

High Performance Computing
zur
technischen Finanzmarktanalyse

Christoph Starke

Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Ingenieurwissenschaften
(Dr.-Ing.)
der Technischen Fakultät
der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel
eingereicht im Jahr 2012

1. Gutachter: Prof. Dr. Manfred Schimmler
Christian-Albrechts-Universität zu Kiel
2. Gutachter: Prof. Dr. Andreas Speck
Christian-Albrechts-Universität zu Kiel

Datum der mündlichen Prüfung: 24.9.2012

Zusammenfassung

Auf Grundlagen der technischen Finanzmarktanalyse wird ein Algorithmus für eine sicherheitsorientierte Wertpapierhandelsstrategie entwickelt. Maßgeblich für den Erfolg der Handelsstrategie ist dabei eine möglichst optimale Gewichtung mehrerer Indikatoren. Die Ermittlung dieser Gewichte erfolgt in einer sogenannten Kalibrierungsphase, die extrem rechenintensiv ist.

Bei einer direkten Implementierung auf einem herkömmlichen High Performance PC würde diese Kalibrierungsphase zigtausend Jahre dauern. Deshalb wird eine parallele Version des Algorithmus entwickelt, die hervorragend für die massiv parallele, FPGA-basierte Rechnerarchitektur der RIVYERA geeignet ist, die am Lehrstuhl für technische Informatik der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel entwickelt wurde. Durch mathematisch äquivalente Transformationen und Optimierungsschritte aus verschiedenen Bereichen der Informatik gelingt eine FPGA-Implementierung mit einer im Vergleich zu dem PC mehr als 22.600-fach höheren Performance. Darauf aufbauend wird durch die zusätzliche Entwicklung eines zweiphasigen Iterationsverfahrens schließlich eine praxistaugliche Version des Algorithmus entwickelt, die je Kalibrierung weniger als 12 Minuten Rechenzeit benötigt. Der Stromverbrauch ist dabei etwa 99,99% geringer als bei einer Durchführung des Kalibrierungsalgorithmus auf dem PC.

Die abschließende finanzwirtschaftliche Evaluierung zeigt an Beispielen aus dem Bereich des Fondshandels den wirtschaftlichen Erfolg der Handelsstrategie.

Vorwort

Diese Arbeit ist das Ergebnis meiner Forschungstätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter des Lehrstuhls für Technische Informatik am Institut für Informatik der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel.

Mein Dank gilt Prof. Dr. Manfred Schimmler für die Möglichkeit, mich intensiv mit dieser interessanten Aufgabenstellung auseinandersetzen zu können, die in idealer Weise mein Interesse an der Informatik, der Mathematik und der Finanzwirtschaft ebenso wie meine Kenntnisse aus früheren beruflichen Tätigkeiten miteinander verbindet. Das große Interesse von und die zahlreichen Diskussionen mit ihm haben die Arbeit deutlich vorangebracht.

Danken möchte ich ebenfalls Prof. Dr. Andreas Speck für die Übernahme des Korreferats.

Den Mitarbeitern und Studenten des Instituts, mit denen ich in den letzten Jahren zusammengearbeitet habe, möchte ich für die ausgezeichnete und immer freundliche Zusammenarbeit danken. Mein besonderer Dank gilt Sven Koschnicke, Vasco Grossmann und Lars Wienbrandt, mit denen ich in den letzten Monaten besonders eng zusammengearbeitet und wissenschaftliche Artikel veröffentlicht habe.

Mein Dank gilt auch den Firmen ARIVA.DE und comdirect für die Bereitstellung der Daten sowie der Firma SciEngines für die Unterstützung bei der Nutzung der RIVYERA, einem sehr innovativen und massiv parallelen FPGA-System.

