt} * r_{jt})$$

940 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 314.

941 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 314.

942 Vgl. Fung, Hsieh (1999), S. 314.

943 Vgl. Lhabitant (2002), S. 15.

944 Vgl. Sharpe (1992) und Fung, Hsieh (1997).

945 Vgl. Géhin (2006), S. 24ff.

946 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

Die Annahmen der *Standard Arbitrage Pricing Theory (APT)* gehen davon aus, dass die Renditen vieler Wertpapiere j in diesem Portfolio miteinander korrelieren und sich diese Einzelwerte auf gemeinsame systematische Faktoren und deren Faktorladungen reduzieren lassen.⁹⁴⁷ Die systematischen Faktoren können als Asset Klassen interpretiert werden.⁹⁴⁸ Dahinter steckt die implizite Annahme, dass die Wertpapiere einer Asset Klasse sich bestimmten Marktfaktoren zuordnen lassen, welche die Einzelwerte in einer Klasse ähnlich beeinflussen.⁹⁴⁹ Die Anzahl dieser Marktfaktoren wird mit $k=1, \dots, K$ bezeichnet.⁹⁵⁰ Die Rendite eines Wertpapiers (r_{jt}) lässt sich – im Kontext eines Portfolios – dann als Summe aller systemischen Faktoren (F_{kt}), deren Faktorladungen (hier φ_{jk}) und idiosynkratischen Renditen ϵ_{jt} abbilden.⁹⁵¹ Die Rendite des Fonds-Portfolios setzt sich so nicht mehr aus Einzelrenditen zusammen, sondern ist der Durchschnitt von Asset Klassen.

$$(6.3) \quad r_{jt} = \sum_k \varphi_{jk} * F_{kt} + \epsilon_{jt}$$

Ein voll spezifiziertes Multifaktorenmodell zur *Style-Regression*, nach dem Vorbild von **SHARPE**, beinhaltet die Hedgefonds-Rendite R_t zum Zeitpunkt t , *Style-Faktoren* $SF_{(k,t)}$ und deren Faktorladungen β_k sowie ein Residuum ϵ_t .⁹⁵² Die Variable α steht für den marktunabhängigen Teil der Fondsrendite oder die Erfahrung des Managers (*Management Skill*).⁹⁵³ Das voll entwickelte Multifaktorenmodell lässt sich nach **FUNG UND HSIEH** folgendermaßen darstellen:⁹⁵⁴

947 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

948 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

949 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

950 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

951 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 277.

952 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17 und Sharpe (1992).

953 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

954 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

$$(6.4) \quad R_t = \alpha + \sum \beta_k SF_{(k,t)} + \epsilon_t$$

Die ursprünglichen *Return Based Style Factors* können nach diesem Modell mit beobachtbaren Marktpreisen (*von Assets*) in Verbindung gebracht werden, man beschreibt sie daher auch als *Asset Based Style Faktors (ABS)*.⁹⁵⁵

6.3.2.2 Unabhängige Variable

6.3.2.2.1 Markt-Risikofaktoren

Die einzelnen Variablen in Formel 6.4, S. 283, lassen sich vielfältig interpretieren. Die Faktorladungen β_k zeigen die Allokation des Fondsvermögens bezüglich der Markt- oder Risikofaktoren SF_{kt} .⁹⁵⁶ Sie zeigen, mit welchen Marktfaktoren (z.B. Indizes) eine Fondsrendite korreliert und wie sensibel das Fondsvermögen auf Veränderungen in diesem Marktfaktor reagiert.⁹⁵⁷ Wie hoch die Risiken im einzelnen sind, die mit einem dieser Marktfaktoren verbunden sind, hängt davon ab, welcher Marktfaktor wie das Risiko eines Marktfaktors eingeschätzt wird.

Eine grundlegende Annahme dabei ist, dass $\sum \beta_k = 1$.⁹⁵⁸ Die Variable schließt auch Leverage und andere Formen der Finanzierung (wie z.B. die Wertpapierleihe) mit ein, mit denen das Fondsvermögen über das Eigenkapital hinaus künstlich erhöht wird.⁹⁵⁹ Die Markttrisikofaktoren

955 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 68.

956 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

957 Die Regressoren der *Style*-Analyse können auch als Risiko-Faktoren interpretiert werden, weil sich Schwankungen der Marktpreise direkt auf den Wert des Fonds-Portfolios auswirken. Im Vergleich zu traditionellen Risikokennzahlen, wie z.B. Value at Risk und Standardabweichung, bietet die *Style*-Analyse den Vorteil, dass man das Risikoverhalten langfristig untersuchen kann und man in der Lage ist, das dynamische Anlageverhalten zu berücksichtigen. Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

958 Vgl. Sharpe (1992), S. 8.

959 FUNG UND HSIEH erklären den Einfluss von Beta am Beispiel US-Hedgefonds Long

SF_{kt} können aus frei verfügbaren Marktpreisen (z.B. Indizes) abgeleitet werden (*Asset Based Style Factors*).⁹⁶⁰ GÉHIN nennt solche Modelle explizite Makro-Faktor-Modelle.⁹⁶¹ Sie können aber auch Charakteristika eines Fonds beschreiben, die einen potentiellen Einfluss auf die Fondsrendite ausüben (z.B. Fondsalter, Managementenerfahrung).⁹⁶² Dann spricht man expliziten Mikro-Faktor-Modellen.⁹⁶³ Die Faktorladungen können einen schwer trennbaren Mix aus Strategien und Leverage beschreiben, das heißt, der Fondsmanager steuert die Höhe der β_k , indem er bestimmt, wie viel Geld aus dem Fondsvermögen an welchen Marktfaktor k gebunden wird.⁹⁶⁴ Die Bestimmung dieser Marktfaktoren ist ein zentraler Streitpunkt in der Literatur.⁹⁶⁵

Term Capital Management (LTCM). Bei LTCM war nicht klar, ob die Konzentration der Strategien auf ungewöhnlich, ähnliche Marktrisikofaktoren zum Kollaps des Fonds führte, oder das geringe Eigenkapital des Fonds dazu beitrug. Denn die Faktorladungen geben nur wieder, wieviel Geld von einem Marktrisikofaktor abhängig ist. Bei LTCM waren sie überall überdurchschnittlich hoch. Fondsmanager die eine sonst identische Anlagestrategie in gleichen Märkten verfolgen, sich aber durch exzessiven Einsatz von Leverage unterscheiden, werden unterschiedlich hohe β_k aufweisen. Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17 und Fußnote Nr. 6 S. 26.

960 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

961 Vgl. Gehin (2006), S. 29f.

962 Vgl. Géhin (2006), S. 25f.

963 Vgl. Géhin (2006), S. 25f.

964 Wie HUBBARD darstellt, sollten die β_k zu Börsenhochzeiten (*Haussee*) ansteigen, um am Aufschwung des Gesamtmarktes zu partizipieren. Während Börsentiefzeiten (*Baissee*) sollten die Faktorladungen tendenziell sinken, so dass das Fondsvermögen von Kursverlusten des Gesamtmarktes verschont bleibt. Vgl. Hubbard (2007), S. 3

965 Vgl. Maillett, Rousset (2001), S. 2.

6.3.2.2 Individuelle Risikofaktoren für jeden Fonds

Die *Style*-Faktoren SF_{kt} im Multifaktorenmodell müssen idealerweise für jeden Hedgefonds individuell abgeleitet werden.⁹⁶⁶ Die Entwicklung von individuellen *Style*-Faktoren ist angesichts der Anzahl von Hedgefonds und der Vielfalt ihrer Strategien zwar unrealistisch. Zumindest aber sollte man für jeden dominanten *Style* ein Set aus Risikofaktoren, ein *Faktor-Set* ($\sum \beta_k SF_{(kt)}$), entwickeln.⁹⁶⁷ FUNG UND HSIEH sehen hier die Chance, ein universelles Rahmenwerks für Hedgefonds-Strategien zu entwickeln, wo jedem dominanten Hedgefonds-*Style* ein individuelles Faktor-Sets (aus *ABS-Faktoren*) zugeordnet werden kann.⁹⁶⁸

Unabhängig von der Anzahl und Qualität der Faktoren können Bias und Data Snooping die Regressionsmodelle rückwirkend beeinflussen. Denn Datenfehler können Abweichungen in der Kalkulation von α , β_k oder ϵ_t verursachen und zu fehlerhaften Interpretationen der *Styles* führen.⁹⁶⁹ Eine Möglichkeit, den Bias zu umgehen, ist es, statt der Renditen von Einzelfonds, die Renditen von Dach-Hedgefonds zu verwenden.⁹⁷⁰ Bei der Simulation eigener Renditen können keine Bias auftreten, weil die Stichprobenqualität vom Untersuchungsdesign abhängt, und nicht von den gemeldeten Renditen der Fondsmanager.

966 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 23.

967 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 23.

968 Vgl. Fung, Hsieh (2003), S. 11.

969 In der Literatur gibt es eine intensive Diskussion über die Größen, den Einfluss und die Signifikanz von Data Bias auf die Regressionen. FUNG UND HSIEH unterscheiden zwischen *natürlichen Bias* (hervorgerufen durch die natürliche Geburt und den Tod von Hedgefonds) und *Spurious Bias* (hervorgerufen durch Fehler in der Stichprobe und Datenerhebung). Vgl. Fung, Hsieh (2000), S. 306. Für einen Überblick über die weitere Diskussion von Historischem Bias, Überlebensbias und Selektions-Bias und anderen Gefahren des Data Snooping vgl. Géhin (2006), S. 9ff.

970 FUNG UND HSIEH stellen fest, dass die Renditen von Dach-Hedgefonds viel weniger von Bias-Problemen betroffen sind als einzelne Hedgefonds. Vgl. Fung, Hsieh (2002c), S. 30 und Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 66.

6.3.2.2.3 Beispiele für Faktor-Sets von Hedgefonds

Strategy-Category	Market Timing or Directional (High Beta's)		Event Driven Strategies	Long/Short or Relative Value (Low Beta's)	
	Trend Following	Reversal		Equity	Fixed Income
ABS-Factors (Factor-Sets)			Merger Arbitrage		
Market Factors	- Stocks - Bonds - Currencies - Commodities		- Capitalization Spread - Value Growth Spread		- Credit Spread - Mortgage Spread
Authors	Fung, Hsieh (2001b)		Agarwal, Naik (2000a)	Fung, Hsieh (2002b)	
			Mitchell, Pulvino (2001) ⁹⁷¹		

Tabelle 27: Gliederung der Style-Faktoren von Hedge Fonds (Quelle: Fung, Hsieh (2003), S. 11).

In der Literatur zur *Style-Analyse* dominiert die Suche nach passenden Faktor-Sets für individuelle Hedgefonds-Strategien. **FUNG UND HSIEH** entwickelten beispielsweise ein Faktor-Set für Trendfolgestrategien von *CTA's*.⁹⁷² In einer weiteren Arbeit entwickelten die Autoren Faktor-Set für

971 **MITCHELL UND PULVINO** leiten keine eigenen Asset Based Faktoren sondern testen ihre simulierten Renditen nur gegen die Risikofaktoren des Modells von **FAMA UND FRENCH** aus dem Jahre 1993. In diesem Modell unterscheidet man die Regressoren für den Bondmarkt (Bond-Market Factors) und für den Aktienmarkt (Stock Market Factors) voneinander. Vgl. Fama, French (1993), S. 7 und Mitchell, Pulvino (2001).

972 Die Autoren verwenden für ihre Multifaktorenregression für die unabhängigen Regressoren (SF_{kt}) einen selbst-konstruierten ABS-Faktor (*TF-Factor*). Als abhängigen Faktor (R_t) benutzen die Autoren den Zurich Capital Market Trend-Follower Index (*TFI*), der die durchschnittliche Rendite von *CTA's* mit Trendfolgestrategien wiedergibt. Der selbstkonstruierte ABS-Faktor wurde aus den Auszahlungsströmen theoretischer, strukturierter Optionen hergeleitet (Lookback Straddles). Die Lookback Straddles sind eine Kombination der Auszahlungsströme von Aktien, Bonds, 3-Monats Zinsen, Währungen und Rohstoffen. Die Autoren entwickelten daraus fünf primitive Trendfolgestrategien (Primitive Trend Following Strategy, PTFS)

Hedgefonds mit *Fixed Income Strategie*.⁹⁷³ Sie entwickelten auch ein Faktor Set für Hedgefonds mit *Long/Short Equity Strategie*.⁹⁷⁴ AGARWAL UND NAIK bemühten sich, ein generelles Faktor-Set für Hedgefonds mit *Buy-Hold Strategie* oder mit *options-basierten Strategien* zu entwickeln.⁹⁷⁵ Diese Idee für ein generelles Faktor-Set wurde auch von FUNG UND HSIEH wieder aufgegriffen.⁹⁷⁶ Mit Tabelle 27, S. 286, versuchten die Autoren zunächst, die vielen anderen Faktor-Sets in der Literatur in Einklang zu bringen.⁹⁷⁷ Sie legten drei übergeordnete Kategorien fest, um einen Überblick zu behalten: Erstens direktionale Strategien (*gekennzeichnet durch hohe Faktorladungen β_k*), zweitens Long/Short und Relative Value (*gekennzeichnet durch niedrige β_k*) und drittens Event Driven.⁹⁷⁸ In ihrer Arbeit aus 2004 entwickelten die Autoren schließlich ein formales Modell.⁹⁷⁹ Sie legten darin sieben allgemeine Risikofaktoren fest, die geeignet waren, die Renditen von Hedgefonds in ihren Regressionsanalysen zu erklären.⁹⁸⁰ Zusammen genommen konnten diese sieben Risikofaktoren die Renditen in der TASS-Datenbank mit Bestimmtheitsmaßen von 57% und die Renditen in der HFR-Datenbank zu 37% erklären.⁹⁸¹

und testeten deren Erklärungskraft gegenüber dem TFI mit einer Regressionsanalyse. Der TF-Factor wurde dann aus drei statistisch signifikanten PTFS zusammengesetzt. Wie die Autoren darstellen, approximiert der selbstkonstruierte *Style*-Faktor die Charakterzüge von Trendfolgestrategien von Hedgefonds besonders gut. Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 20ff. Siehe auch Fung, Hsieh (2001b).

973 Vgl. Fung, Hsieh (2002b).

974 Vgl. Fung, Hsieh (2006b).

975 Vgl. Agarwal, Naik (2001).

976 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71f.

977 Vgl. Fung, Hsieh (2003), S. 11.

978 Vgl. Fung, Hsieh (2003), S. 11.

979 Vgl. Fung, Hsieh (2004a).

980 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71.

981 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71.

Dieses siebenteilige Faktor-Set stellt einen vorläufig letzten Meilenstein in der Entwicklung von Faktor-Sets dar. Seine Bestandteile gliedern sich wie folgt: Im Faktor-Set befinden sich zwei *Equity Risk Factors*: (1.) Der S&P 500 Marktindex und (2.) der SC-LC Spread (*die Differenz aus dem Wilshire 1750 Small Cap Index (SC) und dem Wilshire 750 Large Cap Index (LC)*).⁹⁸² Im Faktor-Set weiterhin enthalten sind (3.) die Renditen von 10-jährigen US-Staatsanleihen (*10-Year US Treasury Yield*) und (4.) der Spread der Renditen (*Yield Spread*) zwischen der 10-jährigen Anleihe und Moody's Baa Fonds.⁹⁸³ Die drei weitere Risikofaktoren in diesem Faktor-Set bestehen aus dem Portfolio vom Lookback Optionen für (5.) Anleihen, (6.) Währungen und (7.) Commodities.⁹⁸⁴

982 Beide Faktoren sind besonders geeignet für *Hedge Fonds mit Long/Short Equity Strategie*. Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71f.

983 Diese Faktoren sind besonders geeignet zur Erklärung der Renditen von *Fixed Income Arbitrage Strategien*. Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71f.

984 Diese Faktoren sind besonders geeignet, um die Renditen von Strategien mit Trendfolgemodellen zu erläutern. Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71f.

6.3.2.3 Alpha

6.3.2.3.1 Definition

In Formel 6.4, S. 283, ergibt sich der Parameter α nach Abzug der Faktorladungen β_k und des unsystematischen Risikos ϵ_t . Die konstante Variable α steht allgemein für den Anteil der Renditen, der nicht durch das Faktorenmodell erklärt werden kann (die *Überrenditen*).⁹⁸⁵

Die Literatur dreht sich um zwei Fragen. Erstens, welche Beweise für die Überrenditen ($\alpha > 0$) von Hedgefonds existieren und zweitens, ob α im Zeitverlauf positiv bleibt (*Performance Persistence*).⁹⁸⁶ Aufgrund ihrer unterschiedlichen Datenbasis und unterschiedlichen Modellspezifikationen (z.B. individuelle Auswahl der Marktrisikofaktoren), kommen viele Autoren bei der Beantwortung beider Fragen zu gegenteiligen Ergebnissen, denn das Alpha fällt überall unterschiedlich hoch aus.⁹⁸⁷ Eindeutige Beweise für die Existenz von positiven α 's gibt es nicht, eindeutige Beweise dagegen genauso wenig.⁹⁸⁸ Anstelle des α im Multifaktorenmodell, wird in der Literatur manchmal auch Jensen's Alpha (α_{jensen}) zur Beschreibung der Überrenditen benutzt.⁹⁸⁹ Es gibt keine Vorschriften dafür, welche Methode wann angewendet werden muss.⁹⁹⁰

985 Vgl. Lhabitant (2001), S. 3.

986 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 22.

987 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 22.

988 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 22.

989 Jensen's Alpha stammt aus dem Capital Asset Pricing Modell (CAPM) und wurde ursprünglich für die Beschreibung von Überrenditen von Investmentfonds genutzt. Dabei repräsentiert R_H die Rendite eines Fonds, R_f den risikolosen Zins, β_{CAPM} steht für das systematische Risiko und R_m für die Rendite eines Marktindex, eines Marktportfolios oder einer Benchmark. Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 26.

$$\alpha_{jensen} = E(R_H - R_f) - \beta_{CAPM} [E(R_m - R_f)]$$

990 EDWARDS UND CAGLAYAN beispielsweise schätzten Alpha mit einem Multifaktorenmodell und den *Style*-Faktoren nach FAMA UND FRENCH aus dem Jahre 1993. FUNG,

Die Forschung zur *Performance Persistence* versucht, allgemein zu klären, ob ein inhaltlicher Zusammenhang zwischen Überrenditen und Management-Fähigkeiten existiert oder ob die Überrenditen nur kurzfristig durch Glück zu Stande kommen.⁹⁹¹ In der Literatur werden viele Synonyme für α verwendet, die einen inhaltlichen Zusammenhang zwischen Überrenditen und Management Fähigkeiten unterstellen. FUNG UND HSIEH nennen die Variable z.B. *Price for Talent*.⁹⁹² KOSTOVETSKY, BERK UND GREEN und andere Autoren sprechen von *Managerial/Management Skill*.⁹⁹³

Dieser Zusammenhang ist aber weder für Hedgefonds noch für Investmentfonds belegt.⁹⁹⁴ ADAMS beispielsweise untersucht, ob α das Ergebnis von überlegenen Management Fähigkeiten oder einfach nur Glück ist und kommt zu differenzierten Ergebnissen.⁹⁹⁵ FUNG, XU UND YAU untersuchen, ob die Überrenditen von Hedgefonds auch nach einer Korrektur möglicher Fehlerquellen im Faktorenmodell noch vorhanden sind und kommen zu dem Ergebnis, dass ein Zusammenhang zwischen Hedgefonds-Eigenschaften und Überrenditen existiert.⁹⁹⁶ EDWARDS UND CAGLAYAN finden zwar empirische Belege für Management Skill, sie geben aber auch zu, dass diese das Resultat besonders günstiger historischer Bedingungen sein können.⁹⁹⁷ Insgesamt kann man zur Forschung der *Performance Persistence* feststellen, dass noch keine Einigkeit über die *Quellen von α* besteht und darüber, ob α das Ergebnis von Glück oder systematischem Vorgehen ist.⁹⁹⁸

XU UND YAU schätzen das Alpha hingegen auf Basis des CAPM. Vgl. Edwards, Caglayan (2001), Fama, French (1993), Fung, Xu, Yau (2004).

991 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 22.

992 Vgl. Fung, Hsieh (2006a), S. 29f.

993 Vgl. u.a. Kostovetsky (2007), S. 5, Berk, Green (2004).

994 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 22.

995 Vgl. Adams (2007), S. 47ff.

996 Vgl. Fung, Xu, Yau (2004), S. 29f.

997 Vgl. Edwards, Caglayan (2001), S. 1022.

998 Zu dieser Feststellung kann man kommen, wenn man die vielen unterschiedlichen Methoden betrachtet, mit denen man versucht, Performance Persistence zu beweisen.

Im Folgenden wird von der Annahme ausgegangen, dass ein Zusammenhang zwischen α und Management-Fähigkeiten existiert. Die konstante Variable α beschreibt die durchschnittliche Fähigkeit und Erfahrung eines Fondsmanagers Überrenditen zu erzielen, die nicht mit einer einfachen linearen Kombination (oder einem Mix) von Marktrisikofaktoren repliziert werden können.⁹⁹⁹

6.3.2.3.2 Erosion von Alpha

Je besser die Auswahl der Marktrisikofaktoren für eine Hedgefonds-Strategie in Formel 6.4, S. 283, gelingt, desto höher ist die Erklärungskraft des Faktorenmodells (die Modellgüte der Regressionsanalyse steigt). Aber je höher die Erklärungskraft der Variablen β_k ausfällt, desto mehr sinkt auch α . Denn der Anteil der erklärten Varianz, der auf den konstanten Parameter entfällt, sinkt. Es können ebenfalls Marktstörungen oder Anomalien auftreten, die sich zwar nicht in den Preisen der Marktrisikofaktoren widerspiegeln, die sich aber im Laufe der Zeit dennoch auf die Höhe von α auswirken und es reduzieren. Man spricht hier von einer *Erosion von Alpha*.¹⁰⁰⁰ FUNG UND HSIEH untersuchen beispielsweise die *Erosion von Alpha* in Renditen von Dach-Hedgefonds.¹⁰⁰¹

sen. Für einen umfangreichen Überblick über diese Methoden siehe Géhin (2006), S. 45ff.

999 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 292.

1000 Die Erosion von Alpha über die Zeit kann vielfältige Gründe haben. Siehe dazu z.B. Fung, Hsieh, Naik, Ramadorai (2008), Hornberg (2006), S. 53 oder Bacmann, Jeanneret, Scholz (2006) und andere.

1001 Dach-Hedgefonds haben den Vorteil, dass sich ihre Renditen relativ unkompliziert in die Renditen von Single-Hedgefonds zerlegen lassen. Die Autoren stellen fest, dass sich die absolute Größe und das Signifikanz-Level von Alpha bei Dach-Hedgefonds dramatisch reduziert. Das bedeutet, dass die Fähigkeiten der Manager von Dach-Hedgefonds keine oder nur geringen Anteil an deren Renditen haben, je besser sich die *Style*-Faktoren in einem Modell bestimmen lassen und der Realität annähern. Die Autoren sprechen hier von einer „*Alpha-Illusion*“. Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 73f.

Andererseits kann eine misslungene Auswahl von Marktrisikofaktoren zu einer sinkenden Güte des Faktorenmodells führen, so dass ein höheres Alpha ausgewiesen wird als der Fonds tatsächlich erwirtschaftet.¹⁰⁰² FUNG UND HSIEH zeigen auch hier, dass eine falsch bestimmte Benchmark als *Style*-Faktor, zu einem zufälligen Alpha führen kann (*Accidental Alpha*).¹⁰⁰³

1002 Die Wahl eines falschen *Style*-Faktors SF_k kann im Multifaktorenmodell dazu führen, das α entweder über- oder unterschätzt wird. Diese Fehler können sich auch auf nachgeordnete Analysen auswirken, wenn man versucht, die Quellen des Alpha zu analysieren. Auch im CAPM kann die Wahl einer falschen Benchmark R_m dazu führen, dass Jensens's Alpha über- bzw. unterschätzt wird. Siehe dazu Fung, Xu, Yau (2004), S. 27ff.