Mein persönlicher Dank gilt meinem kürzlich verstorbenen Vater, dem ich das große Interesse an der Mathematik und der Informatik zu verdanken habe. Genauso dankbar bin ich meiner Mutter für Ihre Zuversicht und Lebensfreude, die sie mir vermittelt und die auch bei der Erstellung dieser Arbeit eine große Hilfe waren. Ganz herzlich danke ich meiner Frau und meinen Kindern für ihre Begeisterung, mit der sie mich bei der Erstellung dieser Arbeit unterstützt haben.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	v
I Einleitung, Grundlagen, Handelsstrategie	3
1 Einleitung	5
1.1 Hintergrund	5
1.2 Überblick	6
1.3 Gliederung der Arbeit	7
2 Allgemeine Grundlagen	9
2.1 Technische Analyse	9
2.1.1 Definitionen der technischen Analyse	9
2.1.2 Historische Entwicklung der technischen Analyse . .	14
2.2 Markteffizienz- und Randomwalk-Theorie	15
2.3 Fundamentale Analyse	17
2.4 Einfluss der Psychologie auf das Börsengeschehen	20
2.5 Performancestudien zu Methoden der technischen Analyse	21
2.6 Zufall und Ordnung	23
2.7 Data Mining in Finanzmärkten	26
2.8 Computing und High Performance Computing zur Finanz- marktmodellierung und -vorhersage	27
2.9 Zusammenfassung	28
2.10 Auswirkungen auf die Entwicklung einer Handelsstrategie	30

3	Entwicklung einer Handelsstrategie	33
3.1	Datenmaterial und Datenquellen	33
3.2	Auswahl der Wertpapiere	35
3.2.1	Fokussierung auf offene Investmentfonds	35
3.2.2	Wandelanleihenfonds	38
3.2.3	Aktienfonds	44
3.3	Verwendete Handelsplattformen	45
3.4	Grundidee für die Entwicklung der Handelsstrategie	46
3.5	Weitere Randbedingungen	48
3.5.1	Steuern und sonstige Kosten	48
3.5.2	Verzicht auf Hebelung des eingesetzten Kapitals . . .	49
3.5.3	Verzicht auf Verzinsung des nicht investierten Kapitals	49
3.6	Auswahl der Indikatoren	50
3.7	Formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte	52
3.8	Die Handelsstrategie	59
3.9	Zwischenstand und weitere Schritte	59

II Parallelisierung 63

4	Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA	65
4.1	Überblick	65
4.2	Die Hardware-Architektur	66
4.2.1	Die RIVYERA	66
4.2.2	Aufbau des FPGAs Spartan-3 5000	70
4.3	Implementierung	72
4.3.1	Transformation des Kalibrierungsalgorithmus	74
4.3.2	Die Arithmetikeinheit	76
4.3.3	Berechnungsablauf und Timing	79
4.3.4	Ansteuerung der Arithmetikeinheiten	84
4.3.5	Auswertung der Ergebnisse der Arithmetikeinheiten	92
4.3.6	Zusammenfassung der FPGA-Implementierung . . .	93
4.4	Ressourcenbedarf	94

4.5	Optimierung des FPGA-Entwurfs	96
4.5.1	Zahlendarstellung	97
4.5.2	Carry-Save-Addierer	100
4.5.3	Zwischenergebnis der Optimierung des FPGA-Entwurfs	103
4.5.4	Weitere Schritte zur Optimierung des FPGA-Entwurfs	104
4.5.5	Ergebnis der Optimierung des FPGA-Entwurfs . . .	106
4.6	Iterative Suchraum-Optimierung	109
4.6.1	Stetigkeit der Funktion zur Berechnung des Gesamtvermögens	110
4.6.2	Lokale Maxima der Funktion zur Berechnung des Gesamtvermögens	111
4.6.3	Schlussfolgerungen für die iterative Suchraum-Optimierung	111
4.6.4	Die Explorationsphase der Suchraum-Optimierung .	112
4.6.5	Die lokale Optimierungsphase der Suchraum-Optimierung	115
4.6.6	Ermittlung der Gesamtzahl der Iterationsschritte für die Phasen der Suchraum-Optimierung	115
4.6.7	Weitere Ansätze zur Suchraum-Optimierung	117
4.7	Performanceanalyse	119
4.7.1	Theoretische Performanceanalyse	120
4.7.2	Praktische Messungen und der Vergleich mit dem High Performance PC	122
4.7.3	Energieeffizienz	124
4.8	Zusammenfassung	124

III Evaluierung, Optimierung, Zusammenfassung 127

5	Evaluierung der Handelsstrategie	129
5.1	Allgemeine Vorgehensweise	129
5.2	Rendite- und Risikomaße	130
5.3	Auswahl der Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume . .	134