1003 Vgl. Fung, Hsieh (2007).

6.3.2.3.3 *Transaktionsprozesse in Alpha?*

Die Erfahrung eines Fondsmanagers (*Management Skill*) ist ein abstrakter Begriff. Zu den Aufgaben des Fondsmanagers gehören z.B. die Auswahl der Wertpapiere im Fonds-Portfolio, die Portfolio-Gewichtung oder die Bestimmung des richtigen Zeitpunkts zur Ordererteilung. Seine Aufgaben gleichen sich mit den Transaktionsprozessen, die in der *Informationsphase* ablaufen, so dass hier möglicherweise eine Verbindung zwischen α aus dem Multifaktorenmodell und den Prozessen während der Informationsphase existiert. Nach Meinung von FUNG UND HSIEH spiegelt sich im α auch die Effizienz der Orderausführung wider.¹⁰⁰⁴ Das heißt, die Transaktionsprozesse der Orderroutingphase und der Preisabschlussphase könnten sich ebenfalls im α des Faktorenmodells ausdrücken. Wenn man sich vorstellt, dass die Algorithmic Trading Technologie dazu dient, die Informationsphase und die Orderroutingphase zu bewältigen, würde dies bedeuten, dass die Variable α auch für ein technisches System stehen kann, das einen Fondsmanager in der Informationsphase entweder unterstützt oder ihn durch mechanische Handelsregeln vollständig ersetzt.

6.3.2.3.4 *Portabilität von Alpha*

FUNG UND HSIEH stellen dar, dass die α 's für Hedgefonds mit Long/Short Equity Strategie unkorreliert mit den meisten konventionellen Marktindizes anderer Asset Klassen sind.¹⁰⁰⁵ Dies gilt sowohl unter normalen Marktbedingungen als auch für Bedingungen unter Stress, wenn außergewöhnliche Ereignisse auftreten.¹⁰⁰⁶ Diese Feststellung muss nicht auf Hedgefonds mit Long/Short Equity Strategie beschränkt blei-

1004 Vgl. Fung, Hsieh (2002a), S. 17.

1005 Vgl. Fung, Hsieh (2004b), S. 17.

1006 Vgl. Fung, Hsieh (2004b), S. 17.

ben. Denn wenn die α 's keinerlei lineare oder nicht-lineare Abhängigkeiten aufweisen, spricht man allgemein von einer *Portabilität*.¹⁰⁰⁷ Diese Portabilität könnte man auch so interpretieren, dass man die α 's auf beliebig viele Märkte übertragen (*portieren*) kann und dass sie überall die gleiche Wirkung auf die Renditen ausüben.

In Abschnitt 4.3.2, S. 190, dieser Arbeit wurden die Eigenschaften der Mobilität, Flexibilität und der Autonomie von Software-Agenten diskutiert. Wenn man die Eigenschaften von Software-Agenten mit der Portabilität von α vergleicht, kann man feststellen, dass beide dazu dienen, unabhängige Systeme zu beschreiben. Der Vergleich wäre bedeutungslos, wenn Software-Agenten in den Transaktionsprozesse von Hedgefonds keine Rolle spielen. Bei einem Hedgefonds mit Algorithmic Trading könnte dies aber bedeuten, dass die Mobilität und Autonomie von Software-Agenten eine mögliche Erklärung für die Portabilität von α sind.

6.3.2.4 Zusammenfassung

Die Forschungsfrage lautete: „Lassen sich Aussagen über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-)Renditen ziehen?“. Im vergangenen Abschnitt wurde die *Style*-Analyse in Formel 6.4, S. 283, formal vorgestellt und erläutert. Um diese Formel zur Beantwortung der Forschungsfrage zu nutzen, kann man sie auf zwei Arten anpassen. Die erste Möglichkeit besteht in der Neu-Entwicklung von unabhängigen Faktoren für das Multifaktorenmodell. Das heißt, man benutzt keine öffentlich beobachtbaren Marktpreise für β_k , sondern entwickelt seine eigene Benchmarks. Die zweite Möglichkeit besteht darin, einen abhängigen Faktor für das Multifaktorenmodell zu verwenden, der mit Algorithmic Trading in Verbindung steht. Das heißt, man benutzt keine Renditen von Hedgefonds aus Datenbanken (R_t), sondern man simuliert seine eigene Zeitreihen.

¹⁰⁰⁷ Vgl. Fung, Hsieh (2004b), S. 5.

Die *Style*-Analyse wurde bislang eingesetzt, um die Renditen von Investmentfonds und Hedgefonds zu untersuchen, und daraus Rückschlüsse auf deren statische oder dynamische Anlagestrategien zu ziehen.¹⁰⁰⁸ Bisherige Forschungsergebnisse zeigen, dass Investmentfonds statische Anlagestrategien mit hohen Bestimmtheitsmaßen aufweisen, während Hedgefonds dynamische (komplexe) Investmentstrategien verfolgen, die in niedrige Bestimmtheitsmaßen resultieren.¹⁰⁰⁹ Dies bedeutet, dass die *Style*-Analyse ein passendes Instrument ist, um eine komplexe Strategie (mit Algorithmic Trading) und eine einfache Strategie (ohne Algorithmic Trading) voneinander zu trennen.

Die *Style*-Analyse birgt noch einen weiteren wichtigen Vorteil. Die Forschung zur *Performance Persistence* bei Hedgefonds beschäftigt sich intensiv mit dem konstanten Faktor α . Bisherige Erkenntnisse lassen vermuten, dass sich die Transaktionsprozesse von Algorithmic Trading in den Eigenschaften von α widerspiegeln.

1008 Vgl. Fung, Hsieh (1997).

1009 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 282.

6.3.3 Durchführung des Vergleichs

6.3.3.1 Analyseplan

Als Ergebnis von Abschnitt 6.2 , S. 266 stehen die Renditen einer *komplexen Strategie* (mit Algorithmic Trading) und einer *einfachen Buy-Hold Strategie* (ohne Algorithmic Trading) zur Verfügung. Der Vergleich dieser Renditen mit dem Faktorenmodell aus Formel 6.4, S. 283, erfolgt jetzt in zwei Schritten.

- I. Erstens werden die Regressionsfaktoren aus dem Multifaktorenmodell von **FUNG UND HsIEH** auf die vorliegende Problematik übertragen.¹⁰¹⁰ Das heißt, als unabhängige Regressionsfaktoren werden die gleichen externen Marktpreise benutzt, welche die Autoren auf Renditen aus den Datenbank *HFR* und *TASS* anwendeten.
- II. Zweitens werden eine Reihe von alternativen Regressionsfaktoren benutzt, um das Bestimmtheitsmaß der Regressionsanalyse zu steigern. Diese zusätzlichen Regressionsfaktoren werden nicht aus exogenen Marktpreisen abgeleitet, sondern aus den gleichen endogenen Marktdaten, welche die Algorithmic Trading Software ausgewertet.

1010 Siehe Fung, Hsieh (2004a).

6.3.3.2 Klassische Regressionsanalyse

6.3.3.2.1 Erklärung der Risikofaktoren

Den ersten Regressionsfaktor in der Studie von **FUNG** UND **HSIEH** bildete der Marktindex (in dieser Arbeit mit der Variable SF_{Market} bezeichnet).¹⁰¹¹ Analog dazu wurden in dieser Analyse vier verschiedene Indizes auf ihre Eignung als Marktrisikofaktoren überprüft. Dazu gehörten der S&P 500 Index, der NASDAQ-100, der Nasdaq-Computers und NYSE ARCATTEC Index.¹⁰¹² Als Risikofaktor wurde der NASDAQ-100 ausgewählt, weil die drei betrachteten Einzelaktien aus diesem Index stammen und damit eine logische Übereinstimmung von Strategie und Marktindex gegeben ist.

Als zweiten Regressionsfaktor wählten **FUNG** UND **HSIEH** den Spread aus dem *Wilshire 1750 Small Cap Index* und dem *Wilshire 750 Large Cap Index*, um die Wechselbeziehungen zwischen großen und kleinen Aktien zu berücksichtigen.¹⁰¹³ Der Spread wird im Folgenden als *SC-LC Spread* mit der Variablen SF_{SCLC} bezeichnet. Analog zum *SC-LC Spread* wurde in dieser Arbeit der Spread aus dem S&P 600 (*für Small Caps*) und dem S&P 500 (*für Large Caps*) verwendet.¹⁰¹⁴ Die abweichende Indexwahl ist durch die Annahme gerechtfertigt, dass die simulierten Renditen durch den weiter bekannten S&P 500 Index geschätzt werden können, als durch die weniger bekannten Wilshire Indizes.

1011 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71-72.

1012 Die Rendite-Zeitreihen dieser Indizes wurden über YAHOO Finance bezogen.

1013 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71-72.

1014 Die Daten für diese Renditen wurden ebenfalls über YAHOO Finance bezogen.

Als dritten Regressionsfaktor wählten **FUNG UND HSIEH** die Renditen 10-jähriger US-Staatsanleihen (*10-year US-Treasury Yields*) und als vierten die Rendite-Differenz zwischen der 10-jährigen US-Anleihen und dem Moody's Baa Corporate Bond (*Yield Spread between 10-year T-bonds and Moody's Baa bond*).¹⁰¹⁵ Beide Risikofaktoren wurde ohne Veränderungen in diese Analyse übernommen.¹⁰¹⁶ Die US-Staatsanleihe wird im Folgenden mit der Variable SF_{10Year} bezeichnet, die Rendite-Differenz zum Corporate Bond als SF_{Moody} .

Die vorläufige Regressionsgleichung zur Untersuchung von Algorithmic Trading lässt sich unter Einbeziehung der oben genannten Marktrisikofaktoren wie folgt zusammenfassen.

$$(6.5) \quad R_{Thv} = \alpha_{Thv} + \Sigma(\beta_{Market} SF_{Market}) + \beta_{SCLC} SF_{SCLC} + \beta_{10Year} SF_{10Year} + \beta_{Moody} SF_{Moody} + \epsilon$$

Als fünften, sechsten und siebenten Risikofaktor wählten **FUNG UND HSIEH** die Renditen von *Lookback Straddles* für (5.) Anleihen, (6.) Währungen und (7.) Commodities.¹⁰¹⁷ Dies sind drei künstliche Portfolios mit optionsähnlichen Auszahlungsströmen, welche die Autoren für die Hedgefonds-Strategien entwickelten, die Trendfolge-Modellen folgen (*ABS-Factors for Trend Following Funds*).¹⁰¹⁸ Die Herleitung von *Lookback Straddles* ist ausführlich in der Arbeit von Fung und Hsieh aus dem Jahr 2001 dokumentiert und basiert auf den Arbeiten von **MERTON** und **HENRICKSSON UND MERTON**.¹⁰¹⁹ Die Hedgefonds-Strategie wird dabei in eine Komponente für *Market Timing* und eine Komponenten für *Trend Following* zerlegt. Ein *Market Timer* versucht, Preisbewegungen vorher-

1015 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71-72.

1016 Als Quellen für diese Renditen dienten YAHOO Finance und Hussmann (2010).

1017 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71-72.

1018 Vgl. Fung, Hsieh (2004a), S. 71.

1019 Siehe auch Merton (1981), Henricksson, Merton (1981), vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 317f.

zusagen und geht Long-Positionen ein, wenn er steigende Kurse vermutet oder Short-Positionen wenn er fallende annimmt.¹⁰²⁰ Ein Trendfolger versucht, Markt-Trends¹⁰²¹ frühzeitig durch ihre Muster zu *erkennen*, und handelt dann in die Richtung dieser Trends.¹⁰²² Die Autoren entwickelten für beide Komponenten eine *primitive Market Timing-Strategie (PMTS)* und *primitive Trendfolge-Strategie (PTFS)*, die nur eine einzige Transaktion pro Zeitintervall (hier 1 Tag) und Aktie beinhalten.¹⁰²³

Die *Lookback Straddles* wurden für die Regressionsanalysen in dieser Arbeit nicht weiter betrachtet. Denn die simulierten Renditen basieren nur auf Einzelaktien, die in keiner Beziehung zu Anleihen, Währungen oder Commodities stehen.

6.3.3.2 Anwendung der Risikofaktoren

Tabelle 28, S. 300, gibt die Ergebnisse der klassischen Regressionsanalyse mit den *Style*-Faktoren von **FUNG** UND **HSIEH** wieder.¹⁰²⁴ Hier lassen sich drei Beobachtungen machen.

1020 Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 318.

1021 Unter einem Trend versteht man dabei konsistente Preisbewegungen in eine bestimmte Richtung über ein Zeitintervall und gleichzeitig positiver serieller Korrelation. Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 318.

1022 Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 318.

1023 Die *PMTS* versucht, von den ständig wechselnden Kursbewegungen während eines Börsentages zu profitieren. Unter perfekten Bedingungen (das heißt, ohne Transaktionskosten) entspricht der Profit beim Market Timing daher dem Betrag der Differenz aus Schlusskurs und Eröffnungskurs des gleichen Tages. Die *PTFS* profitiert hingegen von maximalen Kursschwankungen eines Börsentages. Unter optimalen Bedingungen beträgt der Profit beim Trendfolger den Unterschiedsbetrag aus dem höchsten und dem niedrigsten Kurs eines Tages. Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 318.

1024 Siehe Fung, Hsieh (2004a).

	Komplexe Strategie (d01b4)				Einfache Strategie (<i>Buy-Hold</i>)			
	JAVA	GOOG	MSFT	Mittelwert	JAVA	GOOG	MSFT	Mittelwert
$R^2_{\text{adjustiert}}$	-0,035	-0,018	0,015	-0,013	0,383	0,529	0,722	0,545
α ¹⁰²⁵	-0,021 (0,030***)	-0,003 (0,000***)	-0,003 (0,000***)	-0,009 (0,001***)	0,007 (0,143)	-0,019 (0,383)	-0,001 (0,415)	-0,004 (0,314)
$\beta_{\text{Nasdaq100}}$	-0,019 (0,853)	-0,021 (0,837)	0,070 (0,478)	0,010 (0,751)	0,639 (0,000***)	0,727 (0,000***)	0,868 (0,000***)	0,745 (0,000***)
β_{SCLC}	-0,004 (0,969)	-0,086 (0,382)	-0,121 (0,212)	-0,0643 (0,723)	0,006 (0,938)	0,090 (0,178)	-0,077 (0,136)	0,006 (0,417)
β_{10Year}	0,033 (0,739)	0,015 (0,876)	-0,002 (0,986)	0,015 (0,867)	-0,010 (0,900)	0,018 (0,788)	-0,032 (0,536)	-0,008 (0,741)
β_{Moody}	-0,013 (0,892)	-0,086 (0,381)	-0,154 (0,111)	-0,084 (0,461)	0,050 (0,506)	0,040 (0,542)	-0,020 (0,695)	0,023 (0,581)

Tabelle 28: Style-Analyse der Renditen einer komplexen und einer einfachen Strategie unter Verwendung der Regressionsfaktoren von Fung, Hsieh (2004a).¹⁰²⁶ In Klammern stehen die Signifikanzniveaus auf 5% Level.

Die Ergebnisse zeigen erstaunlich niedrige Bestimmtheitsmaße ($R^2_{\text{adjustiert}}$) von durchschnittlich -0,013 für die *komplexen Strategien* und durchschnittlich 0,545 für die *einfachen Buy-Hold Strategien*. Diese Ergebnisse sind konsistent mit der Arbeit von FUNG UND HSIEH aus dem Jahre 2001.¹⁰²⁷ Dort stellten die Autoren ebenso niedrige Bestimmtheitsmaße für dynamische Hedgefonds-Strategien von -3,2% bis +7,5% fest.¹⁰²⁸ Die niedrigen Bestimmtheitsmaße zeigen, dass sich die Fondsrenditen der komplexen Strategien mit Algorithmic Trading nicht einfach mit den Marktpreisen aus dem Sieben-Faktor-Modell¹⁰²⁹ replizieren lassen.

1025 Angabe bezieht sich auf den unstandardisierten Koeffizienten.

1026 Die *komplexe* Strategie wurde durch die Algorithmic Trading Software und einen *komplexen* Algorithmus simuliert, die *einfache* Strategie besteht im Kauf der Aktie zum Eröffnungskurs und ihrem Verkauf am Schlusskurs des gleichen Tages. Transaktionskosten wurden vernachlässigt.

1027 Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 327.

1028 Vgl. Fung, Hsieh (2001b), S. 327.

1029 Siehe dazu Abschnitt 6.3.2.2.3, S. 286, dieser Arbeit.

Eine zweite Beobachtung sind die konstanten Parameter (α). Die komplexe Strategie weist kontinuierlich negative α 's auf. Das schlechteste α wird bei JAVA mit einem Wert von -0,021 erreicht. Dem folgen MSFT mit einem Wert von -0,003 und GOOG mit einem Eintrag von -0,003. Alle drei α 's sind jedoch hoch-signifikant und weit unterhalb der 5% Grenze. Die α 's der einfachen Strategie weisen positive und negative Werte auf, die alle nicht signifikant sind.

Tabelle 28, S. 300 zeigt schließlich die Höhe der Regressions-Koeffizienten (β_k) und deren Signifikanzniveaus in Klammern. Auffällig ist, dass bei der komplexen Strategie kein einziges β_k das Signifikanzniveau von 5% unterschreitet. Anders sieht das Bild bei den Regressions-Koeffizienten der einfachen Strategie aus. Hier sind die Werte von $\beta_{Nasdaq100}$ für GOOG mit 0,727 für JAVA mit 0,639 und für MSFT mit 0,868 hochsignifikant und liegen alle unterhalb des 5% Signifikanzniveaus.

6.3.3.2.3 Trennung von von dynamischen und einfachen Strategien

- Das erste Ergebnis dieser Untersuchung ist, dass sich die komplexen und einfachen Strategien auf Basis von R^2 trennen lassen.

Die niedrigen R^2 der komplexen Strategien sind ein Zeichen dafür, dass dynamische Renditen vorliegen, die sich nicht durch beobachtbare Marktpreise nachbilden lassen. Die hohen R^2 der einfachen Strategien beweisen, dass die Renditen der *Buy-Hold Strategien* eng an die Renditen beobachtbarer Marktpreise gebunden sind. Diese Ergebnisse bestätigen die Funktionsweise der *Style-Analyse* von FUNG UND HSIEH aus dem Jahre 1997.¹⁰³⁰ Die Autoren stellten in ihrer Arbeit auch signifikante Unterschiede im R^2 zwischen Investmentfonds (mit statischen Strategien) und

1030 Siehe dazu Fung, Hsieh (1997).

Hedgefonds (mit dynamischen Strategien) fest.¹⁰³¹ Der Grund für diese Unterschiede lag nach ihrer Meinung in den engen Vorschriften für Investmentfonds-Manager, die zu statischen Renditen führen, während Hedgefonds durch Leerverkäufe und Leverage dynamische Renditen aufwiesen.¹⁰³²

Anders als bei **FUNG UND HSIEH** stehen im Mittelpunkt dieser Analyse nicht mehr die Beschränkungen der Strategien bezüglich Leerverkäufe und Leverage, sondern die Rolle von Software-Agenten und die Komplexität von Algorithmen, die nicht mit den Marktpreisen in Verbindung stehen.¹⁰³³ Die komplexe Strategie besteht nur aus einer Strategie, einem Algorithmus und einer Aktie, der Long-Positionen zulässt. Die Erklärung der dynamischen Renditen wird so auf den Algorithmus reduziert, der die Informationsphase zur Auswertung von Marktdaten benutzt wird. Portfolio-Effekte und Leerverkäufe kommen als Quellen der dynamischen Renditen in dieser Analyse nicht in Frage.¹⁰³⁴ Transaktionskosten wurden - mit Ausnahme einer Zufallskomponente für Slippage - während der Simulation ebenfalls vernachlässigt und kommen als Quelle der dynamischen Renditen auch nicht in Frage.

Zusammenfassend kann man sagen, dass die Dynamik der komplexen Strategie alleine auf die Komplexität des Algorithmus zurückgeführt werden kann, weil dies das einzige wichtige Unterscheidungskriterium zwischen der einfachen und komplexen Strategie war. Portfolio-Effekte und Leverage spielten in dieser Analyse keine Rolle.

1031 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 280.

1032 Vgl. Fung, Hsieh (1997), S. 283f.

1033 Siehe Fung, Hsieh (1997).

1034 Portfolio-Effekte könnten z.B. auftreten, wenn ein Portfolio aus mehreren Aktien besteht, deren Renditen sich überschneiden oder die gegensätzliche Kursentwicklungen aufweisen. Leerverkäufe könnten vorliegen, indem ein Fondsmanager (gelehene) Wertpapiere verkauft, die sich gar nicht im Fonds-Portfolio befinden, um an fallenden Kursen zu partizipieren.

6.3.3.2.4 Signifikante Alpha's bei komplexen Strategien

- Das zweite wichtige Ergebnis dieser Untersuchung war, dass die komplexe Strategie durchweg (hoch)-signifikante α 's produzierte, während die Buy-Hold Strategie nur nicht-signifikante α 's aufwies.

Dieses Ergebnis erscheint auf den ersten Blick trivial. Denn α könnte sowohl das Ergebnis einer schlechten Modellschätzung mit geringen R^2 sein. Es könnte aber auch als *Management Skill* oder *Glück* interpretiert werden.¹⁰³⁵ Das *Management Skill* kann man auch als Summe der Erfahrungen eines Fondsmanagers betrachten. Dazu gehören auch alle technischen Systeme, die ihn bei seiner Arbeit unterstützen. Die signifikanten α 's könnten ein Hinweis auf den Einsatz von Software-Agenten sein. Denn die Renditen der komplexen Strategie sind einzig und allein das Ergebnis des Algorithmus innerhalb der Tempelhove-Software. Ein nicht signifikantes α könnte man als Zeichen dafür interpretieren, dass die Ren-

1035 Bisher existieren keine Beweise dafür, dass α mit den Fähigkeiten des Managers in Verbindung steht. In der Literatur wird immer mit der Korrelation der Renditen zu Marktpreisen argumentiert, dass die Management Fähigkeiten denjenigen konstanten Teil der Rendite darstellen, der auch durch Marktpreise nicht erklärbar ist. Es ist unbestritten, dass Alpha ein konstanter Faktor in der Regression ist, der unabhängig von der Entwicklung der Marktpreise ist. Die Frage ist hier, inwieweit diese Unabhängigkeit durch das Können des Fondsmanagers oder die technische Infrastruktur (Software und Algorithmen) zu Stande kommt. Genauso gut, könnte das Risikomanagement eines Fonds dazu beitragen. Generell kommen alle Prozesse dafür in Frage, die konstanten Einfluss auf die Fondsrendite ausüben und auf unterschiedliche Zeitreihen übertragbar (portierbar) sind. In der vorliegenden Analyse besteht die einzige Konstante in der Benutzung der Tempelhove-Software, so dass unter Laborbedingungen ein Rückschluss auf Algorithmic Trading möglich war. Hier müssen weitere Analysen erst noch zeigen, ob sich dieses konstante Alpha als Zeichen für Algorithmic Trading auch in der Realität bewähren kann.

reiten nur durch Glück zu Stande kommen. Ein hohes β_k wäre ein Zeichen dafür, dass die Renditen an die allgemeine Marktentwicklung geknüpft sind.

6.3.3.2.5 Hohe β_{Market} bei einfachen Strategien

- Das dritte wichtige Ergebnis dieser Untersuchung ist, dass die Faktorladungen $\beta_{Nasdaq100}$ der einfachen Strategie alle hoch-signifikant sind. Die $\beta_{Nasdaq100}$ weisen starke Werte auf von 0,639 für JAVA, 0,727 für GOOG und 0,868 für MSFT.

Die Beobachtung der Faktorladungen verrät den Inhalt der einfachen Investmentstrategie. Die hohen Werte für $\beta_{Nasdaq100}$ beweisen, dass die Renditen der *Buy-Hold Strategie* eng an die Entwicklung des Marktindex Nasdaq 100 geknüpft ist. Alle anderen Regressionsfaktoren sind unwichtig. Die α 's spielen bei der einfachen Strategie auch keine Rolle. Man kann deshalb sagen, dass bei der einfachen Strategie keine Intelligenz zu finden ist. Stattdessen wird nur der Marktindex mit einer Kaufen und Halten Strategie nachgeahmt.