Inhaltsverzeichnis

5.4	Ergebnisse des Evaluierungsverfahrens	137
5.5	Einfluss des Kalibrierungszeitraums	143
5.6	Auswirkungen anderer Konditionen beim Fondshandel . .	149
5.7	Einfluss der Indikatorenauswahl	152
5.8	Aktienfonds	155
5.9	Wird die Handelsstrategie auch in Zukunft funktionieren? .	160
6	Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick	165
6.1	Zusammenfassung der Ergebnisse	165
6.2	Ausblick	167

Abbildungsverzeichnis

2.1	Entwicklung der Marktanteile ausgewählter Handys und Smartphones 2007-2011	18
2.2	Kursentwicklungen ausgewählter Handyhersteller 2007-2011	19
4.1	RIVYERA S3-5000	67
4.2	Architektur der RIVYERA S3-5000	68
4.3	Struktureller Überblick über den Aufbau eines Spartan-3 5000	70
4.4	Grober, schematischer Überblick über einen vorläufigen Entwurf für die Implementierung auf dem FPGA	73
4.5	Berechnung von $f(\Delta_i)$ für 8 Indikatoren	76
4.6	Berechnung von O_i	77
4.7	Berechnung von C_i , D_i und Z_i	79
4.8	Arithmetikeinheit für 8 Indikatoren	80
4.9	Timing-Diagramm für Gleitkommaarithmetik und 8 Indikatoren	82
4.10	Generierung eines Gewichtsvektors $w = (w_0, w_1, \dots, w_{n-1})$ aus gegebener Adresse l für 16 Gewichte je Indikator	91
4.11	Schematischer Überblick über die FPGA-Implementierung .	94
4.12	Carry-Save-Addierer (CSA) für 3 k -Bit Zahlen x , y und z . .	100
4.13	Berechnung von $f(\Delta_i, F)$ mit Carry-Save-Addierern	102
4.14	Timing-Diagramm für Festkommaarithmetik, Carry-Save-Addierer und 8 Indikatoren	103
4.15	optimierte Arithmetikeinheit für 8 Indikatoren	107
4.16	Durchschnittliche Verbesserung durch die iterative Suchraum-Optimierung in Abhängigkeit von der Anzahl der Iterationen ($n_1 \mid n_2$)	116

Tabellenverzeichnis

3.1	Beispiel einer Matrix Δ mit prozentualen Änderungen . . .	53
3.2	Beispiel für Indikatoren, passend zum Beispiel in Tabelle 3.1	54
4.1	Symbole nicht kommutativer Operatoren	78
4.2	Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit für 8 beziehungs- weise 16 Indikatoren	96
4.3	Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit mit Festkommaar- ithmetik und Carry-Save-Addierer für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren	104
4.4	Ressourcenbedarf der optimierten Arithmetikeinheit für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren	108
4.5	Laufzeitvergleich in Abhängigkeit von der Anzahl der Gewichtsvektoren w	122
4.6	Vergleich des Stromverbrauchs für die Beispielgrößen aus Tabelle 4.5	124
5.1	Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles	142
5.2	Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles für 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume	145
5.3	Indikatoren für DWS Convertibles mit Cut-Off-Zeit 13 Uhr	150
5.4	Vergleich der Rendite- und Risikowerte für DWS Converti- bles mit Cut-Off-Zeit 11:00 und 13:00 Uhr ohne Berücksich- tigung zusätzlicher Fondshandelskosten	150
5.5	Vergleich der Rendite- und Risikowerte für DWS Converti- bles mit Indikator DAX statt S&P 500 Future	152
5.6	Korrelationsmatrizen mit $I_2 = \text{S\&P 500 Future}$	153
5.7	Vergleich der Zeilen $I_2 = \text{DAX}$ und $I_5 = \text{EuroStoxx 50}$ der Korrelationsmatrizen mit geändertem Indikator I_2	154
5.8	Rendite- und Risikowerte des Aktienfonds AF	158

Tabellenverzeichnis

5.9	Vergleich der durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles mit denen des Aktienfonds AF für 3 Kalibrierungszeiträume mit jeweils 2 Evaluierungszeiträumen	160
5.10	Vergleich der durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles mit denen des Aktienfonds AF für 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume	160
5.11	Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012	162
5.12	Rendite- und Risikowerte des Aktienfonds AF für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012	164