6.3.3.2.6 Begrenzte Aussagekraft der Regressionsanalyse

Der vergangene Abschnitt beschrieb die Durchführung einer Regressionsanalyse mit ähnlichen Faktoren, wie sie FUNG UND HSIEH im Jahre 2004 verwendeten.¹⁰³⁶ Wie Abschnitt 6.3.2, S. 281, zeigte sind die Ergebnisse einer *Style-Analyse* stark abhängig von der richtigen Auswahl der unabhängigen *Style*-Faktoren. Man könnte statistisch argumentieren, dass die hier ausgewählten *Style*-Faktoren ungeeignet sind und die Güte

1036 Siehe Fung, Hsieh (2004a), S. 71f.

des Regressionsmodells reduzieren, so dass der konstante Faktor α automatisch hohe Signifikanzniveaus aufweist. Würde man stattdessen andere Regressionsfaktoren verwenden, wäre α weder signifikant noch sonst irgendwie auffällig.

Um dieses Argument zu entkräften, werden im Folgenden zusätzliche *Style*-Faktoren in die Regressionsgleichung in Formel 6.5, S. 298, einbezogen. Als individuelle Regressionsfaktoren kommen alle Kennzahlen in Frage, die sich aus exogenen oder endogenen Marktinformationen ableiten lassen. Denn wenn keine interne Informationen über das innere einer Strategie vorliegen, sind diese die einzigen verfügbaren Informationsquellen.

6.3.3.3 Einbeziehung zusätzlicher Regressionsfaktoren

Tabelle 29, S. 306 zeigt die Ergebnisse der Regressionsanalyse mit zwei zusätzlichen Faktoren, die aus den endogenen Marktdaten (hier aus dem aufbereiteten Orderbuch) abgeleitet wurden. Dazu wurde der durchschnittliche *Ask Preis eines Börsentages* ($SF_{AVGDailyAsk}$) und der durchschnittliche *Bid Preis eines Börsentages* ($SF_{AVGDailyBid}$) als zusätzliche Faktoren ergänzt.¹⁰³⁷ Die dafür notwendige Regressionsgleichung baut auf Formel 6.5 auf und hat folgende Form:

$$(6.6) \quad R_{T_{hw}} = \alpha_{T_{hw}} + \dots + \sum (\beta_{AVGDailyBid} SF_{AVGDailyBid}) + \sum (\beta_{AVGDailyAsk} SF_{AVGDailyAsk}) + \epsilon$$

¹⁰³⁷ Für eine Erklärung des Bid und Ask im Orderbuch siehe Abschnitt 2.1.3.2.2, S. 54, dieser Arbeit.

	Komplexe Strategie (d01b4)				Einfache Strategie (Buy-Hold)			
	JAVA komplex	GOOG komplex	MSFT komplex	Mittelwert	JAVA einfach	GOOG einfach	MSFT einfach	Mittelwert
$R^2_{\text{adjustiert}}$	-0,058	0,108	0,289	0,113	0,383	0,515	0,705	0,534
α	-0,024 (0,036***)	-0,004 (0,000***)	-0,003 (0,000***)	-0,010 (0,012***)	0,005 (0,344)	0,002 (0,420)	-0,001 (0,461)	0,002 (0,408)
$\beta_{\text{Nasdaq100}}$	-0,018 (0,867)	0,039 (0,685)	0,082 (0,332)	0,034 (0,628)	0,628 (0,000***)	0,717 (0,000***)	0,861 (0,000***)	0,735 (0,000***)
β_{SCLC}	0,002 (0,982)	-0,162 (0,090)	-0,182 (0,033)	-0,007 (0,368)	0,035 (0,668)	0,097 (0,170)	-0,086 (0,116)	0,015 (0,318)
β_{10Year}	-0,041 (0,700)	-0,001 (0,992)	-0,021 (0,800)	-0,021 (0,831)	-0,011 (0,890)	-0,028 (0,688)	-0,038 (0,481)	-0,026 (0,686)
β_{Moody}	-0,006 (0,953)	-0,102 (0,273)	-0,183 (0,031)	-0,097 (0,419)	0,040 (0,615)	0,039 (0,569)	-0,023 (0,668)	0,019 (0,617)
$\beta_{\text{AvgDailyAsk}}$	-0,029 (0,782)	-0,098 (0,383)	0,051 (0,886)	-0,025 (0,684)	0,114 (0,154)	0,048 (0,566)	0,246 (0,282)	0,136 (0,334)
$\beta_{\text{AvgDailyBid}}$	-0,025 (0,817)	-0,301 (0,009***)	-0,572 (0,109)	-0,299 (0,312)	0,012 (0,879)	-0,015 (0,860)	-0,269 (0,241)	-0,091 (0,660)

Tabelle 29: Style-Analyse der simulierten Renditen mit zusätzlichen Regressionsfaktoren $SF_{\text{AVGDailyBid}}$ (durchschnittlicher Bid der Level1 Quotierung im Orderbuch pro Tag) und äquivalent $SF_{\text{AVGDailyAsk}}$ für die Quotierung des Ask.

Durch Einbeziehung der zwei zusätzlichen Faktoren konnte R^2 bei der komplexen Strategie für GOOG auf 0,108 und für MSFT auf 0,289 gesteigert werden. Das heißt, der Anteil statistischer Fehler im Modell ist für diese beiden Aktien geringer als in der ersten Analyse. Das R^2 von JAVA verschlechterte sich jedoch durch die Einbeziehung der zwei neuen Regressionsfaktoren und sank auf -0,058. Das heißt für diese Aktie erhöhte sich der Anteil der statistischen Fehler im Modell. Der Mittelwert von R^2 bei den einfachen Strategien liegt bei 0,534 und ist damit immer noch deutlich höher als bei den komplexen Strategien. Die Einbeziehung der zusätzlichen Regressionsfaktoren hat nur einen sehr marginalen Einfluss auf das R^2 der einfachen Strategie.

Die zweite Beobachtung in dieser Regressionsanalyse ist, dass die $\beta_{Nasdaq100}$ bei der einfachen Strategie weiterhin hohe Werte mit deutlich signifikanten Niveaus aufweisen. Die Faktorladungen reichen von 0,628 für JAVA, 0,717 für GOOG bis zu 0,861 für MSFT. Alle drei Faktorladungen sind hoch signifikant mit $p_{Sig}=0,000$. Das heißt, die einfache Strategie hat keine hohe Intelligenz und bildet nur den Marktindex mit marginalen Abweichungen ab. Die Abweichungen zwischen Marktindex und Strategie-Rendite erklären sich aus der Vermeidung von Overnight Risk.¹⁰³⁸ Bei der einfachen Strategie sind außer $\beta_{Nasdaq100}$ auch keine weiteren Regressoren signifikant, die einen Einfluss auf die Rendite ausüben könnten.

Die dritte Beobachtung dieser Regressionsanalyse betrifft die Signifikanzniveaus von α bei der komplexen Strategie. Alpha ist bei allen drei Aktien GOOG ($p_{Sig}=0,000$), JAVA ($p_{Sig}=0,036$) und MSFT ($p_{Sig}=0,000$) signifikant und liegt unterhalb der 5% Grenze. Im Vergleich dazu liegt der Mittelwert der Signifikanzniveaus von α bei den einfachen Strategien bei 0,408 und ist für alle drei Aktien nicht signifikant. Diese Beobachtung ist ein Beweis dafür, dass die hoch-signifikanten α 's der komplexen Strategie bei den Aktien GOOG und MSFT nicht das Ergebnis eines schlechten statistischen Modells sind, sondern dass die α 's auch bei höheren R^2 eine Signifikanz aufweisen. Daraus kann man schließen, dass die α 's bei der komplexen Strategie eine zentrale Rolle spielen. Bei der einfachen Strategie sind sie für die Erklärung der Renditen unwichtig.

Die vierte Beobachtung dieser Regressionsanalyse besteht darin, dass einige der Faktorladungen bei den komplexen Strategien signifikant sind, andere hingegen nicht. Hier lässt sich kein eindeutiges Muster erkennen,

1038 So wird bei der einfachen Strategie zum Eröffnungskurs gekauft und zum Schlusskurs des gleichen Tages verkauft. Die Rendite des Marktindex wird hingegen nur auf Basis der Schlusskurse des vorherigen Tages berechnet, so dass sich Kursschwankungen zwischen Schlusskurs des vorherigen Tages und Eröffnungskurs des nächsten Tages ergeben.

dass bei allen drei Aktien der komplexen Strategie identisch ist. Bei der Aktie GOOG ist die Faktorladung $\beta_{AvgDailyBid} = -0,301$ hochsignifikant. Dies könnte bedeuten, dass der neue Marktfaktor $SF_{AVGDailyBid}$ das Regressionsmodell bei dieser Aktie und dieser Strategie besonders gut erklärt und der durchschnittliche tägliche Geldkurs im Orderbuch in Verbindung mit der Tempelhofe-Software steht. Bei der Aktie MSFT hingegen sind nur die Faktorladungen β_{Moody} (Wert: -0,183) und β_{SCLC} (Wert: -0,182) signifikant. Diese Beobachtung könnte bedeuten, dass die zwei von FUNG UND HSIEH vorgeschlagenen Marktfaktoren SF_{Moody} und SF_{SCLC} , besonders gut, zu dieser Aktie und dieser Strategie passen.¹⁰³⁹ Bei der Aktie JAVA besitzt aber keiner dieser drei *Style*-Faktoren eine Erklärungskraft für das Regressionsmodell. Bedenkt man den niedrigen Wert für die Schiefe und den extrem hohen Wert für die Kurtosis bei JAVA, könnte dies darauf hindeuten, dass die komplexe Strategie für diese Aktie ungeeignet war. Allgemein muss man feststellen, dass die komplexen Strategien sehr individuell sind, weil sie immer Sensibilitäten zu unterschiedlichen Marktfaktoren aufweisen. Eine komplexe Strategie lässt sich, unter Umständen, nicht einfach von einer Aktie auf eine andere übertragen. Aussagen über die im Hintergrund ablaufenden Transaktionsprozesse, lassen sich auf Basis der Faktorladungen nicht machen.

6.3.3.4 Einbeziehung des Volumens als Regressor

Wie man Abschnitt 6.2.4.3, S. 272 entnehmen kann, basiert der Algorithmus der komplexen Strategie alleine auf der Auswertung von Volumen-Informationen aus dem Orderbuch. Mit Kenntnis dieser Information lässt sich die Hypothese ableiten, dass sich die Renditen der komplexen Strategie besonders gut durch die Beobachtung des Orderbuch-Volumens, getrennt nach Bid und Ask erklären lassen. Die Volumina stellen die einzige Datenbasis dar, aus denen hier die Kauf- und Verkaufsempfehlungen

1039 Siehe Fung, Hsieh (2004a).

abgeleitet werden. Daher sollte eine Korrelation zwischen Volumendaten und Rendite vorhanden sein. Um diese Hypothese zu überprüfen, wird im Folgenden das Volumen als zusätzlicher Regressionsfaktor in die Regressionsgleichung einbezogen. Wenn die Hypothese zutrifft, müssten die R^2 der komplexen Strategie besonders hohe Werte aufweisen und die Faktorladungen des Volumens signifikant sein. Die dafür notwendige Regressionsgleichung baut wiederum auf Gleichung 6.5 auf und hat folgende Form. Die beiden Regressionsfaktoren ($SF_{\text{VolumenBid}}$ und $SF_{\text{VolumenAsk}}$) wurden aus dem kumulierten Ordervolumens getrennt nach Bid-Seite und Ask-Seite des Orderbuches abgeleitet.

$$(6.7) \quad R_{\text{Thv}} = \alpha_{\text{Thv}} + \dots + \sum(\beta_{\text{VolumenBid}} SF_{\text{VolumenBid}}) + \sum(\beta_{\text{VolumenAsk}} SF_{\text{VolumenAsk}}) + \epsilon$$

	Komplexe Strategie (d01b4)				Einfache Strategie			
	JAVA komplex	GOOG komplex	MSFT komplex	Mittelwert	JAVA einfach	GOOG einfach	MSFT einfach	Mittelwert
$R^2_{\text{adjustiert}}$	-0,049	-0,023	0,099	0,009	0,391	0,536	0,730	0,552
α	-0,003 (0,063**)	-0,003 (0,000***)	-0,002 (0,000***)	-0,003 (0,021***)	0,0142 (0,066)	0,003 (0,406)	-0,004 (0,178)	0,004 (0,217)
$\beta_{\text{Nasdaq100}}$	-0,021 (0,873)	-0,033 (0,745)	0,057 (0,550)	0,001 (0,723)	0,654 (0,000***)	0,722 (0,000)	0,878 (0,000***)	0,751 (0,000***)
β_{SCLC}	-0,015 (0,880)	-0,105 (0,291)	-0,113 (0,231)	-0,078 (0,467)	0,013 (0,870)	0,087 (0,193)	-0,089 (0,086)	0,004 (0,383)
$\beta_{\text{TenYearBond}}$	-0,010 (0,921)	-0,011 (0,913)	-0,046 (0,632)	-0,022 (0,822)	-0,043 (0,595)	-0,029 (0,671)	-0,020 (0,696)	-0,031 (0,775)
β_{MoodyAaa}	-0,008 (0,934)	-0,114 (0,263)	-0,157 (0,093)	-0,093 (0,430)	0,057 (0,456)	0,027 (0,699)	-0,025 (0,627)	0,020 (0,594)
$SF_{\text{VolumenAsk}}$	0,014 (0,958)	-0,238 (0,723)	-0,465 (0,362)	0,230 (0,681)	-0,131 (0,520)	-0,865 (0,058)	-0,564 (0,045)	-0,520 (0,208)
$SF_{\text{VolumenBid}}$	0,065 (0,807)	0,146 (0,827)	-0,160 (0,754)	0,158 (0,796)	0,021 (0,917)	0,842 (0,064)	0,609 (0,032)	0,491 (0,338)

Tabelle 30: Regressionsanalyse mit Volumen als Regressionsfaktor

Tabelle 30, S. 309, zeigt die Ergebnisse dieser Regressionsanalyse mit den zwei neuen Regressionsfaktoren. Dabei lassen sich vier Beobachtungen machen.

Erstens zeigen die R^2 der komplexen Strategie wieder nur geringe Werte. Das Bestimmtheitsmaß von JAVA beträgt nur -0,049 und von GOOG nur -0,023. Bei MSFT fällt R^2 mit 0,099 zwar höher aus als in Tabelle 28, S. 300, ist aber immer noch niedriger als in Tabelle 29, S. 306. Die relativ schwachen R^2 der komplexen Strategie widerlegen die Hypothese, dass eine Korrelation zwischen Volumendaten und Renditen besteht. Im Gegenteil, die Modellgüte scheint sich durch die zwei neuen Regressoren sogar zu verschlechtern. Das R^2 der einfachen Strategie wird durch die zwei neuen Regressionsfaktoren praktisch gar nicht beeinflusst und beträgt im Mittelwert 0,552.

Zweitens zeigen die α 's der komplexen Strategie für GOOG (α : -0,003) und MSFT (α : -0,002) signifikante Werte. JAVA verfehlte das Signifikanz-Niveau knapp (α : -0,003). Betrachtet man gleichzeitig das geringe R^2 der Regressionen, so wird klar, dass die Signifikanzniveaus der α 's bei der komplexen Strategie durch das schlechte Regressionsmodell zu Stande kommen. Würde man diese Feststellung generalisieren, müssten auch die α 's in Tabelle 28, S. 300, durch die schlechten R^2 zu Stande kommen. Die Ergebnisse von Tabelle 29, S. 306, zeigen jedoch, dass bei einer hohen Modellgüte signifikante α 's vorliegen.

Drittens zeigen weder die Faktorladungen $\beta_{\text{VolumenBid}}$ noch $\beta_{\text{VolumenAsk}}$ signifikante Werte bei der komplexen Strategie. Das heißt, es besteht kein signifikanter Zusammenhang zwischen Volumendaten und simulierten Renditen. Dieses Ergebnis ist erstaunlich, weil der komplexe Algorithmus (siehe Abschnitt 6.2.4.3, S. 272) ausschließlich auf Volumendaten von Geld- bzw. Briefkursen basiert und keinerlei Preisdaten auswertet. Diese Ergebnisse zeigen, dass, auch wenn man das Innere eines Algorithmus kennt (die Funktion einer Black Box bekannt ist), keine nachweisbare, signifikante Beziehung zwischen den Renditen (hier von der

Tempelhive-Software) und der Datenbasis (dem kumulierten Ordervolumen von Bid und Ask) existieren muss. Umso ungewöhnlicher sind die Ergebnisse von Tabelle 29, S. 306, zu interpretieren. Denn dort wiesen die Regressionsanalysen unter Einbeziehung von Preisdaten (in Form der Style-Faktoren $SF_{AVGDailyAsk}$ und $SF_{AVGDailyBid}$) relativ hohe R^2 auf, obwohl der Algorithmus überhaupt keine Preisdaten auswertet (!). Dies verrät viel über die Funktionsweise der Algorithmen bei der komplexen Strategie. Und zwar ist der komplexe Algorithmus in der Lage, alleine auf Basis von Volumendaten eine Prognose über Preisdaten zu machen. Ein völlig anderes Bild ergibt sich bei den einfachen Strategien. Bei der Aktie MSFT sind die Faktorladungen der Style-Faktoren $SF_{VolumenBid}$ (Wert: 0,609) und $SF_{VolumenAsk}$ (Wert: -0,564) signifikant und liegen unter dem 5% Niveau. Die beiden Style-Faktoren könnten auch bei GOOG einen Einfluss ausüben, weil die Faktorladungen der beiden Style-Faktoren das geforderte Signifikanz-Niveau nur marginal überschritten. Dies bedeutet, dass die Renditen der einfachen Strategie bei MSFT und GOOG durch das kumulierte Ordervolumen aller Geldkurse positiv und durch das kumulierte Ordervolumen aller Briefkurse negativ beeinflusst wurden. Dies könnte bedeuten, dass, bei den Aktien MSFT und GOOG, ein Zusammenhang zwischen dem kumulierten täglichen Ordervolumen und den Eröffnungs- (*Open*) und Schlusskursen (*Close*) besteht, auf die sich die einfachen Strategien stützen (siehe *OHLC*-Daten). Bei JAVA scheint dieser Zusammenhang zwischen kumuliertem Ordervolumen und *OHLC*-Daten nicht gegeben zu sein. Das könnte wiederum die schlechte Performance der komplexen Strategie bei dieser bestimmten Aktie erklären.¹⁰⁴⁰ Die komplexe Strategie scheint nur bei den Aktien MSFT und GOOG zu relativ guten Ergebnissen zu führen.

1040 Wie in Abschnitt 6.2.4.3, S. 272, dargestellt wurde verfolgt der Algorithmus bei der komplexen Strategie die Annahme, dass ein Zusammenhang zwischen Volumendaten und Börsenkursen existiert. Diese Annahme scheint bei JAVA nicht gegeben zu sein, so dass auch der Algorithmus nicht funktioniert und zu schlechten Renditen führt.

Die vierte Beobachtung bezieht sich wiederum auf $\beta_{Nasdaq100}$ bei der einfachen Strategie. Die Faktorladungen liegen bei 0,654 für JAVA, 0,878 für GOOG und 0,722 für MSFT und sind alle drei hochsignifikant mit $p=0,000$. Die Ergebnisse bestätigen die Resultate der vorherigen Analysen, dass diese Strategie nur den Marktindex ohne jegliche Intelligenz abbildet.

6.3.3.5 Ableitung von neuen Regressionsfaktoren

Die vergangenen Abschnitte 6.3.3.2, 6.3.3.3 und 6.3.3.4 dienten der Suche nach einem geeigneten Multifaktorenmodell, mit einem hohen R^2 , um sichere Aussagen über Algorithmic Trading machen zu können. In Abschnitt 6.3.3.2 wurden dazu zuerst die unabhängigen Faktoren aus dem Sieben-Faktor-Modell von FUNG UND HSIEH angewendet.¹⁰⁴¹ Die Bestimmtheitsmaße dieser Regressionen fielen außergewöhnlich niedrig aus, so dass die Modelle keine hohe Erklärungskraft besaßen und keine zuverlässigen Aussagen über Algorithmic Trading möglich waren. In Abschnitt 6.3.3.3 wurden zusätzlich die durchschnittlichen Kurse von Bid und Ask aus dem Orderbuch als Regressionsfaktoren eingesetzt. Die Bestimmtheitsmaße dieser Regressionen fielen für die Aktien GOOG und MSFT relativ hoch aus. Das heißt, in diesen Regressionen konnte man mit relativer Sicherheit Aussagen über Algorithmic Trading machen. In Abschnitt 6.3.3.4 wurden schließlich die Volumendaten aus dem Orderbuch einbezogen. Diese Regressionen führten wiederum nur zu geringen Bestimmtheitsmaßen, welche die Interpretation des Modells erschwerten. Welche Aussagen über Algorithmic Trading möglich waren, ergibt sich aus dem Gesamtbild aller drei Regressionen und wird im folgenden Abschnitt erläutert.

1041 Siehe Fung, Hsieh (2004a).

Zukünftige Analysen könnten eine Reihe neuer Regressionsfaktoren aus exogenen oder endogenen Marktdaten ableiten, um damit die Transaktionsprozesse des Algorithmic Trading noch besser zu verstehen. Eine erste Erweiterungsmöglichkeit wäre z.B., die Autokorrelation von Geld oder Briefkursen als Regressionsfaktoren einzubeziehen.¹⁰⁴² Eine zweite Möglichkeit besteht darin, die statistischen Eigenschaften der Markttrenditen (z.B. Schiefe, Kurtosis, Heteroskedastizität) in die *Style*-Analyse einzubeziehen.¹⁰⁴³ Eine dritte Möglichkeit wäre, das Handelsvolumen einer Aktie (z.B. den Anteil von *ATP*-Transaktionen am gesamten Handelsumsatz) als *Style*-Faktor heranzuziehen.¹⁰⁴⁴

6.3.3.6 Zentrale Rolle von Alpha

Die Gesamtbetrachtung aller drei Regressionsanalysen in den Abschnitten 6.3.3.2, 6.3.3.3 und 6.3.3.4 zeigt, dass α in allen Faktoren-Analysen eine zentrale Rolle einnimmt.

Erstens ist der konstante Parameter α ein Ausdruck für statistische Ungenauigkeit bei der Formulierung des Regressionsmodells. Die Auswahl falscher *Style*-Faktoren (SF_k) führte immer zu einer schlechten Modell-

1042 Autokorrelation ist ein Zeichen für Bewertungsfehler bei der Bestimmung des Nettoinventarwerts eines Fonds, die sich auf verzögerte Preise (Stale Prices o.ä.) beziehen. Siehe auch Gomolka (2007). Ein signifikantes β_k für den *Style*-Faktor der Autokorrelation würde aber nur Bewertungsfehler (z.B. Slippage) aufzeigen, die sich in der Autokorrelation ausdrücken, aber keine Hinweise auf Algorithmic Trading enthalten.

1043 Ein signifikantes β_k würde hier aber nur bedeuten, dass sich die dynamischen Rendite-Verteilungen eines Marktindex, in den Fondsrenditen widerspiegeln. Auch dies wäre kein expliziter Hinweis auf Algorithmic Trading.

1044 Ein signifikant, positives (negatives) β_k würde hier nur bedeuten, dass die Rendite mit zunehmenden Handelsvolumen ansteigt (oder fällt). Eine signifikant positive Faktorladung wäre auch ein Zeichen dafür, dass die Orders als *ATP*-Transaktionen und nicht manuell durchgeführt wurden. Die Faktorladungen würden aber keine Aussagen über die Transaktionsprozesse in der Informationsphase machen können.

güte, so dass die Regressionsmodelle mit unpassenden *Style*-Faktoren nur geringe R^2 aufwiesen. Der erklärbare Teil der Varianz, der nicht auf die Marktrisikofaktoren entfiel, wurde dann als Konstante interpretiert. Dies lässt sich z.B. in den Abschnitten 6.3.3.2.2 (siehe Tabelle 28, S. 300) und 6.3.3.4 (siehe Tabelle 30, S. 309) beobachten.

Zweitens zeigt der konstante Parameter α deutliche Unterschiede beim Signifikanz-Niveau. Immer dann, wenn das Regressionsmodell relativ hohe R^2 aufwies, und die passenden *Style*-Faktoren ausgewählt wurden, wies auch das α der komplexen Strategie eine Signifikanz auf (siehe Tabelle 29, S. 306). In der Kontrollgruppe (*ohne Algorithmic Trading Software*) gab es hingegen keine Hinweise auf Signifikanz. Diese kann z.B. in Abschnitt 6.3.3.3 beobachtet werden. Aber auch in den Abschnitten 6.3.3.2 und 6.3.3.4. Die Signifikanz von α steht also in enger Verbindung mit dem Einsatz der Tempelhove-Software. Diesen Zusammenhang könnte man beispielsweise so interpretieren, dass die Realisierung komplexer Strategien (*mit Algorithmic Trading*) mehr Management-Erfahrung erfordert, als bei einfachen Strategien (*ohne Algorithmic Trading*). Unter der Management-Erfahrung würde man hier die Erfahrung von Wissenschaftlern und Programmierern verstehen, welche die Tempelhove-Software programmiert haben. *Folgt man dieser inhaltlichen Interpretation würde die absolute Höhe von α zwar keine Aussagen über den Einsatz von Algorithmic Trading Software machen, aber das Signifikanz-Niveau von α könnte in Verbindung mit der Management-Erfahrung stehen, die in die Programmierung einer solchen Software eingeflossen ist.*

Drittens könnte man argumentieren, dass die Signifikanz von α in dieser Analyse nur dadurch zu Stande gekommen war, dass die Tempelhove-Software mehrere Transaktionen pro Tag erlaubte, während bei den einfachen Strategien nur zwei Transaktionen pro Tag möglich waren. Dies könnte bei den komplexen Strategien zu geringeren, relativ konstanten

Renditen geführt haben, die sich im Signifikanzniveau von α widerspiegeln, während die einfachen Strategien die hohe Schwankungen der Aktien im Tagesverlauf antizipierten.

6.3.4 Zusammenfassung des Vergleiches

Ziel der Forschungsfrage war es, festzustellen, ob man aus der Analyse von (Fonds-)Renditen, Aussagen über Algorithmic Trading machen kann. Im letzten Kapitel wurde dazu eine komplexe Strategie untersucht, bei der beide Seiten, *Fondsrenditen* und *Algorithmic Trading Software*, bekannt waren. Als Kontrollgruppe wurde eine einfache Strategie – ohne jegliche Intelligenz – verwendet. Als Vergleichsmethode diente die *Style-Analyse* von FUNG UND HSIEH.¹⁰⁴⁵

Der Vergleich beider Strategien zeigt, dass man Algorithmic Trading dem α im Multifaktorenmodell zuordnen kann. Durch diese Zuordnung werden weitere Aussagen über Algorithmic Trading im Kontext der *Style-Analyse* möglich. Die konstante Variable α wird in der Hedgefonds-Literatur benutzt, um Aussagen über die Erfahrung von Fondsmanagern zu machen.¹⁰⁴⁶ Sie dient zur Berechnung der Überrenditen, die nicht durch andere *Style*-Faktoren erklärt werden können. Bei der komplexen Strategie war hier aber kein Fondsmanager beteiligt, so dass die Eigenschaften von α auf die hier verwendete Algorithmic Trading Software übertragen werden können. In der Gruppe der Algorithmic Trading Strategien war α fast immer signifikant und zeigte deutliche Unterschiede in der Signifikanz zur Kontrollgruppe. In der Kontrollgruppe waren nur die β_k relevant. Welcher Anteil von α allerdings auf menschliche Erfahrungen (z.B. in der Softwareprogrammierung) und welcher Anteil auf die Software (z.B. durch die Präzision mechanischer Handelsregeln) zurückzuführen ist, lässt sich mit Hilfe der *Style-Analyse* nicht feststellen.

1045 Siehe Fung, Hsieh (2004a).

1046 Vgl. z.B. Edwards, Caglayan (2001).

Die Betrachtung der Marktmikrostruktur liefert weiterhin wertvolle Hinweise über das Innere der Software. Durch eine geschickte Auswahl von Marktrisikofaktoren (SF_k) in der *Style*-Analyse, lassen sich die R^2 der Regressionen verbessern. Die Signifikanz der Faktorladungen (β_k) zeigt dann, welche Marktrisikofaktoren den höchsten Einfluss auf die Renditen ausüben und somit auch bei der Bewertung von Marktdaten eine Rolle spielen. Bei den *einfachen* Strategien in dieser Analyse zeigte sich, wie eng die Kursentwicklung an den Nasdaq 100 Index gekoppelt ist. Die Renditen der *komplexen* Strategie waren an aber unterschiedliche Marktfaktoren gekoppelt, aus denen sich kein einheitliches Bild ergab. Das heißt, die *komplexen* Strategien waren alle so individuell, dass ihre Renditen bei jeder Aktie an einen anderen Marktrisikofaktor gebunden waren. Daraus kann man schlussfolgern, dass die *komplexen* Strategien auf die Verteilungen der Renditen einer Aktie angepasst sind und sich nur schwer auf andere übertragen lassen.

Dafür spricht auch, dass sich nur schwer neue, unabhängige Faktoren für die Regressionsmodelle konstruieren lassen, die zu einer komplexen Strategie passen. Denn auf Basis der Renditen ist es fast unmöglich, diejenigen Methoden zu schätzen, die zur Informationsbewertung benutzt werden. Obwohl beispielsweise bekannt war, dass der komplexe Algorithmus auf der Auswertung von Volumendaten basiert, konnte für diesen Regressionsfaktor keine Signifikanz nachgewiesen werden. Hier ist „*Detektiv-Arbeit*“ gefragt, um diejenigen Regressionsfaktoren systematisch zu testen, die eine hohe Signifikanz aufweisen und damit die Erklärungskraft des Gesamtmodells (R^2) verbessern können.

7 Zusammenfassung und Ausblick

7.1 Algorithmic Trading im Multifaktorenmodell

Ausgangspunkt dieser Arbeit war die Forschungsfrage, *ob sich aus der Analyse von (Fonds-)Renditen Aussagen über Algorithmic Trading ziehen lassen*. Das vergangene Kapitel 6 hat gezeigt, dass mit Hilfe der *Style*-Analyse solche Aussagen möglich sind, weil man Algorithmic Trading dem konstanten Faktor (α) im Multifaktorenmodell zuordnen kann (siehe Formel 7.1, S. 317). Es ist also möglich, Aussagen über Algorithmic Trading zu machen, ohne dass nähere Informationen über die Software vorliegen. Die Aussagen sind aber keiner technischen Natur, sondern beziehen sich auf die Handelsstrategien (siehe *Styles*), die mit der Algorithmic Trading Software umgesetzt werden.

$$(7.1) \quad R_t = \underbrace{\alpha + \sum \beta_k SF_{(k,t)}}_{\substack{\text{Management-Erfahrung bzw.} \\ \text{Algorithmic Trading}}} + \epsilon_t$$

Die ersten vier Kapitel dieser Arbeit haben gezeigt, wie die Transaktionsprozesse beim Algorithmic Trading aussehen, und dass sich gezielte Informationen über diese Prozesse nicht mehr aus den Renditen extrahieren lassen. Denn die Renditen stehen am Ende aller Prozesse, und sind erst nach Abschluss aller Transaktionen verfügbar. Kapitel 6 zeigte aber, dass man mit der *Style*-Analyse diese Renditen wieder in interpretierbare Grundbestandteile zerlegen und Hinweise auf die Prozesse darin wiederfinden kann. Denn jeder dieser Grundbestandteile der *Style*-Analyse besitzt auch eine inhaltliche Bedeutung, die sich wie folgt darstellen lässt. Der konstante Parameter α steht für die Fähigkeiten und Erfahrungen der Fondsmanager, die als Konstante in das Fondsmanagement einflie-

ben. Die Faktorladungen β_k zeigen die Korrelation der *Style*-Faktoren SF_k mit den Renditen. Die *Style*-Faktoren können dabei aus beobachtbaren Marktpreisen abgeleitet werden und zeigen an welchen Marktpreisen sich eine Handelsstrategie orientiert. Der Fehlerterm ϵ_t wurde hier zwar nicht betrachtet, könnte aber Hinweise auf die (z.B. operationellen) Risiken geben.

In Abschnitt 5.1.3.2.7, S. 257, wurde dargestellt, dass die Aussagekraft einer Regressionsanalyse (und *Style*-Analyse) durch die Modellgüte einer Regression in R^2 gemessen wird. Eine *Style*-Analyse mit kleinen R^2 hat nur geringe Aussagekraft und könnte Ungenauigkeiten aufweisen, die zu einer fehlerhaften Interpretation aller Faktoren führen. Je besser aber die ausgewählten *Style*-Faktoren, zu einer Handelsstrategie passen, desto höher fällt R^2 aus und desto genauer sind die Aussagen des Gesamtmodells. In dieser Untersuchung konnte eine hinreichende Modellgüte erreicht werden, so dass realistische Aussagen über Algorithmic Trading möglich waren. Diese Aussagen sind aber auf die Renditen beschränkt, die hier mit der Tempelhove-Software erzeugt wurden. Weitere Untersuchungen müssen zeigen, ob sich diese Aussagen auf andere Algorithmic Trading Programme übertragen lassen.

Die Tempelhove-Software führten in der *Style*-Analyse zu bestimmten statistischen Eigenschaften der Renditen, die sich im Signifikanzniveau von α niederschlugen. Dadurch konnte man Algorithmic Trading eindeutig dem konstanten Faktor der Regression zuordnen. Die Signifikanz von α bedeutet gleichzeitig, dass die Renditen der komplexen Strategie relativ „unabhängig“ vom Gesamtmarkt¹⁰⁴⁷ waren. Denn wenn sie abhängig vom Gesamtmarkt wären, hätten sich signifikante und hohe Faktorladungen β_k bei den Marktrisikofaktoren SF_k gezeigt. Wodurch diese

1047 Der Gesamtmarkt wird hier durch die Marktrisikofaktoren repräsentiert, die in der Regressionsanalyse als Regressoren eingesetzt wurden (SF_{Market} , SF_{SCLC} , SF_{Moody} , SF_{10Year}).

Unabhängigkeit im α bei der komplexen Strategie zu Stande kam, darüber lassen sich nur spekulative Angaben machen. Es lassen sich drei mögliche Gründe dafür anführen.

Die erste mögliche Begründung ist, dass die Signifikanz von α in Verbindung mit der Standardabweichung der Renditen stand. Wie Abschnitt 6.2.5, S. 275, zeigte, wiesen die einfachen Strategien eine relativ hohe Standardabweichung auf. Die komplexen Strategien zeigten hingegen nur eine relativ geringe Standardabweichung. Diese könnte daran liegen, die Transaktionen der *Buy-Hold* Strategien auf die Eröffnungs- und Schlusskurse beschränkt waren und dadurch die ganze Volatilität der Aktienkurse während eines Börsentages antizipierten. Die Handelsstrategien der Tempelhofe-Software erlaubten hingegen kurzfristige Halteperioden. Das bedeutet, dass einmal gekaufte Aktien bereits nach wenigen Sekunden, Minuten oder Stunden wieder verkauft werden konnten, wenn der Algorithmus eine solche Empfehlung aussprach. Dadurch waren die Aktien nicht so lange im Depot gehalten und das Portfolio partizipierte nicht so stark an der Entwicklung des Gesamtmarktes bzw. der Kursentwicklung der gehandelten Aktie. Kursverluste wurden mit der komplexen Strategie dadurch nicht so stark antizipiert, Kursgewinne jedoch auch nicht. Die Signifikanz von α zeigt also nur, dass die Verteilung der Renditen der komplexen Strategie, signifikant unabhängig von den Kursschwankungen in der gehandelten Aktie war. Dies beweist, dass die Handelsstrategien der Tempelhofe-Software marktunabhängige Renditen verfolgen.

Eine zweite mögliche Begründung ist, dass die Signifikanz von α auf einen bestimmten konstanten (z.B. technischen) Einfluss in den Renditen der komplexen Strategie hinweist. Der konstante Parameter wird in der *Style*-Analyse immer als Management-Fähigkeit und Erfahrung des Fondsmanagers interpretiert. Genauso gut könnten sich im konstanten Faktor der *Style*-Analyse technische Systeme ausdrücken, die den Fondsmanager bei seiner Arbeit unterstützen. Wie die Kapitel 3 und 4 zeigten, dienen Softwareprogramme beim *Buy-Side* Algorithmic Trading der

Entscheidungsunterstützung und übernehmen beim *Sell-Side* Algorithmic Trading die Funktion der Transaktionsunterstützung. Beide Arten des Algorithmic Trading könnten sich also in α wiederfinden. Diese Interpretation wäre konsistent mit der Interpretation von α als *Management Skill*.

Die dritte Begründung für die Signifikanz von α liegt darin, dass sich die Komplexität einer Handelsstrategie im konstanten Faktor der Regression niederschlägt. In dieser Untersuchung bestand die Handelsstrategie der Tempelhove-Software aus einem komplexen Algorithmus zur Auswertung von Volumendaten. Die einfache Strategie zeigte hingegen keine Intelligenz. Es könnte also sein, dass sich die Komplexität einer Handelsstrategie im α der Multifaktorenregression niederschlägt.

7.2 Fazit und Ausblick

In den Kapiteln 1 bis 4 wurden schrittweise die Transaktionsprozesse von Algorithmic Trading nachgezeichnet an deren Ende Transaktionen stehen. Die (Fonds-)Renditen sind das Ergebnis vieler solcher Transaktionen, die in einem Portfolio vorgenommen werden. Wie Kapitel 4 zeigte, lassen sich in den Transaktionsprozessen keine gemeinsamen Eigenschaften feststellen, die man in den Renditen wiederfinden könnte. Es wurden jedoch starke Hinweise darauf gefunden, dass die Transaktionsprozesse, die beim Algorithmic Trading ablaufen, *komplexer* Natur sind. Die *Komplexität* der Transaktionsprozesse war hier der einzige Ansatzpunkt, um in den Renditen von Hedgefonds nach Hinweisen von Algorithmic Trading zu suchen. Wie Kapitel 5 zeigte, sind die existierenden Hedgefonds-Datenbanken als Quelle dieser Renditen aber ungeeignet, weil die Zuordnung von Algorithmic Trading in Hedgefonds-Kategorien fehlerhaft ist. In Kapitel 6 wurden deshalb die Renditen mit Hilfe einer Algorithmic Trading Software simuliert und mit der *Style*-Analyse mit einer einfachen Strategie (*ohne Algorithmic Trading*) verglichen. Hier zeigt

ten sich deutliche Abweichungen im Signifikanzniveau von α , für die man unterschiedliche Begründungen anführen kann. Diese Beobachtung ist aber auf die *Style*-Analyse mit den vorliegenden Renditen beschränkt. Weitere Arbeiten müssen prüfen, ob sich diese Ergebnisse in einem größeren Rahmen, auch für andere Strategien und andere Algorithmic Trading Software bestätigen lassen.

Der *Nutzen* dieser Analyse besteht darin, dass man Algorithmic Trading erstmals im Multifaktorenmodell der *Style*-Analyse lokalisieren kann.¹⁰⁴⁸ Weitere Untersuchungen (z.B. von Hedgefonds-Renditen) können nun darauf aufbauen und die Quellen des α untersuchen, um festzustellen, welcher Anteil von α auf menschliche Management-Fähigkeiten, auf Glück, auf den Einsatz von Algorithmic Trading Software oder auf eine Kombination davon zurückgeführt werden kann.

Mit der Beobachtung von signifikanten α 's lässt sich nicht abschließend beweisen, ob (z.B. ein Hedgefonds) Algorithmic Trading Software einsetzt oder nicht. Aber wie Kapitel 4 zeigte, gibt es auf diese Frage auch keine Ja/Nein-Antwort, weil der Übergang zwischen menschlichem Fondsmanagement und vollautomatischer Algorithmic Trading Software fließend ist. Das Paradigma der Software-Agenten bietet eine Hilfestellung, um die vielen unterschiedlichen Konzepte zur Beschreibung von Algorithmic Trading Software in einer funktionalen Übersicht zusammenzufassen (siehe Abschnitt 4.3.2, S. 190). Es ist jedoch noch nicht abschließend geklärt, ob die Softwareprogramme, die beim Algorithmic Trading eingesetzt werden, tatsächlich autonome Agenten sind oder ob

1048 Bisher war beispielsweise unklar, ob Algorithmic Trading eine selbstständige Klasse von Strategien (ein *Investment-Style*) ist, der man ein individuelles Set aus Marktrisikofaktoren (SF_k) zuordnen kann, oder ob dahinter ein technisches System steht, das den Fondsmanager bei seiner Arbeit unterstützt oder ersetzt. Diese Arbeit hat gezeigt, dass man Algorithmic Trading nicht durch eine lineare Kombination der *Style*-Faktoren nachbilden kann, sondern dass man es dem konstanten α der Regression zuordnen muss. Algorithmic Trading übt einen konstanten, kontinuierlichen Einfluss auf die Renditen aus.

dahinter nur befehlsausführende Softwareprogramme stehen. Denn selbst beim angeblich vollständig automatischen Hochfrequenzhandel sind Menschen beteiligt, die ihre Fachkenntnisse und Erfahrungen in die Programmierung der Software einbringen.

Die Erkenntnisse dieser Arbeit weisen abschließend darauf hin, dass man die Erforschung von Algorithmic Trading in die Erforschung komplexer Systeme und nichtlinearer Prozesse einordnen muss. Denn es ist, auch bei vollständiger Kenntnis aller Umweltbedingungen, Software-Programme und Marktdaten, nicht voraussahbar, auf welche Art und Weise eine Algorithmic Trading Software auf Änderungen von Marktdaten reagieren wird. Die Erforschung komplexer Systeme ist sehr anspruchsvoll, weil sie eine interdisziplinäre Herangehensweise erfordert. Wissenschaftler sollten das Thema Algorithmic Trading daher mit Vorsicht behandeln. Zukünftige Analysen des Algorithmic Trading sollten sich auf zwei Bereiche konzentrieren: Erstens müssen die Prozesse innerhalb von Algorithmic Trading Software weiter modelliert werden. Zweitens müssen die Beziehungen zwischen Algorithmic Trading Software und den Finanzmärkten weiter untersucht werden.

8 Literaturlisten

Journals & Working Papers

- Adams, Brian D. (2007): The Effect of Investor Flows on Hedge Fund Managers Performance and the Decision to Invest. Princeton University. (Princeton Thesis, 11. April 2007).
- Agarwal, Vikas, Naik, Narayan Y. (2000a): Performance Evaluation of Hedge Funds with Option-Based and Buy-and-Hold Strategies. London Business School. (Working Paper HF-003, EFA 0373 FA, August 2000).
- Agarwal, Vikas, Naik, Narayan Y. (2000b): Multi-Period Performance Persistence Analysis of Hedge Funds, In: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 35 (3), September 2000, S. 327-342.
- Agarwal, Vikas, Naik, Narayan Y. (2001): Characterizing Systematic Risk of Hedge Funds: Buy-and-Hold and Option-Based Strategies. London Business School. (Working Paper, 6. Juni 2001).
- Agarwal, Vikas, Daniel, Naveen D., Naik, Narayan Y. (2004): Flows, Performance, and Managerial Incentives in Hedge Funds. Georgia State University, London Business School. (Working Paper, 22. Juli 2004).
- Aldridge, Irene (2009): High-Frequency Trading, A Practical Guide to Algorithmic Strategies and Trading Systems. 1. Auflage, Hoboken NJ: John Wiley & Sons.
- Alexander, Carol (Hrsg.) (2003): Operational risk: regulation, analysis and management. London: Financial Times Prentice Hall.
- Almgren, Robert (2007): Analytic Foundations of Algorithmic Trading. Presentation at Trade Tech 2007. Paris, 27. April 2007.

- Almgren, Robert, Chriss, Neil (2000): Optimal Execution of Portfolio Transactions. Working Paper. Auch erschienen in: Journal of Risk, Vol. 3 (2), S. 5-39.
- Almgren, Robert, Thum, Chee, Hauptmann, Emmanuel, Li, Hong (2005): Equity market impact. In: Risk, Juli 2005, S. 57-62.
- Almgren, Robert, Lorenz, Julian (2006): Adaptive Arrival Price. Bank of America Securities, ETH Zürich. (Working Paper, 27. April 2006).
- Almgren, Robert, Lorenz, Julian (2009): Continuously Adaptive Arrival, Price. ETH Zürich, New York University Courant Institute/Quantitative Brokers. (Working Paper, 30. Juli 2009).
- Álvarez, Marc (2007): Market data explained, a practical guide to global capital markets information. Elsevier World Capital Markets Series. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Amin, Gaurav S., Kat, Harry M. (2001): Hedge Fund Performance 1990 - 2000 – Do the Money Machines really add Value?. ISMA Centre, University of Reading. (Working Paper, 15. Mai 2001).
- Andersen, Torben G. (2000): Some Reflections on Analysis of High-frequency Data. In: Journal of Business and Economic Statistics, Vol. 18 (2), S. 146-153.
- Antweiler, Werner, Frank, Murray Z. (2002): Internet Stock Message Boards and Stock Returns. University of British Columbia, Faculty of Commerce and Business Administration. (Working Paper, 7. November 2002).
- Antweiler, Werner, Frank, Murray Z. (2004): Is All That Talk Just Noise? The Information Content of Internet Stock Message Boards. In: Journal of Finance, Vol. 59 (3), S. 1259-1295.

- Antweiler, Werner, Frank, Murray Z. (2006): Do U.S. Stock Markets Typically Overreact to Corporate News Stories?. University of British Columbia (Sauder School of Business), University of Minnesota (Carlson School of Management). (Working Paper, August 2006).
- Arnold, Tom M., Bertus, Mark, Godbey, Jonathan M. (2007): A Simplified Approach to Understanding the Kalman Filter Technique. University of Richmond (The Robins School of Business), Auburn University, James Madison University. (Working Paper, 21. Dezember 2007).
- Arnuk, Sal (2010): Inside High Frequency Trading, McGraw-Hill Professional Publishing.
- Arnuk, Sal L., Saluzzi, Joseph (2008): Toxic Equity Trading Order Flow on Wall Street - The Real Force Behind the Explosion in Volume and Volatility. Themis Trading LLC. (White Paper, 17. Dezember 2008).
- Avellaneda, Marco, Lee, Jeong-Hyun (2008): Statistical Arbitrage in the U.S. Equities Market. Courant Institute of Mathematical Sciences (New York), Finance Concepts SA RL. (Paris). (Working Paper, 11. Juli 2008).
- Bacmann, Jean-Francois, Jeanneret, Pierre, Scholz, Stefan (2006): Performance, size, and new opportunities in the funds of hedge funds industry. In: Gregoriou, Greg N. (Hrsg.): Funds of Hedge Funds, Performance, Assessment, Diversification and Statistical Properties. Burlington/Oxford: Butterworth Heineman (Quantitative Finance Series).
- Bagnoli, Mark E., Beneish, Messod Daniel, Watts, Susan G. (1999): Whisper Forecasts of Quarterly Earnings per Share. In: Journal of Accounting & Economics, Vol. 28 (1). August 1999, S. 27-50.

- Berk, Jonathan B., Green, Richard C. (2004): Mutual Fund Flows and Performance in Rational Markets. In: *Journal of Political Economy*, Vol. 112 (6), Dezember 2004, S. 1269-1295.
- Berkowitz, Stephen A., Logue, Dennis E., Noser, Eugene A. J. (1988): The total cost of transaction at the NYSE. In: *The Journal of Finance*, Vol. 43 (1), März 1988, S. 97-112.
- Bestmann, Uwe (2007): *Börsen- und Finanzlexikon*. 5. Auflage, München: Deutscher Taschenbuch Verlag (Beck Wirtschaftsberater im dtv).
- Bialkowski, Jędrzej, Darolles, Serge, Le Fol, Gaëlle (2006a): How to reduce the risk of executing VWAP orders? - New approach to modelling intraday volume. Auckland University of Technology, Société Générale Asset Management AI (Center for Research in Economics and Statistics), University of Evry. (Working Paper, 27. November 2006).
- Bialkowski, Jędrzej, Darolles, Serge, Le Fol, Gaëlle (2006b): Improving VWAP Strategies: A dynamical volume approach. Auckland University of Technology, Société Générale Asset Management AI (Center for Research in Economics and Statistics), University of Evry. (Working Paper, Juni 2006).
- Biermann, Harold Jr. (2007): *The Bare Essentials of Investing: Teaching the Horse to Talk*. Singapore: World Scientific Publishing.
- Billingsley, Randall S., Chance, Don M. (1996): Benefits and Limitations of Diversification Among Commodity Trading Advisors. In: *Journal of Portfolio Management*, Vol. 23 (1), S. 65-80.
- Bleser, Sebastian (2004): *Die Absolute Return-Strategie unter dem Einsatz von Hedge Funds als Alternative zur Benchmarkorientierung im Portfolio-Management*. Fachhochschule Münster. (Diplomarbeit).