Abkürzungsverzeichnis

ARIVA.DE	ARIVA.DE Aktiengesellschaft
ASIC	application-specific integrated circuit
ASX 200	Australischer Index mit 200 Aktienwerten in USD, währungsgesichert gegenüber USD
AUD	Australischer Dollar
CLB	Configurable Logic Block
comdirect	comdirect bank Aktiengesellschaft
Cortal Consors	Cortal Consors S.A.
DAX	Deutscher Aktienindex mit 30 Aktienwerten
DWS	DWS Investment GmbH beziehungsweise DWS Finanz-Service GmbH
ebase	European Bank for Fund Services GmbH
ETF	Exchange traded funds: börsengehandelte Indexfonds
EUR	Euro
EuroStoxx 50	Europäischer Index mit 50 Aktienwerten
FPGA	Field Programmable Gate Array
Gdtr	Gross Dividend Total Return: entspricht einem Performanceindex, die Berücksichtigung der Bruttodividenden erfolgt vollständig, also ohne Abzug von Quellensteuern
GMT	Greenwich Mean Time
LVDS	Low Voltage Differential Signaling
Ndtr	Net Dividend Total Return: entspricht einem Performanceindex, die Berücksichtigung der Dividenden erfolgt allerdings nach Abzug von Quellensteuern
Nikkei 225	Japanischer Index mit 225 Aktienwerten
S&P 500	US-amerikanischer Index mit 500 Aktienwerten, der von Standard&Poors berechnet wird
S&P 500 Future	Oberbegriff für den nächstfälligen E-Mini S&P 500 Futures der CME Group, Näheres s. S. 35

Tabellenverzeichnis

Std	Stripped Dividend Return: entspricht einem Kursindex ohne Berücksichtigung von Dividenden
UHD	Unhedged: ohne Wechselkursabsicherung
USD	US-Dollar
YEN	Japanische Währung
VB I	Vermögensbildungsfonds I der Investmentfondsgesellschaft DWS

Verzeichnis durchgängig verwendeter Variablen

B_i	Betrag, für den am Tag d_i Anteile des Wertpapiers P gekauft werden sollen ($1 \leq i \leq m$)
C_i	Cash-Betrag (= Barvermögen) am Tag d_i ($0 \leq i \leq m$)
d_i	i -ter Tag in einem Kalibrierungszeitraum K oder Evaluierungszeitraum E ($0 \leq i \leq m$)
D_i	Anzahl der Anteile des Wertpapiers P im Depot am Tag d_i ($0 \leq i \leq m$)
Δ	$m \times n$ Matrix mit prozentualen Änderungen (s. S. 52)
$\Delta_{i,j}$	die am Tag d_i zu berücksichtigende prozentuale Änderung des Indikators I_j
Δ_i	i -te Zeile der Matrix Δ
E	ein Evaluierungszeitraum
f	Funktion zur Berechnung der Handelsentscheidung
I_j	j -ter Indikator ($0 \leq j \leq n - 1$)
K	ein in der Vergangenheit liegender Kalibrierungszeitraum
M_k	Risikomaße ($1 \leq k \leq 4$)
m	um 1 verminderte Anzahl der unmittelbar aufeinander folgenden Börsentage in einem Kalibrierungszeitraum K oder Evaluierungszeitraum E
n	Anzahl der Indikatoren

Verzeichnis durchgängig verwendeter Variablen

P	ein Wertpapier, für das eine Handelsstrategie entwickelt wird
P_i	Kurs des Wertpapiers P am Tag d_i ($0 \leq i \leq m$)
Q_i	$\frac{P_i}{P_{i-1}}$ ($1 \leq i \leq m$)
R	Performancerendite
S_i	Anzahl der Anteile des Wertpapiers P , die am Tag d_i verkauft werden sollen ($1 \leq i \leq m$)
t_C	Cut-Off-Zeit des Wertpapiers P bei der betrachteten Handelsplattform (s. Abschnitt 3.3)
V_i	prozentuale Vermögenssteigerung bezogen auf das Anfangsvermögen V_0
w_j	Gewicht des Indikators I_j
w	Gewichtsvektor $(w_0, w_1, \dots, w_{n-1})$
w^*	der „optimale“ Gewichtsvektor, mit dem in einem gegebenen Kalibrierungszeitraum K das größtmögliche Gesamtvermögen Z_m erreicht wird
\hat{w}	der Gewichtsvektor, der zu dem größten Gesamtvermögen \hat{Z} gehört, das mit dem Kalibrierungsalgorithmus gefunden wird (s. S. 58)
Z_i	Gesamtvermögen am Tag d_i ($0 \leq i \leq m$)
\hat{Z}	das größte Gesamtvermögen Z_m , das mit dem Kalibrierungsalgorithmus gefunden wird (s. S. 58)

Teil I

**Einleitung, Grundlagen,
Handelsstrategie**

Einleitung

1.1 Hintergrund

Das Vertrauen in die Stabilität der internationalen Finanzmärkte ist stark angeschlagen. Auch mehr als drei Jahre nach dem Platzen der amerikanischen Immobilienblase und dem Zusammenbruch von Lehman Brothers im Jahre 2008 ist es nicht gelungen, das Vertrauen in die Finanzmärkte wieder herzustellen. Noch immer lassen einzelne Vorkommnisse darauf schließen, dass es Probleme beim Risikomanagement auch großer, internationaler Banken gibt. [Vgl. Db2, S. 55]

Selbst bei europäischen Staatsanleihen, die lange Zeit als nahezu sicher angesehen wurden, hat in den letzten Jahren ein zum Teil erheblicher Vertrauensverlust eingesetzt. Im Finanzstabilitätsbericht 2011 der Deutschen Bundesbank werden die hohen Staatsschulden nicht nur europäischer Staaten, sondern auch der USA sowie von Japan und anderen Industrieländern derzeit als größtes Risiko für die Finanzstabilität genannt [vgl. Db2, S. 17].

In der Studie „150 Years of Financial Market Volatility“ von Mitarbeitern der Bank für Internationalen Zahlungsausgleich wurde sowohl für Anleihe- als auch für Aktienmärkte für acht exemplarisch ausgewählte Länder gezeigt, dass seit den frühen 1970er Jahren eine höhere Volatilität der Finanzmärkte zu beobachten ist [vgl. GRS06, S. 89]. Als Volatilität kann dabei das Ausmaß der Schwankungen von Vermögenspreisen innerhalb einer bestimmten Zeitspanne angesehen werden. Eine mathematische Definition der Volatilität ist hier nicht erforderlich, steht jedoch beispielsweise

1. Einleitung

im Monatsbericht September 2005 der Deutschen Bundesbank [vgl. Bun05, S. 70].

Neben der höheren Volatilität ist auch eine Zunahme der Finanzblasen und -krisen seit den 1970er Jahren zu beobachten. Nur beispielhaft seien hier die Immobilien- und Aktienkrise in Japan in der zweiten Hälfte der 1980er, die Immobilien- und Aktienkrise in mehreren Ländern Südostasiens 1993, die Krise des Neuen Marktes zur Jahrtausendwende, die Immobilienkrise in den USA 2008, die aktuelle Griechenlandkrise sowie Währungskrisen in Mexiko, Argentinien, Großbritannien genannt. [Vgl. KA11, S. 1-20]

1.2 Überblick

Vor dem Hintergrund der kritischen Situation an den Finanzmärkten wurde ein Algorithmus für eine Wertpapierhandelsstrategie entwickelt mit dem Ziel, mittelfristig eine überdurchschnittliche Rendite unter besonderer Berücksichtigung von Sicherheits- beziehungsweise Risikoaspekten zu erzielen. Diese Handelsstrategie basiert auf Prämissen der technischen Finanzmarktanalyse, obwohl diese nicht unumstritten sind. Im Gegensatz zur klassischen technischen Analyse liegt der Fokus der hier beschriebenen Handelsstrategie allerdings nicht auf der frühzeitigen Erkennung langfristiger Trends, sondern auf relativ kurzfristigen Prognosen. Entscheidend für den Erfolg der Handelsstrategie ist dabei eine möglichst optimale Gewichtung mehrerer Indikatoren. Diese Gewichte werden auf der Basis historischer Daten in einer sogenannten Kalibrierungsphase ermittelt, die extrem rechenintensiv ist.