- Blume, Marshall E. (2007): Competition and Fragmentation in the Equity Markets: The Effects of Regulation NMS. University of Pennsylvania, Wharton School (Rodney L. White Center for Financial Research). (Working Paper No. 02-07).
- Bookstaber, Richard (2003): Hedge Fund Existential. In: Financial Analyst Journal, Vol. 59 (5), September/Oktober 2003, S. 19-23.
- Bouchaud, Jean-Philippe (2000): Power-laws in Economy and Finance: Some Ideas from Physics. AFA 2001 New Orleans. (Meetings Paper, 7. August 2000).
- Boulatov, Alex, George, Thomas J.(2008): Securities Trading when Liquidity Providers are Informed. University of Houston (C. T. Bauer College of Business), AFA 2008 New Orleans. (Meetings Paper, April 2008).
- Bretney, Kevin, Coburn, Zack (2008): High frequency trading with an artificial neural network. (White Paper, 29. November 2008).
- Brock, William, Lakonishok, Josef, Le Baron, Blake (1992): Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns. In: Journal of Finance, Vol. 47 (5), S. 1731- 1763.
- Brown, Brian R. (2010): Chasing the Same Signals: How Black-Box Trading Influences Stock Markets. Singapore: Jon Wiley & Sons.
- Brown, Stephen J., Goetzmann, William N., Ibbotson, Roger G. (1999): Off-shore Hedge Funds: Survival and Performance 1989-1995. In: Journal of Business, Vol. 72 (1), Januar 1999, S. 91-117.
- Brown, Stephen J., Goetzmann, William N. (2003): Hedge Funds With Style – Style Analysis and management are crucial to success. In: Journal of Portfolio Management, Vol. 29 (2), Winter 2003, S. 101-112.

- Brownless, Christian T., Cipollini, Fabrizio, Gallo, Giampiero M. (2009): Intra-daily Volume Modelling and Prediction for Algorithmic Trading. NYU (Stern School of Business), Universität von Florenz. (Working Paper, 13. Juni 2009).
- Brunnermeier, Markus K., Pedersen, Lasse Heje (2005): Predatory Trading. In: *The Journal of Finance*, Vol. 60 (4), August 2005, S. 1825-1863.
- Budimir, Mirosław, Schweickert, Uwe (2007): Benchmarking latency in securities trading – An in Depth View on Trading at Light Speed. 1st Special Focus Symposium on Market Microstructure: From Orders to Prices - Best Execution in the Age of Algo Trading and Event Stream Processing. Zadar, Croatia, 25.-27. Oktober 2007. (Conference Paper, Oktober 2007).
- Burkhard, Hans Dieter (1998): Einführung in die Agententechnologie. In: *Informationstechnik und Technische Informatik*, Vol. 40 (4), S. 6-11.
- Bühl, Achim, Zöfel, Peter (2002): SPSS 11 – Einführung in die moderne Datenanalyse unter Windows. 8. überarbeitete und erweiterte Auflage München: Pearson Studium.
- Cammack, Elizabeth B. (1991): Evidence on bidding strategies and the information contained in Treasury bill auctions. In: *Journal of Political Economy*, Vol. 99 (1), S. 100-130.
- Campbell, John Y., Lo, Andrew W., MacKinlay, Craig A. (1997): *The Econometrics of Financial Markets*. New Jersey: Princeton University Press.
- Canina, Linda, Figlewski, Stephen (1994): Program Trading and Stock Index Arbitrage. Cornell University, New York University (Stern School of Business). (Working Paper, No. FIN-94-023).

- Capobianco, Enrico (2004): Multiscale Analysis of Stock Index Return Volatility. In: Computational Economics, Vol. 23 (3), S. 219-237.
- Capocci, Daniel P. J. (2007): An Analysis of Hedge Fund Strategies. University of Liege. (Ph. D. Thesis).
- Chaboud, Alain, Hjalmarsson, Erik, Vega, Clara, Chiquoine, Ben (2009): Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market. Federal Reserve Board. (FRB International Finance Discussion Paper, No. 980, Oktober 2009).
- Chakrabarty, Bidisha, Tyurin, Konstantin (2008): Market Liquidity, Stock Characteristics and Order Cancellations: The Case of Fleeting Orders. Saint Louis University (John Cook School of Business), ITG Inc.. (Working Paper, 18. März 2008).
- Chakravarty, Sugato, Holden, Craig W. (1995): An integrated model of market and limit orders. In: Journal of Financial Intermediation, Vol. 4 (3), Juli 1995, S. 213- 241.
- Chan, Ernest. P. (2008): Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business. John Wiley & Sons.
- Chan, Kalok, Hameed, Allaudeen, Tong, Wilson H. S. (2000): Profitability of Momentum Strategies in the International Equity Markets. In: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Juni 2000, Vol. 35 (2), S. 153-172.
- Chan, Louis, Jegadeesh, Narasimhan, Lakonishok, Joseph (1996): Momentum strategies. In: Journal of Finance, Vol. 51 (5), S. 1681-1713.
- Chan, Nicholas T., LeBaron, Blake, Lo, Andrew W., Poggio, Thomaso (1999): Agent-Based Models of Financial Markets: A Comparison with Experimental Markets. MIT Sloan School of Management. (Working Paper, Nr. 124, September 1999).

- Chan, Man-Chung, Wong, Chi-Cheong, Lam, Chi-Chung (2000): Financial Time Series Forecasting by Neural Network Using Conjugate Gradient Learning Algorithm and Multiple Linear Regression Weight Initialization. In: Society for Computational Economics (Hrsg.): Computing in Economics and Finance, Vol. 61.
- Chaturverdi, Hari Om (1999): Investment performance of equity shares: a test of Indian market efficiency. Anmol Publications PVT.
- Chen, Jing (2002): Information, Entropy and Evolutionary Finance. University of Northern British Columbia (School of Business). (Working Paper, Oktober 2002).
- Chen, Jing (2004): Generalized Entropy Theory of Information and Market Patterns. In: Corporate Finance Review, Vol. 9 (3), S. 21-32.
- Chiarella, Carl, Iori, Giulia (2002): A simulation analysis of the microstructure of double auction markets. In: Quantitative Finance, Vol. 2 (5), S. 346-353.
- Chiarella, Carl, Iori, Giulia (2004): The impact of heterogenous Trading Rules on the Limit order book and order flows. Sydney University of Technology (Quantitative Finance Research Centre). (Research Paper 152, 11. Juni 2007).
- Chordia, Tarun, Roll, Richard, Subrahmanyam, Avanidhar (2008): Why has trading volume increased?. Emory University, UCLA. (Technical Report, 19. August 2008).
- Coenenberg, Adolf G. (2003): Handelsabschluss und Jahresabschlussanalyse. 19. Auflage, Stuttgart: Schäffer-Poeschel.
- Coenenberg, Adolf G., Schultze, Wolfgang (2002): Unternehmensbewertung: Konzeptionen und Perspektiven. In: Die Betriebswirtschaft, Vol. 62 (6), S. 597-621.

- Coggins, Richard, Lim, Marcus, Lo, Kevin (2004): Algorithmic Trade Execution and Market Impact. In: Proceedings of the First International Workshop on Intelligent Finance (IWIF 1), 13.-14. December 2004, Melbourne, Australia, S. 518-547.
- Cohen, Kalman J., Maier, Steven F., Schwartz, Robert A., Whitcomb, David K. (1981): Transaction costs, order placement strategy and existence of the bid-ask spread. In: The Journal of Political Economy, Vol. 89 (2), S. 287-305.
- Colin, Andrew (2000): A genetic programming-based approach to the generation of foreign-exchange trading models. In: Barnett, William A., Chiarella, Carl, Keen, Steve, Marks, Robert, Schnabl, Hermann (Hrsg.): Commerce, complexity, and evolution: topics in economics, finance, marketing and management, Cambridge: Cambridge University Press.
- Cordero, Jonathan (2010) : Automatisierte Handelssysteme – Eine Analyse der Elektrifizierung des Wertpapierhandels und deren Risiken. Universität Bayreuth. (Bachelorarbeit). Norderstedt: GRIN Verlag.
- Crowley, Patrick M. M. (2005): An Intuitive Guide to Wavelets for Economists. Bank of Finland. (Discussion Paper No. 1/2005, Januar 2005).
- Cushing, David, Madhavan, Ananth (2000): Stock Returns and Institutional Trading at the Close. In: Journal of Financial Markets, Vol. 3 (1), S. 45-67.
- Dacarogna, Michel M., Gencay, Ramazan, Müller, Ulrich A., Olsen, R. B., Pictet, Olivier V. (2001): An Introduction to High-Frequency Finance. London/San Diego: Academic Press.

- Dabous, Feras, Rabhi, Fethi (2008): Information Systems and IT Architectures for Securities Trading. In: Seese, Detlef; Weinhardt, Christof; Schlotmann, Frank (Hrsg.): Handbook on Information Technology in Finance. Berlin-Heidelberg: Springer Verlag, S. 29-49.
- Darolles, Serge, Le Fol, Gaelle (2003): Trading volume and arbitrage. Centre de Recherche en Economie et Statistique (CREST). (CREST Working Paper, Nr. 2003-46, Dezember 2003).
- Das, Sanjiv R., Chen, Mike Y. (2006): Yahoo! for Amazon: Sentiment Extraction from Small Talk on the Web. Santa Clara University, Intel Research. (Working Paper, 5. Januar 2006).
- Dash, Jan W. (2004): Quantitative finance and risk management: a physicist's approach. Singapore: World Scientific Publishing.
- Davies, Ryan J. (2008): MiFID and a Changing Competitive Landscape. Babson College - Finance Division. (Working Paper, 30. Juli 2008).
- Davis, Angela K., Piger, Jeremy M., Sedor, Lisa M. (2008): Beyond the numbers: An analysis of optimistic and pessimistic language in earnings press releases. Federal Reserve Bank of St. Louis. (Working Paper, 22. April 2008).
- Degryse, Hans A., Van Achter, Mark, Wuyts, Gunther (2008): Shedding Light on Dark Liquidity Pools. Tilburg University. (TILEC Discussion Paper No. 2008-039, 18. November 2008).
- Dempster, M. A. H., Jones, C. M. (2001): A realtime adaptive trading and adaptive trading system using genetic programming. In: Quantitative Finance Volume, Vol. 1 (4), April 2001, S. 397-413.
- Demsetz, Harold (1968): The Cost of Transacting. In: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 82 (1), Februar 1968, S. 33-53.

- Derman, Emanuel (2002): Cranks, academics and practitioners. In: RISK, Vol. 15 (9), September 2002, S. 120.
- Derman, Emanuel (2004): My Life as a Quant: Reflections of Physics and Finance. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Deutsche Börse AG (2009a): Jahresbericht 2008. Frankfurt am Main. (erschienen März 2009).
- Dhanjani, Nitesh (2003): Hack-Notes, Linux and UNIX security – Portable Reference. Emeryville: McGraw-Hill.
- Dichev, Ilia D, Janes, Troy D. (2003): Lunar Cycle Effects in Stock Returns. In: Journal of Private Equity, Vol. 6, S. 8-29.
- Domowitz, Ian (1993): Automating the Continuous Double Auction in Practice: Automated Trade Execution Systems in Financial Markets. In: Friedman, Daniel, Rust, John (Hrsg.): The Double Auction Market Institutions, Theories and Evidence. Reading: Addison Wesley, S. 27-60.
- Domowitz, Ian, Finkelshteyn, Ilya, Yegerman, Henry (2008): Cul de Sacs and Highways: An Optical tour of dark pool trading performance. ITG Inc.. (Consulting Paper, April 2008).
- Domowitz, Ian, Yegerman, Henry (2005a): The Cost of Algorithmic Trading – A First Look at Comparative Performance. ITG Inc.. (Working Paper, März 2005).
- Domowitz, Ian, Yegerman, Henry (2005b): Measuring and Interpreting the performance of Broker Algorithms. ITG Inc.. (Research Report, August 2005).
- Eckert, Michael, Bry, Françoise (2009): Aktuelles Schlagwort: Complex Event Processing (CEP). In: Informatik-Spektrum, Vol. 32 (2), S. 163-167.

- Edmonds, Bruce (1999): What is Complexity - The Philosophy of Complexity per se with Application to some Examples in Evolution. In: Heylighen, Francis, Bollen, Johan, Riegler, Alexander (Hrsg.): The Evolution of Complexity – The Violet Book of Einstein meets Magritte. Brüssel: Kluwer Academic Publishers, S. 1- 18.
- Edwards, Franklin R., Caglayan, Mustafa Onur (2001): Hedge Fund Performance and Manager Skill, in: Journal of Futures Markets, Vol. 21 (11), S. 1003-1028.
- Elton, Edwin J., Gruber, Martin J., Brown, Stephen J. Goetzmann, William N. (2003): Modern Portfolio Theory and Investment Analysis. 6. Auflage: John Wiley & Sons.
- Ende, B., Gomber, P., Lutat, M. (2009): Smart Order Routing Technology in the New European Equity Trading Landscape. In: Software Services for e-Business and e-Society, 9th IFIP WG 6.1 Conference, I3E 2009 (Proceedings). Nancy: Springer Verlag.
- Engle, Robert F. (2000): The Econometrics of Ultra High Frequency Data. In: Econometrica, Vol. 68 (1), S. 1-22.
- Engle, Robert F. (2002): New frontiers for ARCH models. In: Journal of Applied Econometrics, Vol. 17 (5), S. 425-446.
- Engle, Robert, Ferstenberg, Robert (2006): Execution Risk. Center for Financial Econometrics. (NBER Working Paper, 27. März 2006).
- Engle, Robert, Ferstenberg, Robert, Russel, Jeffrey (2006): Measuring and Modelling Execution Cost and Risk. NYU, University of Chicago. (NYU Working Paper No. FIN-06-044 April 2006).
- Fabozzi, Frank J. (2009): Institutional Investment Management: Equity and Bond Portfolio Strategies. Hoboken (NJ): Jon Wiley & Sons.

- Fabozzi, Frank J., Drake, Pamela Peterson (2009): Finance – Capital Markets, Financial Management, and Investment Management. New Jersey: Jon Wiley & Sons.
- Fabozzi, Frank J., Focardi, Sergio M., Kolm, Petter N. (2010): Quantitative Equity Investing: Techniques and Strategies. New Jersey: Jon Wiley & Sons.
- Fabozzi, Frank J., Kolm, Petter N., Pachamanova, Dessislava, Focardi, Sergio M. (2007): Robust portfolio optimization and management. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Fabozzi, Frank J., Markowitz, Harry (2002): The Theory and practice of investment management. Hoboken (NJ): Jon Wiley & Sons.
- Fama, Eugene F. (1965): The Behaviour of Stock Market Prices. In: Journal of Business, Vol. 38 (1), S. 34–105.
- Fama, Eugene (1970): Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. In: The Journal of Finance, Vol. 25 (1), März 1970, S. 383-417.
- Fama, Eugene F. (1991): Efficient Capital Markets: II. In: Journal of Finance, Vol. 46 (5), Dezember 1991, S. 1575-1617.
- Fama, Eugene F., French, Kenneth R. (1993): Common risk factors in the returns on stocks and bonds. In: Journal of Financial Economics, Vol. 33 (1), Februar 1993, S. 3-56.
- Farmer, J. Doyne (1999): Physicists attempt to scale the ivory towers of finance. In: Computing in Science & Engineering, Vol. 1 (6), November/Dezember 1999, S. 26-39.
- Finsterbusch, Stephan (2010): Der Algorithmus an der Börse, Hälfte des Handels geschieht ohne Zutun des Menschen. In: Frankfurter Allgemeine Zeitung (FAZ), Nr. 106, Samstag 8. Mai 2010, S. 21.

- Fleuriot, Michel (2008): *Investment Banking Explained – An Insider's Guide to the Industry*. McGraw-Hill.
- Foucault, Thierry, Menkveld, Albert J. (2008): Competition for Order Flow and Smart Order Routing Systems. In: *Journal of Finance*, Vol. 63 (1), Februar 2008, S. 119-159.
- Fortuna, Luigi, Rizzotto, Gianguido, Lavorgna, Mario, Nunnari, Guiseppe, Xibilia, Gabriella, Caponetto, Riccardo (2001): *Soft Computing: new trends and applications*. London/Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Franklin, Stan, Graesser, Art (1997): Is it an Agent, or Just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents. In: Müller, Jörg P., Wooldridge, Michael J., Jennings, Nicholas R. (Hrsg.): *Intelligent Agents III: Agent Theories, Architectures and Languages, ECAI'96 Workshop Proceedings*. Berlin: Springer Verlag, S. 21-35.
- Frino, Alex, Gerace, Dionigi, Lepone, Andrew (2008): Limit Order Book, Anonymity and Market Liquidity: Evidence from the Sydney Futures Exchange. In: *Accounting & Finance*, Vol. 48 (4), Dezember 2008, S. 561-573.
- Fung, William A., Hsieh, David A. (1997), Empirical Characteristics of Dynamic Trading Strategies: The Case of Hedge Funds. In: *Review of Financial Studies*, Vol. 10 (2), S. 275-302.
- Fung, William A., Hsieh, David A. (1999): A primer on hedge funds. In: *Journal of Empirical Finance*, Vol. 6 (3), September 1999, S. 309-331.
- Fung, William, Hsieh, David A. (2000): Performance Characteristics of Hedge Funds and Commodity Funds: Natural vs. Spurious Biases. In: *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 35 (3), September 2000, S. 291-307.

-
- Fung, William, Hsieh, David A. (2001a): Benchmarks of Hedge Fund Performance: Information Content and Measurement Biases. Duke University. (Working Paper, Februar 2001).
- Fung, William, Hsieh, David A. (2001b): The Risk in Hedge Fund Strategies: Theory and Evidence from Trend Followers. In: The Review of Financial Studies, Vol. 14 (2), Juni 2001, S. 313-341.
- Fung, William A., Hsieh, David A. (2002a): Asset-Based Style Factors for Hedge Funds. In: Financial Analysts Journal, Vol. 58 (5), September/Okttober 2002, S. 16-27.
- Fung, William, Hsieh, David A. (2002b): The Risk in Fixed-Income Hedge Fund Styles. In: Journal of Fixed Income, Vol. 12 (2), S. 6-27.
- Fung, William, Hsieh, David (2002c): Hedge Fund Benchmarks: Information Content and Biases. In: Financial Analyst Journal, Vol. 58 (1), Januar/Februar 2002, S. 22-34.
- Fung, William, Hsieh, David A. (2003): The Risks in Hedge Fund Strategies: Alternative Alphas and Alternative Betas. Duke University, London Business School (Working Paper). Auch erschienen in: Jaeger, Lars (Hrsg.): The New Generation of Risk Management for Hedge Funds and Private Equity Funds. London: Euromoney Institutional Investors PLC, S. 72-87.
- Fung, William, Hsieh, David A. (2004a): Hedge Fund Benchmarks: A Risk Based Approach. In: Financial Analysts Journal, Vol. 60 (5), September/Okttober 2004, S. 65-80.
- Fung, William A., Hsieh, David A. (2004b): Extracting Portable Alphas From Equity Long-Short Hedge Funds. In: Journal of Investment Management, Vol. 2 (4), S.1-19.

- Fung, William, Hsieh, David A. (2006a): Hedge Funds: An Industry in Its Adolescence. In: Federal Reserve Bank of Atlanta (Hrsg.): Economic Review, Vol. 91 (4), S. 1-34.
- Fung, William, Hsieh, David A. (2006b): The risk in Hedge Fund Strategies Theory and Evidence from Long/Short Equity Hedge Funds. (Working Paper).
- Fung, William, Hsieh, David A. (2007): Will Hedge Funds Regress Towards Index-Like Products?. In: Journal of Investment Management, Vol. 5 (2), 2. Quartal, 2007, S. 46-65.
- Fung, William, Hsieh, David A., Naik, Narayan Y., Ramadorai, Tarun (2008): Hedge Funds: Performance, Risk and Capital Formation. In: Journal of Finance, Vol. 63 (4), S. 1777-1803.
- Fung, Hung-Gay, Xu, Xiaoqing Eleanor, Yau, Jot (2004): Do Hedge Fund Managers Display Skill?. In: The Journal of Alternative Investments, Vol. 6 (4), S. 22-31.
- Garrison, Sharon H. (1990): The Financial Impact of Corporate Events on Corporate Stakeholders, New York/Wesport/London: Quorum Books.
- Gatev, Evan G., Goetzmann, William, Rouwenhorst, Geert (1999): Pairs Trading: Performance of a Relative Value Arbitrage Rule. Yale School of Management. (NBER Working Papers, No. 7032).
- Géhin, Walter (2006): The Challenge of Hedge Fund Performance Measurement: A Toolbox Rather Than a Pandora's Box. Edhec Business School, Lille-Nice. (Working Paper, November 2006).
- Gerke, Wolfgang, Rapp, Heinz-Werner (1994): Strukturveränderungen im internationalen Börsenwesen. In: Die Betriebswirtschaft, Vol. 54 (1), S. 5-21.

- Getmansky, Mila (2004): The Life Cycle of Hedge Funds: Fund Flows, Size and Performance. MIT Laboratory for Financial Engineering. (Working Paper, 16. Januar).
- Ghysels, Eric (2000): Some Econometric Recipes for High-Frequency Data Cooking. In: Journal of Business and Economic Statistics, Vol. 18 (2), S. 154-163.
- Giraud, Jean-René (2004): Best Execution for buy side firms: A challenging issue, a promising debate, a regulatory challenge. Edhec-Risk. (Consulting Paper, Juni 2004).
- Glosten, L. R. (1994): Is the electronic open limit order book inevitable. In: Journal of Finance, Vol. 49 (4), S. 1127-1161.
- Gomber, Peter (2000): Elektronische Handelssysteme, Innovative Konzepte und Technologien im Wertpapierhandel. Heidelberg: Physica Verlag.
- Gomber, Peter, Lutat, Marco, Schubert, Steffen (2008): Capital Markets in the Gulf: International Access, Electronic Trading, and Regulation. In: Seese, Detlef; Weinhardt, Christof; Schlotmann, Frank (Hrsg.): Handbook on Information Technology in Finance. Berlin/Heidelberg: Springer Verlag, S. 141-165.
- Gomber, Peter, Lutat, Marco, Wraning, Adrian (2008): Flexible VWAP Executions in Electronic Trading. In: Enterprise Applications and Services in the Finance Industry, Lecture Notes in Business Information Processing, Vol. 4 (1), S. 1-14.
- Gomber, Peter, Gsell, Markus (2006): Catching up with technology – The impact of regulatory changes on ECNs/MTFs and the trading venue landscape in Europe. Working Paper. Auch erschienen in: Competition and Regulation in Network Industries, Special Issue on The Future of Alternative Trading Systems and ECNs in Global Financial Markets, Vol. 1 (4), Dezember 2006, S. 535-557.

- Gomber, Peter, Pujol, Gregor (2008): Best execution in electronic banking and brokerage: an analysis of business and technical requirements. In: International Journal of Electronic Banking, Vol. 1 (1), September 2008 , S. 1-15.
- Gomolka, Johannes (2007): Die Zwei Gesichter der Deutschen Fondsbranche: Cut-Off Zeit und Zeitzonenarbitrage. In: Jasny, Ralf (Hrsg.): Frankfurter Schriften zur Banking und Finance, Band 6, Stuttgart/Hannover: IBIDEM Verlag.
- Goodhart, Charles A. E., O'Hara, Maureen (1997): High Frequency Data in Financial Markets: Issues and Applications. In: Journal of Empirical Finance, Vol. 4 (2-3), S. 73-114.
- Gordon, Myron J., Shapiro, Eli (1956): Capital equipment analysis: The required rate of profit. In: Management Science, Vol. 3 (1), Oktober 1956, S. 102-110.
- Gouriéroux, Christian, Jasiak, Joanna, Le Fol, Gaelle (1999): Intra-day market activity. In: Journal of Financial Markets, Vol. 2 (3), August 1999, S. 193-226.
- Graham, Benjamin (1973): The Intelligent Investor. 4. überarbeitete Auflage (erstmalig erschienen 1949) New York: Harper & Row.
- Graham, Benjamin, Dodd, David (1934): Security Analysis.
- Gresse, Carole (2006): The Effect of Crossing-Network Trading on Dealer Market's Bid-Ask Spread. In: European Financial Management, Vol. 12 (2), März 2006, S. 143-160.
- Griffioen, Gerwin A. W. (2003): Technical Analysis in Financial Markets. University of Amsterdam. (Tinbergen Institute Research Series. Nr. 305. Doctoral Thesis).

- Griffiths, M., Smith, B., Turnbull, D. A., White, R. (2000): The Costs and Determinants of Order Aggressiveness. In: *Journal of Financial Economics*, Vol. 56 (1), S. 65–88.
- Grossman, Randy (2005): *The Search for the Ultimate Trade: Market Players in Algorithmic Trading*. Financial Insights. (Consulting report, Februar 2005).
- Groysberg, Boris, Healy, Paul, Chapman, Graig, Shantikumar, Devin, Gui, Yang (2007): *Do Buy Side Analysts outperform the sell side?*. Harvard Business School, University of North Carolina (Chapel Hill). (Working Paper, März 2007).
- Gsell, Markus (2006): *Is Algorithmic Trading distinctively different? Assessing its behaviour in comparison to informed, momentum and noise traders*. Universität Frankfurt (E-Finance Lab). (Discussion-Paper 15/2006). Auch erschienen in: *Proceedings of the International Conference on Business & Finance 2006* (Hyderabad/India).
- Gsell, Markus (2008): *Assessing the Impact of Algorithmic Trading on Markets: A Simulation Approach*. Universität Frankfurt (E-Finance Lab). (CFS Working Paper 2008/49, Juni 2008).
- Gsell, Markus (2009): *Algorithmic Trading Activity on XETRA*. Working Paper. Auch erschienen in: *The Journal of Trading*, Vol. 4 (3), Sommer 2009, S. 74-86.
- Hadzic, Maja, Wongthongtham, Pornpit, Chang, Elizabeth, Dillon, Tharam (2009): *Ontology-Based Multi-Agent Systems*. In: Kacprzyk, Janusz (Hrsg.): *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 219, Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Hall, Tony, Hautsch, Nikolaus (2007): *Modelling the Buy and Sell Intensity in a Limit Order Book Market*. In: *Journal of Financial Markets*, Vol. 10 (3), S. 249-286.

- Harris, Larry (1998): Optimal Dynamic Order Submission Strategies in Some Stylized Trading Problems. In: Financial Markets, Institutions, and Instruments, Vol. 7 (2), S. 1–76.
- Harris, Larry (2003): Trading and Exchanges: Market Microstructure for Practitioners. New York: Oxford University Press.
- Hartmann-Wendels, Thomas, Pfingsten, Andreas, Weber, Martin (2004): Bankbetriebslehre, 3. überarbeitete Auflage, Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Hasbrouk, Joel, Saar, Gideon (2007): Technology and Liquidity Provision: The Blurring of Traditional Definitions. NYU (Stern School of Business), Cornell University. (Working Paper, 30. Dezember 2007).
- Hasbrouk, Joel, Sofianos, George, Sosebee, Deborah (1993): New York Stock Exchange Systems and Trading Procedures, New York Stock Exchange (NYSE). (NYSE Working Paper #93-01, 27. April 1993).
- Hasanhodzica, Jasmina, Lo, Andrew W. (2007): Can Hedge Fund Returns be Replicated?: The Linear Case. In: Journal of Investment Management, Vol. 5 (2), S. 5-45.
- Hastie, Trevor, Tibishirani, Robert, Friedman, Jerome (2001): The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. New York: Springer Verlag.
- Hendershott, Terence, Jones, Charles M., Menkveld, Albert J. (2008): Does Algorithmic Trading improve liquidity?. University of California, Columbia Business School, VU University Amsterdam. (Working Paper, 26. April 2008).

- Henricksson, Roy D., Merton, Robert C. (1981): On Market Timing and Investment Performance II: Statistical Procedures for Evaluating Forecasting Skills. In: Journal of Business, Vol. 54 (4), S. 513-533.
- Heires, Katherine (2006): Algo Arms Race Has a Leader - For Now. In: Securities Industry News and Source Media Inc. (Hrsg.): 2006 Security Industry News. (White Paper, 18. Dezember 2006).
- Hehn, Elisabeth (2002): Asset Management in Kapitalanlage- und Versicherungsgesellschaften, Altersvorsorge, Nachhaltige Investments, Rating. Wiesbaden: Gabler.
- Hertle, Alexander, Schenk, Norman (1995): Computerbörse. In: Gerke, Wolfgang (Hrsg.): Handwörterbuch des Bank- und Finanzwesens. 2. überarbeitete Auflage, S. 410-420.
- Heylighen, Francis (2008): Complexity and Self-organization. Working Paper. Auch erschienen in: Bates, Marcia J., Maack, Mary Niles (Hrsg.): Encyclopedia of Library and Information Sciences, Taylor & Francis.
- HFR - Industry Report (2009): HFR – Global Hedge Funds Industry Report. Hedge Funds Research Inc.. 2. Quartal 2009.
- Hilpold, Claus, Kaiser, Dieter G. (2010): Innovative Investmentstrategien - Handelsstrategien für eine optimierte Porftfoliodiversifikation. Wiesbaden: Gabler.
- Hirshleifer, David, Shumway, Tyler G. (2003): Good Day Sunshine: Stock Returns and the Weather. In: Journal of Finance, Vol. 58 (3), S. 1009-1032.

- Hogan, Steve, Jarrow, Robert A., Teo, Melvyn, Warachka, Mitch (2003): Testing Market Efficiency using Statistical Arbitrage with Applications to Momentum and Value Strategies. Cornell University, Singapore Management University. (Working Paper, 15. April 2003).
- Hornberg, Klaus Wilhelm (2006): Hedgefonds: Gute Renditen durch Risikokontrolle und Verlustvermeidung. 1. Auflage Wiesbaden: Gabler.
- Hubbard, Carl M. (2007): Analysis of Hedge Fund Alphas And Betas In The Context Of The Fama And French Three-Factor Model. Seventh Annual IBER & TLC Conference Proceedings 2007, Las Vegas Nevada, USA.
- Hughart, David (1975): Informational asymmetry, bidding strategies, and the marketing of offshore petroleum leases. In: Journal of Political Economy, Vol. 83 (5), S. 969-985.
- Ignatovich, Denis Andrey (2006): Quantitative Trading System. University of Texas. (Working Paper, 28. April 2006).
- Indjic, Drago, Heen, Aasmund (2003): AIMA Survey of Hedge Fund Classification Practice. (White Paper). Auch erschienen in AIMA Journal, September 2003.
- Ingber, Lester (1996): Adaptive Simulated Annealing (ASA), Lessons learned. In: Control and Cybernetics 25/2/2m, Special issue of the Polish journal Control and Cybernetics on "Simulated Annealing Applied to Combinatorial Optimization, S. 33-54.
- Ingber, Lester, Mondescu, Radu Paul (2000): Optimization of trading physics models of markets. Working Paper. Auch erschienen in: IEEE Trans. On Neural Networks, Vol. 12 (4), S. 776-790 .

- Jäger, Clemens (2008): *The Principal-Agent-Theory Within the Context of Economic Sciences: Summary*, Norderstedt: Books on Demand.
- Jalote, Pankaj (2005): *An integrated approach to software engineering*, 3. Auflage, Kanpur: Springer Verlag.
- Jegadeesh, Narasimhan, Titman, Sheridan. (1993): Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. In: *Journal of Finance*, Vol. 48 (1), März 1993, S. 65 – 91.
- Jegadeesh, Narasimhan, Titman, Sheridan (2001): Profitability of Momentum Strategies: An Evaluation of Alternative Explanations. In: *Journal of Finance* 56 (2), April 2001, S. 699-720.
- Jennings, Nicholas R., Wooldridge, Michael J. (1996): *Software Agents*. In: *IEEE Review*, Vol. 42 (1), S. 17-20.
- Jensen, Michael J. (1968): The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964. In: *Journal of Finance*, Vol. 23 (2), S. 389-416.
- Johnson, Jeromee, Tabb, Larry (2007): *Groping in the dark: Navigating crossing networks and other dark pools of liquidity*. TABB Group. (Research Report, 31. Januar 2007).
- Jolliffe, Ian T. (2002): *Principal Component Analysis*. 2. Auflage, Springer Series in Statistics, New York: Springer Verlag.
- Jorion, Philippe (2001): *Value at Risk – The New Benchmark for Managing Financial Risk*. 2. Auflage, McGraw-Hill.
- Kaastra, Iebeling, Boyd, Milton S. (1995): Forecasting Futures Trading Volume Using Neural Networks. In: *Journal of Futures Markets*, Vol. 15 (8) , S. 953-970.

- Kakade, Sham M., Kearns, Michael, Mansour, Yishay, Ortiz, Luis E. (2004): Competitive Algorithms for VWAP and Limit Order Trading. Proceedings of the 5th ACM conference on Electronic commerce 2004.
- Kamstra, Mark J., Kramer, Lisa A., Levi, Maurice D. (2003): Winter Blues: Seasonal Affective Disorder (SAD) and Stock Returns. In: American Economic Review, Vol. 93 (1), S. 324-343.
- Kat, Harry M. (2003): The dangers of Mechanical Investment Decision-Making: The Case of Hedge Funds. City University of London (Cass Business School). (Working Paper, 28. November 2003).
- Katz, Jeffrey, McCormick, Donna (2000): The Encyclopedia of Trading Strategies. McGraw Hill.
- Kaul, Michael (2001): Kurspolitik von Aktiehändlern, Ein Finanzmarktmodell mit unvollständiger Information. Dissertation Humboldt-Universität Berlin. 1. Auflage Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, Gabler (Gabler Edition Wissenschaft).
- Kearns, Michael, Ortiz, Luis (2003): The Penn-Lehman automated trading project. In: IEEE computer society (Hrsg.): IEEE Intelligent Systems, Vol. 18 (6), November/Dezember, S. 22-31.
- Keim, Donald, B., Madhavan, Ananth (1998): The Cost of Institutional Equity Trades. In: Financial Analysts Journal, Vol. 54 (4), Juli/August, S. 50-69.
- Kendall, Kim (2007): Electronic and algorithmic trading technology: the complete guide. In: Kaljuvee, Ayesha, Kaljuvee, Jürgen (Hrsg.): Complete Technology Guides for Financial Services. Elsevier.
- Kestner, Lars N. (2003): Quantitative Trading Strategies: Harnessing the Power of Quantitative Techniques to Create a Winning Trading Program. McGraw-Hill Professional.

- Khotari, S. P., Warner, Jerold, B. (2006): *Econometrics of Event Studies*. Tuck School of Business at Dartmouth. (Working Paper, 19. Mai, 2006). Auch erschienen in: Eckbo, Espen B. (Hrsg.): *Handbook of Corporate Finance (Handbooks in Finance Series): Empirical Corporate Finance, Volume A. Kapitel 1*. Elsevier: North Holland.
- Kissell, Robert (2006): *The Expanded Implementation Shortfall*. (Working Paper, Mai 2006). Auch erschienen in: *The Journal of Trading, Summer 2006, Vol. 1 (3), S. 6-16*.
- Kissell, Robert (2007): *Statistical Methods to Compare Algorithmic Performance*. In: *Journal of Trading, Vol. 2 (2), S. 53-62*.
- Kissell, Robert, Malamut, Roberto (2005): *Algorithmic decision-making framework*. (Working Paper, Dezember 2005). Auch erschienen in: *Journal of Trading, Winter 2006, Vol. 1(1), S. 12–21*.
- Knogler, Christian, Linsmaier, Michael (2008): *Product Management Systems in Financial Services Software Architecture*. In: Seese, Detlef, Weinhardt, Christof, Schlotmann, Frank (Hrsg.): *Handbook on Information Technology in Finance*, Berlin-Heidelberg: Springer Verlag, S. 51-69.
- Kohonen, Teuvo (1988): *Self-Organizing and Associative Memory*. 2. Auflage, Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Konishi, Hizuru (2002): *Optimal slice of a VWAP trade*. In: *Journal of Financial Markets, Vol. 5 (2), S. 197-221*.
- Kostovetsky, Leonard (2007): *Brain Drain: Are Mutual Funds Losing Their Best Minds?*. University of Rochester (Simon School of Business). (Working Paper, November 2007).
- Kratz, Peter, Schöneborn, Torsten (2009): *Optimal Liquidation in Dark Pools*. EFA 2009 Bergen. (Meeting Paper, 29. Juni 2009).

- Krauel, Wolfgang (2000): Insider-Handel. 1. Auflage, Baden-Baden: Nomos Verlag.
- Large, Jeremy H. (2004): Cancellation and Uncertainty Aversion on Limit Order Books. University of Oxford (Nuffield College). (Working Paper, Nr. 2004-W5, 4. Februar 2004).
- Lattemann, Christoph, Gomolka, Johannes G. (2009): NGAT - Next Generation Algorithmic Trading, Dow Jones Briefing on Algorithmic Trading, Frankfurt (Main). (Präsentation, 18. November 2009).
- Le Breton, Victor (2007): Le Trading Algorithmique. Université de Paris I. (Doctorant au CES - MATISSE, Hal-00332823, Februar 2007).
- Lee, Ruben (1998): What is an exchange?, The Automation, Management and Regulation of Financial Markets. Oxford: Oxford University Press.
- Lhabitant, Francois-Serge (2001): Hedge Funds Investing: A Quantitative Look Inside the Black Box. (Working Paper, August 2001).
- Lhabitant, Francois-Serge (2002): Hedge Funds: Myths and Limits, London: John Wiley & Sons.
- Li, Feng (2006): Do stock market investors understand the risk sentiment of corporate annual reports?. University of Michigan (Stephen M. Ross School of Business). (Working Paper, 21. April 2006).
- Liang, Bing (2003): The Accuracy of Hedge Fund Returns. In: Journal of Portfolio Management, Vol. 29 (3), S. 111-122.
- Liebenberg, Lauren (2002): The Electronic Financial Markets of the Future: Survival Strategies of the Broker-Dealers. New York: Palgrave Macmillan (Finance and Capital Markets).

- Liebhart, Daniel, Schmutz, Guido, Lattmann, Marcel, Heinisch, Markus, Könings, Michael, Kölliker, Mischa, Pakull, Perry, Welkenbach, Peter (2008): *Integration Architecture Blueprint – Leitfaden zur Konstruktion von Integrationslösungen*. München: Carl Hanser Verlag.
- Lippe, Wolfram-Manfred (2006): *Soft-Computing: Mit neuronalen Netzen, Fuzzy-Logic und evolutionären Algorithmen*. Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Lo, Andrew W., MacKinlay, Craig A. (1997): *Maximizing predictability in the stock and bond markets*. In: *Macroeconomic Dynamics*, Vol. 1, S. 102-134.
- Lo, Andrew W., MacKinlay, Craig, A. (1999): *A Non-Random Walk Down Wall Street*, University Press of California.
- Lo, Andrew, MacKinlay, Craig A., Zhang, June (2002): *Econometric models of limit-order executions*. In: *Journal of Financial Economics*, Vol. 65 (1), S. 31–71.
- Lo, Andrew W., Mamaysky, Harry, Wang, Jiang (2000): *Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation*. In: *The Journal of Finance*, Vol. 55 (4), August 2000, S. 1705-1765.
- Loader, David (2002): *Clearing, Settlement and Custody*. Securities Institute, Operations Management Series. Oxford: Butterworth-Heinemann Finance.
- Los, Cornelis, A. (2001): *Computational Finance, A scientific perspective*. Singapore: World Scientific Publishing.
- Los, Cornelis A., Karuppiah, Jeyanthi (2000): *Wavelet Multiresolution Analysis of High-Frequency Asian FX Rates, Summer 1997*. AFA 2001 New Orleans, Adelaide University (School of Economics). (Working Paper No. 00-6, 12. Oktober 2000).

- Loss, Louis, Seligmann, Joel (2004): Fundamentals of securities regulation. 5. Auflage New York: Aspen Publishers.
- Lüscher-Marty, Max (2008): Theorie und Praxis der Geldanlage 2, Portfoliomanagement und Derivatprodukte. 1. Auflage, Zürich: Compendio Bildungsmedien.
- Lyons, Richard K. (2001): The Microstructure Approach to Exchange Rates. Massachusetts Institute of Technology. Cambridge: MIT University Press.
- MacKinlay, A. Craig (1997): Event studies in economics and finance. In: Journal of Economic Literature, Vol. 35 (1), S. 13-39.
- Madhavan, Ananth (2000): Market Microstructure: A Survey. In: Journal of Financial Markets, Vol. 3 (3), August, S. 205-258.
- Madhavan, Ananth (2002): VWAP- Strategies, Transaction Performance: The Changing face of trading. In: Bruce, Brian (Hrsg): Investment Guides Series. Institutional Investor Inc., S. 32-38.
- Magerman, Tom, Van Looy, Bart, Xiaoyan, Song (2008): Exploring the Feasibility and Accuracy of Latent Semantic Analysis Based Text Mining Techniques to Detect Similarity between Patent Documents and Scientific Publications. Katholieke Universiteit Leuven. (Working Paper, 31. Juli 2008).
- Maillet, Bertrand, Rousset, Patrick (2001): Classifying Hedge Funds with Kohonen Maps: A First Attempt. Université Paris 1 Pantheon Sorbonne, Centre for Research on Education, Training and Employment (CEREQ). (Working Paper, November 2001).
- Mandelbrot, Benoit (1963): The Variation of Certain Speculative Prices. In: Journal of Business, Vol. 36 (4), S. 394-419.

- Mantegna, Rosario M., Stanley, H. Eugene (1999): An Introduction to Econophysics, Correlations and Complexity in Finance. Cambridge: Cambridge University Press.
- Marcial, Gene G. (1999): Die Insider-Akte, die dunkle Seite des Geldverdienens, München: Finanzbuchverlag.
- Markowitz, Harry M. (1952): Portfolio Selection. In: Journal of Finance, Vol. 7 (1), S. 77-91.
- Markowitz, Harry M., Todd, Peter G., Sharpe, William F. (2000): Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets. Überarbeitete Auflage, John Wiley & Sons.
- Marshall, John F. (2000): Dictionary of Financial Engineering. New York: John Wiley & Sons.
- Massimb, Marcel N., Phelps, B. D. (1994): Electronic Market Structure and Liquidity. In: Financial Analyst Journal, Januar-Februar, S. 39-50.
- McAndrews, James, Stefanadis, Chris (2000): The Emergence of Electronic Communications Networks in the U.S. Equity Markets. In: Federal Reserve Bank of New York (Hrsg.): Current Issues in Economic and Finance. Vol. 6 (12), Oktober 2000.
- Menkhoff, Lukas, Schmidt, Ulrich (2005): The Use of Trading Strategies by Fund Managers: Some First Survey Evidence. Universität von Hannover. (Discussions Paper No. 314).
- Merton, Robert C. (1981): On Market Timing and Investment Performance I: An Equilibrium Theory of Value for Market Forecasts. In: Journal of Business, Vol. 54 (3), Juli 1981, S. 363-406.

- Micheloud, Maryléne, Rieder, Medard (1997): Objektorientierte Programmierung in C+: ein umfassender Ansatz. Lausanne: Press. Polytechniques et Universitaires Romandes (PPUR).
- Milgrom, Paul R, Weber Robert J. (1982): A theory of auctions and competitive biding. In: *Econometrica*, Vol. 50 (5), S. 1089-1122.
- Minai, Ali A., Braha, Dan, Bar-Yam, Yaneer (Hrsg.) (2010): *Unifying Themes in Complex Systems: Vol VI: Proceedings of the Sixth International Conference on Complex Systems*. New England Complex Systems Institute Book Series. Cambridge: Springer Verlag (Springer-Complexity).
- Mitchell, Mark, Pulvino, Todd (2001): Characteristics of Risk in Risk arbitrage. In: *Journal of Finance*, Vol. 56 (6), Dezember 2001, S. 2135-2175.
- Mittal, Hitesh (2008): Are You Playing in a Toxic Dark Pool? A Guide to Preventing Information Leakage. In: *Journal of Trading*, Vol. 3 (3), Sommer 2008, S. 20-33.
- Morris, Derek, Kantor-Hendrick, Lenore (2005): Key Considerations in Selecting an Algorithmic Trading Provider. In: Bruce, Brian (Hrsg.): *Algorithmic Trading: Precision, Control, Execution*. Institutional Investor Inc., S. 20–28.
- Nabben, Stefan (1996): *Funktionen und Auswirkungen bedingter Börsenregeln*. Wiesbaden: Gabler.
- Nagaya, Shigeki, Chenli, Zhang, Hasegawa, Osamu (2009): An Associated-Memory-Based Stock Price Predictor. In: Alippi, Cesare, Polycarpou, Marios M., Panayiotou, Christos (Hrsg.): *Proceedings of the 19th International Conference on Artificial Neural Networks: Part II Limassol, Zypern, September 2009, Proceedings II*. S. 345-357.

- Narang, Rishi K. (2009): Inside the Black Box: The Simple Truth About Quantitative Trading, Hoboken (NJ): John Wiley & Sons.
- Nath, Purnendu (2003): High Frequency Pairs Trading with U.S. Treasury Securities: Risks and Rewards for Hedge Funds. London Business School. (Working Paper, November 2003).
- Neely, Christopher (1997): Technical analysis in the foreign exchange market: a layman's guide. In: Federal Reserve Bank of St. Louis (Hrsg.): Review, September 1997, S. 23-38.
- Neely, Christopher, Weller, Peter (1998): Technical trading rules in the European monetary system. Federal Reserve Bank of St. Louis, University of Iowa (Henry B. Tippie College of Business). (Working Paper, Nr. 1997-015C, 17. November 1998).
- Neely, Christopher, Weller, Peter, Dittmar, Robert (1997): Is technical analysis in the foreign exchange market profitable? A genetic programming approach. In: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 32 (4), Dezember 1997, S. 405 – 426.
- Netzer, Oded, Lattin, James, Seenu, Srinivasan, V. (2007): A Hidden Markov Model of Customer Relationship Dynamics. Columbia University, Stanford University. (Stanford GSB Research Paper, Nr. 1904, Juni 2007).
- Niggemann, Britt (2010): Anlage von Firmen und Privatvermögen. In: Hilse, Jürgen, Netzel, Werner, Simmert, Diethard (Hrsg): Praxishandbuch Firmenkundengeschäft, Geschäftsfelder, Risikomanagement, Marketing. 1. Auflage, Wiesbaden: Gabler, S. 321- 339.
- Norman, David James (2002): Professional Electronic Trading. Singapur: John Wiley & Sons.
- O'Hara, Maureen (1998): Market Microstructure Theory. Blackwell Publishing.

- Ozenbas, Deniz (2009): Volatility and Price Discovery in Stock Markets: An Intra-day Analysis of the New York Stock Exchange, Nasdaq Stock Market, London Stock Exchange, Euronext Paris and Deutsche Boerse. VDM-Verlag.
- Pardo, Robert (2008): The Evaluation and Optimization of Trading Strategies. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Park, Cheol-Ho, Irwin, Scott H.(2004): The Profitability of Technical Analysis: A Review. (AgMAS Project Research Report No. 2004-04, Oktober 2004).
- Park, Andreas, Sabourian, Hamid (2009): Herding and Contrarian Behaviour in Financial Markets. University of Toronto, University of Cambridge. (Working Paper, 29. Mai 2009).
- Paraschiv, Daniel, Raghavendra, Srinivas, Vasiliu, Laurentiu (2009): Algorithmic Trading with Human Agents and Computer Agents in an Artificial Stock Market. Proceedings of the 15th International Conference on Computing in Economics and Finance, Sydney, Australia, 2009. Siehe dazu auch: Paraschiv et al. (2008): Algorithmic Trading on an Artificial Stock Market, Buchkapitel in: Studies in: Kacprzyk, Janusz (Hrsg.): Computational Intelligence. Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Paskelian, Oannes G. (2010): The Impact of Algorithmic Trading Models on the Stock Market. In: Gregoriou, Greg N. (Hrsg.): The Handbook of Trading – Strategies for Navigating and Profiting from Currency, Bond and Stock Markets. McGraw-Hill, S. 275-286.
- Pascual, Roberto, Veredas, David (2010): Does the Open Limit Order Book Matter in Explaining Informational Volatility?. In: Journal of Financial Econometrics, Vol. 8 (1), Winter 2010, S. 57-87.