Auf einem herkömmlichen High Performance PC würde bei einer direkten Implementierung des Algorithmus die Durchführung dieser Kalibrierungsphase für praxisrelevante Fälle viele tausend Jahre dauern. Da eine solche Implementierung nicht praxistauglich wäre, wurde eine parallele Version des Algorithmus für die am Lehrstuhl für technische Informatik der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel entstandene, massiv parallele, FPGA-basierte Rechnerarchitektur der RIVYERA entwickelt. Dabei zeigte

1.3. Gliederung der Arbeit

sich allerdings, dass eine direkte Parallelisierung des Algorithmus nicht zielführend ist. Der Algorithmus wurde deshalb zunächst mathematisch äquivalent transformiert und anschließend mit verschiedenen Techniken der Mathematik und der Informatik optimiert. Dadurch gelang eine im Vergleich zu dem PC mehr als 22.600-fach performantere Implementierung. Die zusätzliche Entwicklung eines zweiphasigen Iterationsverfahrens führte schließlich dazu, dass für die Durchführung der Kalibrierungsphase auf der RIVYERA weniger als 12 Minuten Rechenzeit benötigt werden. Der Stromverbrauch beträgt dabei lediglich ein Zehntausendstel dessen, was der PC benötigen würde.

Der wirtschaftliche Erfolg der Handelsstrategie wird zunächst gezeigt für einen sicherheitsorientierten Wandelanleihenfonds, der sich im Vergleich zu einem Aktienindex durch deutlich geringere Volatilität auszeichnet. Dabei wird der Einfluss unterschiedlicher Randbedingungen vorgestellt, wie beispielsweise eine geänderte Auswahl der Indikatoren, unterschiedliche Kalibrierungszeiträume oder veränderte Handelskonditionen mit unterschiedlichen Kostenmodellen. Die Ergebnisse für Wandelanleihenfonds zeigen, dass der Erfolg der Handelsstrategie besonders groß in stark volatilen Märkten ist. Diese Beobachtung führte dazu, dass die Handelsstrategie auch auf Aktienfonds angewendet wurde. Für die untersuchten Beispiele zeigen die dabei gewonnenen Ergebnisse, dass die Handelsstrategie dort eine besonders starke Outperformance erzielt. Das Risiko im Sinne der in dieser Arbeit angegebenen Risikomaße ist dabei nicht signifikant höher als bei den sicherheitsorientierten Wandelanleihenfonds.

1.3 Gliederung der Arbeit

Der Aufbau der Arbeit orientiert sich an der Aufgabenstellung und ist folgendermaßen gegliedert:

Im Anschluss an die Einleitung werden in Kapitel 2 die Grundlagen sowie Argumente von Befürwortern und Skeptikern der technischen Analyse vorgestellt. Ergänzend werden kurze Überblicke

1. Einleitung

über Performancestudien zur Wirksamkeit von Methoden der technischen Analyse sowie über bestehende Arbeiten zur computergestützten Finanzmarktmodellierung und -vorhersage gegeben.

In Kapitel 3 wird ein Algorithmus für eine Handelsstrategie hergeleitet. Dafür werden zunächst die Randbedingungen und die Grundidee erläutert. Anschließend wird beschrieben, wie eine sinnvolle Auswahl der Indikatoren erfolgen kann. Die formale Beschreibung des Algorithmus zur Ermittlung der Gewichte sowie der Handelsstrategie beenden dieses Kapitel.

In Kapitel 4 werden zunächst die Hardware-Architektur des massiv parallelen FPGA-Systems RIVYERA sowie der Aufbau des dort verwendeten FPGAs Spartan-3 5000 erläutert. Die Parallelisierung des Suchverfahrens sowie dessen Optimierung in Bezug auf die verwendete Hardware bilden den Kern der Arbeit. Die hierfür verwendeten Methoden aus Bereichen der Mathematik und der Informatik werden in den Abschnitten 4.3 bis 4.5 beschrieben. Das zweiphasige Iterationsverfahren wird in Abschnitt 4.6 hergeleitet. Das Kapitel endet mit einer theoretischen Performanceanalyse sowie den Ergebnissen praktisch durchgeführter Vergleichsmessungen zwischen der RIVYERA und dem zur Verfügung stehenden High Performance PC bezüglich der Laufzeit und der Energieeffizienz.

Für die wirtschaftliche Evaluierung der Handelsstrategie in Kapitel 5 werden zunächst vier Rendite- und Risikomaße sowie das Evaluierungsverfahren vorgestellt. Der wirtschaftliche Erfolg wird zuerst für einen Wandelanleihenfonds gezeigt. Am Beispiel dieses Fonds wird anschließend der Einfluss unterschiedlicher Randbedingungen diskutiert. Beendet wird dieses Kapitel mit den Ergebnissen für die Anwendung der Handelsstrategie auf einen Aktienfonds und einem Blick in die Zukunft.