-
- Patnaik, Tirthankar C., Thomas, Susan (2004): Profitability of Trading Strategies on High Frequency Data, with Trading Costs. (Working Paper, 28. April 2004).
- Perold, Andre F. (1988): The implementation Shortfall: Paper versus Reality. In: *Journal of Portfolio Management* , Vol. 14 (3), Frühling, S. 4-9.
- Perotti, Pietro, Rindi, Barbara (2006): Market for Information and Identity Disclosure in an Experimental Open Limit Order Book. In: *Economic Notes*, Vol. 35 (1), S. 97-119.
- Peterson, Mark, Sirri, Erik (2002): Order Submission Strategy and the Curious Case of Marketable Limit Orders. In: *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 37 (2), Juni 2002, S. 221-241.
- Picot, A. Bortenlänger, C., Röhl, H., (1996): Börsen im Wandel – Der Einfluss von Informationstechnik und Wettbewerb auf die Organisation von Wertpapiermärkten. Frankfurt (Main): Fritz-Knapp Verlag.
- Poetzsch-Hefter, Arnd (2009): Konzept der objektorientierter Programmierung – Mit einer Einführung in JAVA. 2. Auflage Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Poggio, Tomaso, Lo, Andrew W. , Le Baron, Blake D. , Chan, Nicholas T. (2001): Agent-Based Models of Financial Markets: A Comparison with Experimental Markets. MIT Sloan School of Management. (Working Paper No. 4195-01, Oktober 2001).
- Pole, Andrew (2007): *Statistical Arbitrage: Algorithmic Trading Insights and Techniques*. Hoboken (NJ): John Wiley & Sons.
- Popova, Elmira, Popova, Ivilina (2010): Estimation of Performance and Execution Time Effect on High Frequency Statistical Arbitrage Strategies. In: *Journal of Trading*, Vol. 5 (2), S. 23-30.

- Porter, M. E. (1996): What is a strategy?. In: Harvard Business Review, Vol. 74 (6), November-Dezember, S. 61-78.
- Posthuma, Nolke, Van der Sluis, Pieter Jelle (2003): A Reality Check on Hedge Fund Returns. ABP Investments, Freie Universität Amsterdam. (Working Paper, Juli 2003).
- Powell, Don (2008): Systematic Trading. In: Gregoriou, Greg N. (Hrsg.): Encyclopedia of Alternative Investments. Chapman & Hall/CRC Press.
- Prix, Johannes, Loistl, Otto, Huetl, Michael (2007): Algorithmic trading patterns in xetra orders. In: The European Journal of Finance, Vol. 13 (8), S. 717– 739.
- Prix, Johannes, Loistl, Otto, Huetl, Michael (2008): Chain-Structures in Xetra Order Data. Universität Wien. (Working Paper, Januar 2008).
- Pujol, Gregor (2009): Smart Order Routing and Best Execution. AMCIS 2009 Proceedings.(Working Paper Nr. 155, 7. Oktober 2009).
- Raberto, Marco, Cincotti, Silvano, Focardi, Sergio M., Marchesi, Michele (2001): Agent-based simulation of a financial market. In: Physica A, Vol. 299 (1-2), Oktober 2001, S. 319-327.
- Ragvahendra, Srinivas, Paraschiv, Daniel, Vasiliu, Laurentiu (2008): A Framework for Testing Algorithmic Trading Strategies. National University of Ireland (Galway), Department of Economics. (Working Paper No. 0139, Dezember 2008).
- Ranaldo, Angelo (2004): Order Aggressiveness in Limit Order Book Markets. In: Journal of Financial Markets, Vol. 7 (1), S. 53-74.
- Ranaldo, Angelo, Favre, Lauren (2005): How to Price Hedge Funds: From Two- to Four-Moment CAPM. Swiss National Bank. (UBS Research Paper, 14. Juli 2005).

- Ready, Mark J. (2002): Profits from technical trading rules, in: Financial Management, Vol. 31 (3), S. 43-61.
- Ready, Mark J. (2009): Determinants of Volume in Dark Pools. AFA 2010 Atlanta. (Meetings Paper, 12. Dezember 2009).
- Rinker, Mike (2003): Vertragsschluss im börslichen elektronischen Handelssystem. Berlin: Erich-Schmidt Verlag.
- Risca, Mihaela, Malik, Dave, Kessler, Andy (2008): Trading Floor Architecture. Cisco Systems Inc.. (Consulting Paper). Auch erschienen in: Wall Street Technology Association (WSTA) Ticker Magazine, Juli/August 2007.
- Ross, Stephen, A., Westerfield, Randolph, W., Jaffe, Jeffrey (2004): Corporate Finance. 7. Auflage Singapur: McGraw-Hill.
- Rosu, Ioanid (2009): A Dynamic Model of the Limit Order Book. In: Review of Financial Studies, Vol. 22 (11), S. 4601-4641.
- Ryland, Philip (2003): Essential Investment. London: The Economist.
- Samanidou, Eleni, Zschischang, Elmar, Stauer Dietrich, Lux, Thomas (2007): Agent-based models in financial markets. In: Reports on Progress in Physics, Vol. 70 (3), S. 409-450.
- Schenk, Norman (1995): Börsenhandelssysteme. In: Gerke, Wolfgang, Steiner, Manfred (Hrsg.): Handwörterbuch des Bank und Börsenwesens. 3. überarbeitete Auflage Stuttgart: Schäffer-Pöschel, S. 356-374.
- Schenk, Norman (1997): Informationstechnologie und Börsensysteme. Analyse und Architektur computerisierter Wertpapiermärkte. Wiesbaden: Gabler.

- Schmidt, Hartmut (1988): Wertpapierbörsen: Strukturprinzip, Organisation und Kassa- und Terminmärkte, München: Verlag Franz Vahlen.
- Schmidt, Günter (1999): Informationsmanagement: Modelle, Methoden, Techniken. 2. Auflage Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Schubert, Matthias (2007): Datenbanken, Theorie, Entwurf und Programmierung relationaler Datenbanken. 2.Auflage Wiesbaden: Teubner Verlag.
- Schweitzer, Frank, Farmer, J. Doyne (2007): Brownian Agents and Active Particles: Collective Dynamics in the Natural and Social Sciences. Springer Series in Synergetics. Berlin/Heidelberg: Springer Verlag.
- Scott, James H., Wolf, Charles (1979): The Efficient Diversification of Bids in Treasury Bill Auctions. In: Review of Economics and Statistics, Vol. 61 (2), Mai 1979, S. 280-287.
- Shapiro, Arnold F. (2003): Capital Market Applications of Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms. In: Proceedings of the 13th International AFIR Colloquium, 1. Januar 2003, 1, S. 493-514.
- Sharpe, William F. (1964): Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. In: Journal of Finance, Vol. 19 (3), September 1964, S. 425-442.
- Sharpe, William F. (1992): Asset Allocation: Management Style and Performance Measurement. In: Journal of Portfolio Management, Vol. 18 (2), Winter 1992, S. 7-19.
- Smith, Vernon L (1966): Bidding theory and the Treasury bill auction: does price discrimination increase bill prices?. In: Review of Economics and Statistics, Vol. 48, Mai 1966, S. 141-146.

- Starke, Gernot (2009): Effektive Software-Architekturen: Ein praktischer Leitfaden. 4. Auflage München: Carl Hanser Verlag.
- Storckenmaier, Andreas, Müller, Marius, Weinhard, Christof (2010): A Software-Framework for a News Event Driven Simulation of Algorithmic Trading Strategies. In: Schumann, Matthias, Kolbe, Lutz M., Breitner, Michael H., Frerichs, Arne (Hrsg.): Multi-konferenz Wirtschaftsinformatik 2010, 23.- 25. Februar 2010, Zusammenfassung der Kurzbeiträge. Göttingen: Universitätsverlag, S. 371-372.
- Taylor, Mark P., Allen, Helen (1992): The use of technical analysis in the foreign exchange market. In: Journal of International Money and Finance, Vol. 11 (3), Juni 1992, S. 304-314.
- Teo, Melvyn (2009): Does Size Matter in the Hedge Fund Industry?. Singapore Management University. (Working Paper, 22. Januar 2009).
- Tetlock, Paul C. (2007): Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. In: Journal of Finance Vol. 62 (3), Juni 2007, S. 1139-1168.
- Tetlock, Paul C., Saar-Tsechansky, Maytal, Macskassy, Sofus (2008): More than Words: Quantifying Language to Measure Firms' Fundamentals. In: Journal of Finance, Vol. 63 (3), Juni 2008, S. 1437-1467.
- Ting, Christopher (2006): Which daily Price is less noisy?. In: Financial Management, Vol. 35, Herbst 2006, S. 81-95.
- Tsay, Ruey S. (2001): Analysis of Financial Time Series. 1. Auflage, John Wiley & Sons.
- Tumarkin, Robert, Whitelaw, Robert F. (2001): New or Noise? Internet Postings and Stock Prices. In: Financial Analysts Journal, Vol. 57 (3), Mai-Juni 2001, S. 41-51.

- Von Rosen, Rüdiger (1995): Börsen und Börsenhandel. In: Gerke, Wolfgang, Steiner, Manfred. (Hrsg.): Handwörterbuch des Bank- und Finanzwesens. 3. Auflage Stuttgart: Schäffer-Poeschel, S. 333-345.
- Vuorenmaa, Tommi A. (2004): A Multiresolution Analysis of Stock Market Volatility Using Wavelet Methodology. University of Helsinki. (Licentiate Thesis, 21. September 2004).
- Weigend, Michael (2008): Python ge-packt: Schneller Zugriff auf Module, Klassen und Funktionen. 4. aktualisierte Auflage Heidelberg: MITP-Verlag.
- Weigend, Andreas, Shi, Shanming (1998): Predicting Daily Probability Distributions of S&P500 Returns. NYU (Stern School of Business). (NYU Working Paper No. IS-98-23, (August 1998).
- Wellons, Philip A., Germidis, Dimitri A., Glavanis, Bianca (1986): Banks and specialised financial intermediaries in development. Paris: OECD (Development Centre Studies).
- Wilke, Jürgen (1998): Vom Flügeltelegraphen zum Internet. In: Teuteberg, Hans-Jürgen, Neutsch, Corneliu (Hrsg.): Vierteljahresschrift für Sozial- und Wirtschaftsgeschichte. VSWG Beiheft 147, S. 163-178.
- Williams, John Burr (1938): The Theory of Investment Value. Cambridge: Harvard University Press.
- Wittig, Hartmut (1999): Intelligent Media Agents, Key Technology for Interactive Television, Multi media and Internet Applications, Braunschweig/Wiesbaden: Vieweg Verlag.
- Wranik, Adrian (2009): A Trading System for Flexible VWAP Executions as a Design Artefact. Proceedings of the 13th Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS), Hyderabad (India). (Paper Nr. 15).

- Wood, Robert A. (2000): Market Microstructure Research Databases: History and Projections. In: Journal of Business and Economic Statistics, Vol. 18 (2), April, S. 140-145.
- Wooldridge, Michael (2002): Intelligent Agents: The Key Concepts. In: Marík, V., Stepánovká, O., Krautwurmova, H., Luck, M. (Hrsg.): Multiagent Systems and Applications II, (Prague 2001, selected revised Papers), Lecture Notes in Computer Science (LNCS), Vol. 2322. Springer Verlag, S. 3-43.
- Wooldridge, Michael, Jennings, Nicholas R. (1995): Intelligent agents: Theory and practice. In: The Knowledge Engineering Review, Vol. 10 (2), S. 115-152.
- Wysocki, Peter D. (1999): Cheap Talk on the Web: The Determinants of Postings on Stock Message Boards. University of Michigan (Business School). (Working Paper, November 1999).
- Xetra (2004): XETRA ® Release 7.01 – Marktmodell Aktien (Dokumentation zu XETRA ® Release 7.1.). Deutsche Börse AG. (10. September 2004).
- Yan, Bingcheng, Zivot, Eric (2003): Analysis of High-Frequency Financial Data with S-Plus. University of Washington (Department of Economics). (Working Paper, 10. November 2003).
- Yang, Jian, Jiu, Brett (2006): Algorithm Selection: A Quantitative Approach. ITG Inc.. (Consulting Paper, 25. April 2006). Auch erschienen in: Bruce, Brian R. (Hrsg.): Algorithmic Trading II: Precision, Control, Execution. Institutional Investor Inc., S. 26-34.
- Yao, Jing Tao, Tan, Chew Lim (2001): Guidelines for Financial Forecasting with Neural Networks. Proceedings of International Conference on Neural Information Processing, Shanghai, China, 14-18 November, 2001. S. 757-761.

Zovko, Iilia I., Farmer, J. Doyne (2008): Correlations and Clustering in the Trading of Members of the London Stock Exchange. In: Zovko, Iilia I. (Hrsg.): Topics in Market Microstructure. Kapitel 4. University of Amsterdam: Amsterdam University Press, S. 59-76.

Internetquellen

CIMA (2009): Cayman Islands Monetary Authority - Investments Statistical Digest 2007. Webseite:

http://www.cimoney.com.ky/about_cima/about_feedra.aspxid=488&terms=statistical+digest (abgerufen am 30. März 2010).

Deutsche Börse AG (2003): Xetra: Many variations – a single goal: Accessing XETRA. Webseite:

http://www.eurexbonds.com/public/download/tech_portfolio_20020628_1_en.pdf (abgerufen am 11. Februar 2009).

Deutsche Börse AG (2009b): ATP Agreement for participation in the Automated Trading Program (ATP) via the electronic trading system Xetra. Webseite:

<http://www.docstoc.com/docs/2938043/ATP-Agreement-for-participation-in-the-Automated-Trading-Program-ATP/>. (abgerufen 18. April 2010).

Finanznachrichten (2009): Finanznachrichten.de - Schnappschuss eines XETRA-Orderbuches. Webseite:

http://fns1.de/images/xetra_orderbuch3.gif. (abgerufen am 11. Februar 2010).

FSC (2009): BVI Financial Services Commission - Statistical Bulletin Second Quarter 2009. Vol. 15). Webseite:

<http://www.bvifsc.vg/Default.aspx?tabid=200>. (abgerufen am 3. Dezember 2009).

Hafez, Peter (2010a): The Role of News in Financial Markets
(Presentation, 1st February 2010). Webseite:

<http://www.optirisksystems.com/papers/PeterAgerHafez.pdf>.
(abgerufen am 2. Juni 2010).

Hafez, Peter (2010b): Sentiment-News – The Role of the News in
Finance. Webseite:

<http://www.sentimentnews.com/>. (abgerufen am 2. Juni 2010).

Harcourt Investment Consulting (2009): Introduction to Hedge Funds.
Webseite:

[http://www.harcourt.ch/cms/hauptseite/zeigeBereich/11/gibDatei/
739/introductiontohedgefonds.pdf](http://www.harcourt.ch/cms/hauptseite/zeigeBereich/11/gibDatei/739/introductiontohedgefonds.pdf). (abgerufen am 3. Dezember
2009).

Hussmann (2010): Hussmann Funds, Investment Resarch & Insight –
Historical Data Series and Interesting Links, Provided by the
Federal Reserve Economic Data (FRED). Webseite:

<http://www.hussmanfunds.com/html/datapage.htm>. (abgerufen am
14. Juni 2010).

Lingohr & Partner (2009): Imagebroschüre für Privatanleger, Lingohr &
Partner GmbH, Webseite:

<http://www.lingohr.de/> → Beratung und Service → Dokumente.
(abgerufen am 15. Februar 2010).

Lipper (2008): Thomson Reuters: Lipper Global Classifications –
Extended, Definitions Document. Webseite:

[http://www.lipperweb.com/docs/support/DataChange/Extended
_LGC_Definitions.pdf](http://www.lipperweb.com/docs/support/DataChange/Extended_LGC_Definitions.pdf). (abgerufen am 30. März 2010).

NYSE (2007): New York Stock Exchange Information Memorandum Nr. 07-52, Subject: PROGRAM TRADING UNDER RULE 80A, June 11th of 2007. Webseite:

<http://apps.nyse.com/commdata/PubInfoMemos.nsf/0/85256FCB005E1> (abgerufen am 14. November 2009).

Weil, Jonathan (2009): Bloomberg - Goldman Sachs Loses Grip on Its Doomsday Machine. Webseite:

<http://www.bloomberg.com/apps/news?pid=newsarchive&sid=aFeyqdzYcizc> (abgerufen am 5. Januar 2010).

World Wealth Report (2009): World Wealth Report 2009. Cap Gemini Consulting und Merrill Lynch Wealth Management. Webseite:

<http://www.ml.com/media/113831.pdf>. (abgerufen am 14. Dezember 2009).

o.V. (2005a): FINextra - Lipper buys hedge fund data and research firms. Webseite:

<http://www.finextra.com/news/fullstory.aspx?Newsreview=comment&newsitemid=13342>. (abgerufen am 6. Juni 2010).

o.V. (2005b): The Center for International Securities and Derivatives Markets (CISDM) - CISDM joins Forces with Leading Asset Management Business, AIRT LLC, to distribute and manage the oldest hedge fund database. Webseite:

<http://cisdm.som.umass.edu/resources/databasenews.html>. (abgerufen am 6. Juni 2010).

o.V. (2005c): The Center for International Securities and Derivatives Markets (CISDM) - Hedge Fund/CTA Database Composition. Webseite:

<http://cisdm.som.umass.edu/resources/databasecomp.asp>.
(abgerufen am 6. Juni 2010).

Gesetzestexte

EU und Deutschland

BörsG: Börsengesetz : Ausfertigungsdatum 16. Juli 2007 (BGBl. I S. 1330, 1351). Zuletzt geändert durch Artikel 3a des Gesetzes vom 20. März 2009 (BGBl. I S. 607).

Mifid: Ausfertigungsdatum 30. April 2004, Richtlinie 2004/39/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 21. April 2004 über Märkte für Finanzinstrumente, zur Änderung der Richtlinien 85/611/EWG und 93/6/EWG des Rates und der Richtlinie 2000/12/EG des Europäischen Parlaments und des Rates und zur Aufhebung der Richtlinie 93/22/EWG des Rates.

InvG: Investmentgesetz: Ausfertigungsdatum: 15. Dezember 2003, (BGBl. I S. 2676). Zuletzt geändert durch Artikel 13, des Gesetzes vom 30. Juli 2009 (BGBl. I S. 2479).

WpHG: Wertpapierhandelsgesetz, Fassung der Bekanntmachung vom 9. September 1998 (BGBl. I S. 2708). Zuletzt geändert durch Artikel 3 des Gesetzes vom 20. März 2009 (BGBl. I S. 607).

USA

ICA: Investment Company Act of 1940: As Amended Through P. L. 111-72. Approved Oct. 13, 2009.

IAA: Investment Advisor Act of 1940: As Amended Through P. L. 111-72. Approved Oct. 13, 2009.

Reg-NMS: Regulation National Market System, Securities and Exchange Commission, 17 CFR PARTS 200, 201, 230, 240, 242, 249, and 270 [Release No. 34-51808; File No. S7-10-04], RIN 3235-AJ18.

SEC-Act: Securities and Exchange Act of 1934: As Amended Through P. L. 111-72. Approved Oct. 13, 2009.

Anhang

A1. Objektorientierte Programmierung der Tempelhove-Software

Die Programmierung der Tempelhove-Software kann aus urheberrechtlichen Gründen in dieser Arbeit nicht vollständig dargestellt werden. Um die softwaretechnische Umsetzung für den Leser trotzdem nachvollziehbar zu machen, wird hier die softwaretechnische Umsetzung in den wichtigsten Punkten kurz erläutert.

Für die Programmierung der Tempelhove-Software wurde mit Python eine *objektorientierte Programmiersprache* eingesetzt. Unter der objektorientierten Programmierung versteht **POETZSCH-HEFTER** die Anwendung von objektorientierten Konzepten bei der Software-Herstellung.¹⁰⁴⁹ Das bedeutet, die Software wurde entsprechend der benötigten Funktionen bzw. Konzepte, in einzelne *Objekte* getrennt, die untereinander Nachrichten austauschen können, aber trotzdem derselben Software angehören.¹⁰⁵⁰ In der objektorientierten Programmierung unterscheidet man sogenannte *Klassen, Subklassen, Methoden, Attribute und Instanzen*, zwischen denen eine klare Hierarchie besteht.¹⁰⁵¹ Die *Klassen* bzw. auch *Subklassen* gelten als *Baupläne* für die Objekte, mit dem man den Aufbau und das Verhalten eines Objekttypen definieren kann.¹⁰⁵² Jedem Objekt werden eigene *Methoden* (Handlungsoptionen) und *Attribute* (aus den Handlungen resultierende Eigenschaften) zugeordnet.¹⁰⁵³ Unter der Instanziierung versteht man die Konstruktion einer Klasse (den *Konstruktor Aufruf*), die einem bestehenden Bauplan folgt sowie die Übergabe der benötigten Para-

1049 Vgl. Poetzsch-Hefter (2009), S. 325.

1050 Vgl. Weigend (2008), S. 297.

1051 Vgl. Weigend (2008), S. 298f.

1052 Vgl. Weigend (2008), S. 298.

1053 Vgl. Weigend (2008), S. 298.

meter beinhaltet.¹⁰⁵⁴ Es gibt in der objektorientierten Programmierung zahlreiche Begriffe, die für die Charakterisierung der Software benutzt werden können, deren Erklärung den Rahmen dieser Arbeit weit übersteigen würden (z.B. sogenannte *Vererbung*, *Subtyping*, *Zero One Infinity Rule* bzw. *Wiederverwendung*, *Parallelität*).¹⁰⁵⁵ Für eine Erklärung dieser Begriffe und einen Überblick über die objektorientierte Programmierung, wird auf die einschlägige Literatur in der Informatik verwiesen.¹⁰⁵⁶

Tabelle 31, S. 374, zeigt eine Auswahl der objektorientierten Klassen, die in der Tempelhove-Software gebildet wurden und erklärt kurz deren Funktion. Eine ausführliche Darstellung aller *Klassen*, *Subklassen*, *Methoden*, *Attribute* und *Instanzen* ist aus den genannten Gründen nicht möglich und würde den Rahmen dieser Arbeit übersteigen. Der Nachrichtenaustausch zwischen diesen Klassen erfolgt über das *Software Framework*, welches den technischen Rahmen für alle Objekte bildet. Die einzelnen Klassen besitzen jeweils klar definierte und abgrenzbare Aufgaben, können aber nicht isoliert voneinander gesehen werden, weil sie zu Erfüllung ihrer Funktionen aufeinander angewiesen sind. Mit Ausnahme von *Backtesting* und *Execution* kann dieser einzelnen Klassen kann einer Teilaufgabe in der Informationsphase zugeordnet werden, wie sie in den Abschnitten 2.1.3 , S. 51, bzw. 4.4 , S. 197, erläutert wurden. Einen Überblick dazu bietet Abbildung 1, S. 373.

1054 Vgl. Weigend (2008), S. 300.

1055 Siehe dazu Vgl. Poetzsch-Hefter (2009).

1056 Vgl. beispielsweise für die Programmiersprache Python Weigend (2009), für JAVA vgl. Poetzsch-Hefter (2009), für C/C++ vgl. Micheloud, Rieder (1997).

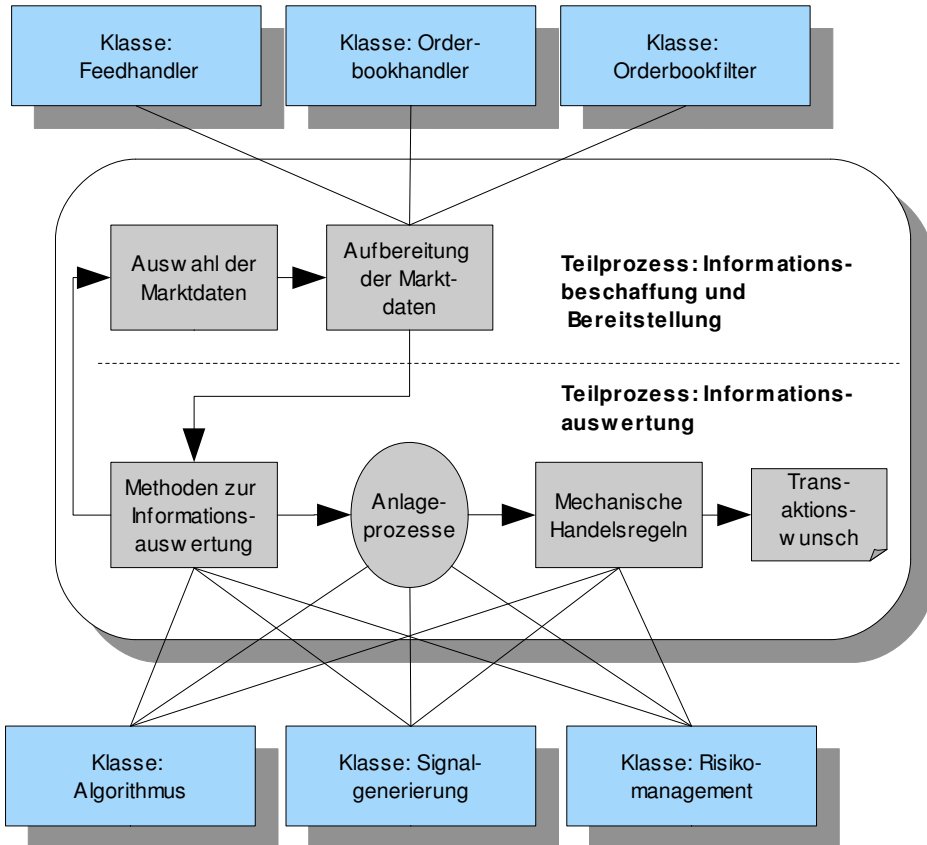


Abbildung A1: Zuordnung der Klassen objektorientierten Programmierung zu den Teilaufgaben im Transaktionsprozess der Informationsphase

Bezeichnung der Klassen ¹⁰⁵⁷	Beschreibung der Klassen
<i>Feedhandler (API)</i>	Übernahme des Marktdatenstroms vom Vendoren und Decodierung entsprechend der geltenden Protokolle
<i>Orderbookhandler</i>	Zusammenfassung der Tickdaten und Nachbildung des Orderbuches, je nach vorgegebener Aggregationsstufe und Geschwindigkeit. Die Anzahl der Dimensionen im Orderbuch ist nicht begrenzt und kann je nach Anforderungen der Algorithmen variable angepasst werden.
<i>Orderbookfilter</i>	Variable Analyse der Orderbuchdaten nach Datenfehlern und Anomalien mit Hilfe statistischer Methoden. Hier werden unterschiedliche Filter zur Verfügung gestellt, je nachdem welche Datenbasis für die Informationsbewertung angefordert wird.
<i>Algorithmus</i>	Übernahme von Orderbuchdaten, die vom Orderbuchfilter und Orderbookhandler im standardisierten Format zur Verfügung gestellt werden (auch von mehreren Aktien gleichzeitig). Auswertung der Marktdaten in Sub-Klassen. Erzeugung eines binären Signals für Kauf- oder Verkauf pro Aktie.
<i>Signalgenerierung</i>	Zusammenfassung aller binären Signale aus den Algorithmen-Klassen und Ableitung einer Wahrscheinlichkeitsfunktion für die zukünftige Kursentwicklung.
<i>Risikomanagement</i>	Überwachung des Wertentwicklung des aktuellen Portfolios unter Einbeziehung aktueller Marktdaten. Permanente Risikobewertung des Portfolios unter Einbeziehung einer individuellen Nutzenfunktion und Ableitung eines effizienten Portfolios. Filterung der Kauf- und Verkaufssignale.
<i>Backtesting</i>	Übernahme der Kauf- und Verkaufssignale aus den vorhergehenden Klassen und Simulation eines fiktiven Portfolios, sofern nötig, unter Einbeziehung von Zufallskomponenten.
<i>Execution</i>	Übernahme der Kauf- und Verkaufssignale aus den vorhergehenden Klassen, Formulierung der Order entsprechend geltender Kommunikationsprotokolle und Übermittlung der Order.

Tabelle 31: Vereinfachte Auswahl objektorientierten Klassen der Tempelhove-Software

¹⁰⁵⁷ Eine Klasse kann aus mehreren Unterklassen bestehen, die hier aus Gründen der Übersichtlichkeit zusammengefasst wurden.

Unter den aufgeführten Klassen in Tabelle 31, S. 374, ist die Klasse der Algorithmen, die vielleicht Wichtigste, weil hier die Methoden zur Informationsbewertung definiert werden. Die *Informationsbeschaffung und -aufbereitung* (hier dargestellt mit den Klassen: *Feedhandler*, *Orderbookhandler* und *Orderbookfilter*) wird auf die Anforderungen, der *Auswertungsmethode* (hier dargestellt mit der Klasse: *Algorithmus*) abgestimmt. Dabei kommen die Vorteile der objektorientierten Programmierung zum Tragen, so dass pro Orderbuch mehrere Sub-Klassen (z.B. Algorithmen) gleichzeitig, den Datenstrom überwachen und auswerten können. Keine dieser Klassen steht isoliert voneinander, sondern es findet eine permanente Kommunikation zwischen diesen Klassen statt. Als ein Problem dieses objektorientierten Programmierung stellte sich die Koordination der Prozesse dar.¹⁰⁵⁸

1058 Zur Koordination der Entwicklungs- und Produktionsprozesse wurde ein eigenes Software-Verfolgungssystem (*Trac-System*) entwickelt, dass mit der Algorithmic Trading Software verknüpft wurde. Diese *Trac-System* ist ein eigenständiges Softwareprogramm und organisatorisch und technisch von der Tempelhove-Software getrennt.

A2. Ethik von Algorithmic Trading

Wie die vorliegende Arbeit zeigte, ist der Bereich des Algorithmic Trading bisher nur wenig erforscht. Es ist nur wenig über die Funktionsweise von Software-Programmen für Algorithmic Trading bekannt und die Auswirkungen dieser Programme auf den Wertpapierhandel sind für Wissenschaftler sehr schwierig abzuschätzen. Trotzdem wird der Begriff des Algorithmic Trading in den Medien häufig als Ursache von Finanzkrisen, Börsenschwankungen oder irrationalem Verhalten der Marktteilnehmer angeführt.¹⁰⁵⁹ Eine möglicher Grund dafür ist, dass man mit dem Begriff einen technologischen Wandel und die Automatisierung der Finanzmärkte für den Menschen erfassbar machen kann. Algorithmic Trading steht dabei im Kontext einer ganzen Reihe von anderen Innovationen, die zur Entwicklung der Finanzmärkte beigetragen haben (z.B. die Einführung des bargeldlosen Zahlungsverkehrs, Telegraphie, Börsen-TV). Es ist möglich, dass die Vor- und Nachteile dieser Technologie momentan noch nicht greifbar sind, sondern dass sie sich erst im Laufe der historischen Betrachtung zeigen werden. Die vorliegende Arbeit beweist aber, dass Algorithmic Trading bereits zu einem Strukturwandel in den Handelsstrategien der Marktteilnehmer geführt hat.¹⁰⁶⁰

1059 Die Frankfurter Allgemeine Zeitung zitiert beispielsweise den Nobelpreisträger Paul Krugmann mit den Worten: „der Hochfrequenzhandel gehe über wirtschaftlich gesunde Effekte von Börsenspekulationen hinaus, denn er beschneide die Funktion der Aktienmärkte als Allokationsplatz des Kapitals und lasse am Primat des Menschen im Verhältnis zur Maschine zweifeln.“ Finsterbusch (2010).

1060 Abschnitt 4.4.3, S. 204, stellte beispielsweise dar, welche Handelsstrategien beim Algorithmic Trading auf der *Buy-Side* möglich sind. Bei fast all diesen Handelsstrategien besteht eine Tendenz dazu, *Overnight Risiken* zu vermeiden und die Halteperioden von Wertpapieren zu verkürzen. Kapitel 3 stellte das Algorithmic Trading auf der *Sell-Side* dar. Hier besteht ein allgemeiner Konsens, dass die durchschnittlichen Ordergrößen kontinuierlich sinken und die Ausführung einer Order entweder zeitlich in die Länge gezogen oder über gleichzeitig auf mehrere Märkte (*Trading Venues*) verteilt wird.

Bisherige Untersuchungsergebnisse lassen vermuten, dass Algorithmic Trading eine genauere Kontrolle der Risiken erlaubt, indem Wertpapierpositionen nicht mehr langfristig gehalten werden und den Schwankungen auf den Kapitalmärkten ausgesetzt sind, sondern nur noch kurzfristig gekauft und verkauft werden, um extreme, unkontrollierbare Kursbewegungen zu vermeiden. Diese Vermutung wird durch die Simulation der komplexen Algorithmic Trading in Kapitel 6 vorläufig bestätigt, sie muss aber in einem größeren Zusammenhang mit vielen weiteren Handelsstrategien genauer überprüft werden. Zwar führen die simulierten Algorithmic Trading Strategien in Kapitel 6 zu schlechteren Renditen für den Investor. Im Gegenzug machen sie aber auch nur einen Bruchteil der Risiken aus, die bei der einfachen Strategie in der Simulation auftreten. Dieses Erkenntnis steht im Kontext der wachsenden Intransparenz der Finanzmärkte. Je undurchsichtiger die Anlageprozesse sind und je mehr Geheimhaltung dabei stattfindet, desto geringere Risiken wollen rationale Investoren auf den Finanzmärkten eingehen.

A3. Rohdaten: Renditen der komplexen und einfachen Strategien

Datum	Komplexe Strategie			Einfache Strategie		
	GOOG	JAVA	MSFT	GOOG	JAVA	MSFT
bookevents20081007	-0,001080	-0,004061	-0,000487	-0,073179	-0,087963	-0,070056
bookevents20081008	-0,000332	0,000002	-0,002183	0,024079	-0,012216	0,004803
bookevents20081009	-0,004060	-0,004278	-0,003459	-0,045106	-0,103270	-0,061843
bookevents20081010	-0,004010	-0,004848	-0,004004	0,060161	-0,038076	-0,013309
bookevents20081013	-0,000474	-0,000792	-0,000170	0,070913	0,138889	0,115486
bookevents20081014	-0,002586	-0,004359	-0,001231	-0,078317	-0,071547	-0,060062
bookevents20081015	-0,004094	-0,002242	-0,001004	-0,043649	-0,089744	-0,047098
bookevents20081016	-0,004020	-0,000397	-0,001618	0,060885	0,035294	0,054490
bookevents20081017	0,000000	0,000000	0,000000	-0,016941	0,089844	0,015274
bookevents20081020	-0,002625	-0,003203	-0,003454	-0,001132	0,033989	0,021488
bookevents20081021	-0,004075	-0,004445	-0,002971	-0,025887	-0,057312	-0,038683
bookevents20081022	-0,000968	-0,004384	-0,004035	-0,003698	0,000000	-0,065538
bookevents20081023	-0,004034	-0,004349	-0,001942	-0,003761	-0,027837	0,035731
bookevents20081024	-0,004069	-0,002337	0,000596	0,039269	0,108911	0,042735
bookevents20081027	0,000000	0,000000	0,000000	-0,015890	0,054632	-0,022612
bookevents20081028	-0,002858	-0,001805	-0,001925	0,087598	0,021834	0,067468
bookevents20081029	-0,002529	-0,004367	-0,003303	-0,021296	0,043197	-0,005620
bookevents20081030	-0,004077	-0,004196	-0,004031	-0,023802	0,066532	-0,044745
bookevents20081031	-0,004140	-0,004290	-0,004018	0,008985	-0,080000	-0,008877
bookevents20081103	-0,004076	-0,043482	-0,004029	-0,031014	0,029724	0,006228
bookevents20081104	-0,004029	-0,004800	-0,003068	0,038196	-0,008048	0,017294
bookevents20081105	-0,004295	-0,004142	-0,004029	-0,054977	-0,043478	-0,053579
bookevents20081106	-0,004012	0,000006	-0,004031	-0,025738	-0,070022	-0,045267
bookevents20081107	-0,004214	-0,004105	-0,004109	-0,005944	-0,027778	0,008443
bookevents20081110	-0,004059	-0,004252	-0,004033	-0,028110	-0,041570	-0,025172
bookevents20081111	-0,004121	-0,004414	-0,002270	0,008973	-0,028916	-0,004227
bookevents20081112	-0,004174	-0,116512	-0,004018	-0,036583	-0,083544	-0,028243
bookevents20081113	-0,004122	0,000000	0,000601	0,069610	0,127072	0,054591
bookevents20081114	-0,004300	-0,004431	-0,004062	0,022325	0,043038	-0,024319
bookevents20081117	-0,004213	-0,004119	-0,004017	-0,009505	-0,086076	-0,021277
bookevents20081118	0,000000	0,000000	0,000000	-0,013761	0,010899	0,006154
bookevents20081119	-0,004003	-0,004528	-0,004141	-0,051491	-0,108992	-0,068263
bookevents20081120	-0,001639	0,000000	-0,004064	-0,055768	-0,040373	-0,032561

Fortsetzung der Tabelle

Datum	Komplexe Strategie			Einfache Strategie		
	GOOG	JAVA	MSFT	GOOG	JAVA	MSFT
bookevents20081121	-0,002138	-0,000639	0,000217	-0,000305	-0,022654	0,092120
bookevents20081124	-0,004034	-0,004491	-0,003052	-0,043898	0,038961	0,040221
bookevents20081125	-0,004095	0,000000	-0,001761	0,049762	-0,058462	-0,041707
bookevents20081126	-0,004137	0,000000	-0,004074	0,042136	0,036667	0,038520
bookevents20081128	-0,004114	-0,062866	-0,004068	0,008191	0,032573	-0,000494
bookevents20081201	-0,004268	-0,003994	-0,002743	-0,072171	-0,075163	-0,063883
bookevents20081202	-0,004236	-0,004076	-0,004086	0,019946	0,120690	0,008425
bookevents20081203	-0,004074	-0,004226	-0,004055	0,035501	0,022436	0,065416
bookevents20081204	-0,004016	-0,029331	-0,004041	-0,007920	0,022222	-0,014948
bookevents20081205	-0,004011	-0,001226	-0,004053	0,047856	0,090625	0,050767
bookevents20081208	-0,004270	-0,004202	-0,004080	0,041795	0,084986	0,032432
bookevents20081209	-0,004179	-0,004111	-0,004047	0,027814	0,005263	-0,000970
bookevents20081210	-0,004073	-0,004081	-0,004035	-0,001358	-0,005115	-0,010086
bookevents20081211	-0,004045	-0,004484	-0,004098	-0,012986	0,062992	-0,032819
bookevents20081212	-0,004235	-0,004104	-0,004021	0,067803	0,032828	0,010966
bookevents20081215	-0,004189	-0,004479	-0,004074	-0,010637	-0,017157	-0,015512
bookevents20081216	-0,004045	-0,003768	-0,004032	0,034211	0,054321	0,046851
bookevents20081217	-0,004020	-0,004337	-0,004039	-0,010670	0,016990	-0,007572
bookevents20081218	-0,004111	-0,004166	-0,004022	-0,020272	-0,004819	-0,028197
bookevents20081219	-0,004020	-0,004337	-0,004017	-0,002637	-0,004785	-0,015448
bookevents20081222	-0,004072	-0,004488	-0,004057	-0,037108	-0,075650	-0,003119
bookevents20081223	-0,004177	-0,004212	-0,004031	-0,008022	-0,050000	0,000000
bookevents20081224	-0,004082	-0,895908	-0,004460	0,004876	0,029650	-0,004673
bookevents20081226	0,000000	0,000000	0,000000	-0,012201	0,029650	-0,003646
bookevents20081229	-0,004026	-0,004582	-0,004024	-0,009326	0,007853	-0,009922
bookevents20081230	-0,004152	-0,299890	-0,003000	0,007680	0,002597	0,017359
bookevents20081231	0,000000	0,000000	0,000000	0,011341	-0,005208	0,006732
bookevents20090102	-0,004091	-0,004301	-0,004038	0,041218	0,104712	0,040963
bookevents20090105	-0,004025	-0,004208	-0,004027	0,021963	0,069378	0,015842
bookevents20090106	0,000000	0,000000	0,000000	0,003243	0,119369	0,000482
bookevents20090107	0,000000	0,000000	0,000000	-0,019219	0,040900	-0,033680
bookevents20090108	-0,000319	-0,004162	-0,001358	0,021710	-0,043033	0,024962
bookevents20090109	-0,002080	0,000031	-0,004025	-0,037954	-0,006397	-0,032226

Fortsetzung der Tabelle

Datum	Komplexe Strategie			Einfache Strategie		
	GOOG	JAVA	MSFT	GOOG	JAVA	MSFT
bookevents20090112	-0,004001	-0,004440	-0,004092	-0,011444	-0,036403	-0,012177
bookevents20090113	-0,004092	-0,001357	-0,004005	0,008179	-0,068889	0,015369
bookevents20090114	-0,004038	-0,004101	-0,004041	-0,029129	-0,044010	-0,022529
bookevents20090115	-0,004061	0,000000	-0,004030	0,004772	0,023256	0,008915
bookevents20090116	-0,004140	0,000000	-0,004075	-0,017540	-0,029340	0,004075
bookevents20090120	0,000000	0,000000	-0,004066	-0,054790	-0,133333	-0,050360
bookevents20090121	-0,004005	-0,004460	-0,004001	0,051084	0,041667	0,027027
bookevents20090122	-0,004077	-0,000554	-0,002006	0,028385	0,022599	-0,052078
bookevents20090123	0,001902	0,000000	-0,000221	0,049892	0,057143	0,013553
bookevents20090126	-0,004057	-0,004185	-0,004067	-0,003017	0,032787	0,019665
bookevents20090127	-0,003239	-0,004137	-0,000563	0,015408	0,039063	-0,006749
bookevents20090128	-0,004040	-0,004341	-0,004105	0,031629	0,125000	0,013483
bookevents20090129	-0,004037	-0,004146	-0,004024	-0,003541	-0,038793	-0,010686
bookevents20090130	-0,004194	-0,004032	-0,004005	-0,017871	-0,075556	-0,036077
bookevents20090202	-0,004033	-0,004202	-0,004093	0,018786	0,095588	0,046976
bookevents20090203	-0,004004	-0,004054	-0,004055	-0,006189	0,042506	0,036415
bookevents20090204	-0,004038	-0,004026	-0,004007	0,008616	0,059701	0,004854
bookevents20090205	-0,004139	-0,004064	-0,003239	0,037576	0,132231	0,028633
bookevents20090206	-0,004030	-0,004223	-0,004032	0,041575	0,045620	0,026096
bookevents20090209	-0,004053	-0,516423	-0,004007	0,020173	0,030411	-0,010183
bookevents20090210	-0,004027	0,000000	-0,004003	-0,046465	-0,108392	-0,023377
bookevents20090211	-0,004067	0,000000	-0,004033	-0,002535	-0,001912	0,014256
bookevents20090212	-0,004020	0,000034	-0,004021	0,028004	0,053150	0,015287
bookevents20090213	-0,004109	-0,004375	-0,004024	-0,012452	0,009823	-0,009341
bookevents20090217	0,000000	0,000000	-0,004048	-0,011111	0,008065	-0,021633
bookevents20090218	-0,004158	0,000000	-0,004057	0,016905	-0,025194	-0,005488
bookevents20090219	-0,004133	-0,004400	-0,004196	-0,041486	-0,061630	-0,021311
bookevents20090220	-0,004130	0,000000	0,000000	0,024848	0,029787	0,012943
bookevents20090223	-0,004037	-0,004250	-0,004068	-0,048818	-0,051760	-0,044950
bookevents20090224	-0,004154	0,000000	-0,004047	0,043593	0,066955	0,008221
bookevents20090225	-0,004001	0,000000	-0,004167	-0,001491	-0,006135	-0,002939
bookevents20090226	-0,004044	-0,004052	-0,004035	-0,025379	-0,020534	-0,036950
bookevents20090227	-0,004098	-0,004152	-0,004111	0,015137	-0,006369	-0,008594

Fortsetzung der Tabelle

Datum	Komplexe Strategie			Einfache Strategie		
	GOOG	JAVA	MSFT	GOOG	JAVA	MSFT
bookevents20090302	-0,004148	-0,004292	0,000000	-0,018510	-0,049784	-0,010652
bookevents20090303	-0,004566	-0,004020	-0,004098	-0,013906	0,027335	-0,009357
bookevents20090304	-0,004017	-0,004116	-0,004041	-0,013120	-0,008602	0,000000
bookevents20090305	-0,004100	-0,004032	-0,003055	-0,034252	-0,075055	-0,037201
bookevents20090306	-0,004025	-0,004369	-0,004017	0,004394	-0,081395	-0,004560
bookevents20090309	-0,004006	-0,004032	-0,004025	-0,030302	-0,002597	-0,003289
bookevents20090310	-0,004006	-0,006568	-0,004048	0,033261	0,065990	0,072219
bookevents20090311	-0,004038	-0,004087	-0,004006	0,025185	0,065421	0,028863
bookevents20090312	-0,004194	-0,004223	-0,004074	0,018864	0,026374	0,000000
bookevents20090313	-0,004016	-0,004321	-0,004112	-0,005152	0,023555	-0,019435
bookevents20090316	-0,004008	-0,004194	-0,004047	-0,019326	-0,016736	-0,033888
bookevents20090317	-0,004093	-0,181532	-0,004074	0,047348	0,031120	0,035539
bookevents20090318	-0,004062	-0,004206	-0,004050	-0,005107	0,063397	-0,004110
bookevents20090319	-0,004038	-0,004054	-0,004057	-0,005246	0,001160	-0,013241
bookevents20090320	-0,004026	-0,004004	-0,004018	-0,000424	-0,055944	-0,015012

Tabelle 32: Rohdaten der Simulation der komplexen Strategie (Algorithmus D01b4) und der einfachen Strategie (Buy-Hold). An Tagen an denen kein Handel stattfand, wurde das Portfolio mit dem Ausgangswert des Tages angesetzt und eine Rendite von 0,000 festgestellt.

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst, mich anderer als der im beigefügten Verzeichnis angegebenen Quellen nicht bedient und die aus fremden Werken wörtlich oder sinngemäß entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Diese Arbeit wurde weder vollständig noch teilweise in einem anderen Verfahren zur Erlangung eines akademischen Grades vorgelegt.

Johannes Gomolka, Potsdam, 14. Januar 2011.

Der Begriff Algorithmic Trading beschreibt ein Phänomen auf den Finanzmärkten, bei dem nicht mehr der Mensch, sondern Computerprogramme die Hauptrollen spielen. Algorithmic Trading steht dabei im Kontext einer Reihe von Innovationen, welche die Entwicklung des Börsenhandels entscheidend geprägt haben (z.B. die Erfindung der Telegraphie, des Telefons, des FAX oder der elektronischen Wertpapierabwicklung). Die Elektronisierung der Finanzmärkte ist in den letzten Jahren so weit vorangeschritten, dass praktisch jede Börse über ein elektronisches Handelssystem verfügt. Die Frage ist nicht, ob Computerprogramme hier im Börsenhandel eingesetzt werden, sondern wo die Grenze zwischen vollautomatischem Handel, durch Computer, und manuellem Handel, durch Menschen, liegt.

Die Erforschung des Algorithmic Trading konfrontiert die Wissenschaft mit dem Problem, dass keinerlei Informationen über diese Computerprogramme zugänglich sind. Die Idee dieser Dissertation bestand darin, dieses Problem zu umgehen und Informationen über Algorithmic Trading indirekt aus der Analyse von (Fonds-) Renditen zu extrahieren. Johannes Gomolka untersucht daher die Forschungsfrage, ob sich Aussagen über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-) Renditen ziehen lassen. Zur Beantwortung dieser Forschungsfrage nimmt der Autor zuerst eine umfangreiche Definition vor und unterscheidet mit Buy-Side und Sell-Side Algorithmic Trading zwei grundlegende Funktionen der Computerprogramme (die Entscheidungs- und die Transaktionsunterstützung) voneinander. Für die weitere Untersuchung greift der Autor auf das Multifaktorenmodell zur Style-Analyse von Fung und Hsieh (1997) zurück. Mit Hilfe dieses Modells ist es möglich, die Zeitreihen von Fondsrenditen in interpretierbare Grundbestandteile zu zerlegen und den einzelnen Regressionsfaktoren eine inhaltliche Bedeutung zuzuordnen. Die Ergebnisse dieser Dissertation zeigen, dass man mit Hilfe der Style-Analyse Aussagen über Algorithmic Trading aus der Analyse von (Fonds-) Renditen machen kann. Die Aussagen sind jedoch keiner technischen Natur, sondern auf die Analyse von Handelsstrategien (Investment-Styles) begrenzt.

ISBN 978-3-86956-125-7