Abschließend werden in Kapitel 6 die wichtigsten Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst und Anregungen für weiterführende Forschungsmöglichkeiten in diesem Bereich gegeben.

Allgemeine Grundlagen

2.1 Technische Analyse

Die im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Handelsstrategie basiert auf Methoden der technischen Analyse. Da es in der Literatur unterschiedliche Definitionen des Begriffes der technischen Analyse gibt und deren Methoden sowie deren Erfolg in der Wissenschaft umstritten sind, werden exemplarisch drei verschiedene Definitionen zitiert und einige der wesentlichen Argumente aufgeführt, die für beziehungsweise gegen die Methoden der technischen Analyse sprechen.

2.1.1 Definitionen der technischen Analyse

Definition aus dem Gabler Wirtschaftslexikon

Im Gabler Wirtschaftslexikon steht unter dem Begriff „technische Aktienanalyse“: „Siehe auch Chartanalyse. Im Gegensatz zur fundamentalen Aktienanalyse stützt sich die technische Aktienanalyse auf die Beobachtung der Kurs- und Umsatzbewegungen der Aktien und nicht auf Daten aus dem gesamtwirtschaftlichen oder unternehmerischen Umfeld. Die traditionelle Aktienanalyse arbeitet mit Charts, deren Kursverläufe zu Schlüssen auf das weitere Verhalten der Marktteilnehmer genutzt werden. Darüber hinaus wurde die moderne technische Analyse weiterentwickelt, deren Anfänge in die 1970er-Jahre zurückgehen. Sie verwendet technische Indikatoren der Trendanalyse und der Zyklusanalyse, die neben den Kursen auch auf Aktienindizes, dem Umsatzvolumen, den Markt-

2. Allgemeine Grundlagen

breitedaten, dem Marktsentiment und dem Nachfragepotential basieren.“
[Ga2]

Definition nach John J. Murphy

John J. Murphy, US-amerikanischer, technischer Analyst und Autor mehrerer Bücher über die technische Analyse, definiert diese folgendermaßen: „Technical analysis is the study of market action, primarily through the use of charts, for the purpose of forecasting future price trends.“ [Mur99, S. 1] Danach sollen hauptsächlich Kursverläufe der Vergangenheit genutzt werden, um zukünftige Kursentwicklungen vorauszusagen. Laut Murphy basiert die technische Analyse auf den 3 Prämissen „Market action discounts everything“, „Prices move in trends“ und „History repeats itself“ [Mur99, S. 2].

Die erste Prämisse „Market action discounts everything“ besagt, dass alle fundamentalen, psychologischen, politischen und sonstigen Einflüsse in den Kursen enthalten sind. Begründet wird diese Annahme damit, dass ein steigender Kurs letztlich ein Zeichen dafür ist, dass die Nachfrage nach einem Wertpapier zu dem aktuellen Preis größer als das Angebot ist. Dabei spielt es für den technischen Analysten keine Rolle, was der Grund für die erhöhte Nachfrage ist. Auslöser könnte beispielsweise sein, dass sich die Fundamentaldaten des Unternehmens oder Marktes verbessert haben, welches mit dem Wertpapier gehandelt wird, so dass die Nachfrage nach dem Wertpapier und damit der Kurs steigt. Der steigende Kurs spiegelt also in diesem Fall die verbesserten Fundamentaldaten wider, so dass es für den technischen Analysten ausreicht, die Kursverläufe zu analysieren, weil dort alle positiven und negativen Einflüsse bereits enthalten sind. Auch wenn dem technischen Analysten bekannt ist, dass es verschiedene Gründe gibt, warum ein Papier in Zukunft wahrscheinlich fallen beziehungsweise steigen wird, interessiert ihn ausschließlich der Kursverlauf. [Vgl. Mur99, S. 2-3]

Die zweite Prämisse lautet „Prices move in trends“. Ziel der technischen Analyse ist es, diese Trends möglichst frühzeitig zu erkennen, um dann entsprechend zu handeln. Der technische Analyst geht davon aus, dass es

2.1. Technische Analyse

wahrscheinlicher ist, dass sich ein Trend fortsetzt, als dass er sich umdreht. Selbst wenn jedoch die Wahrscheinlichkeit für eine Trendfolge größer sein sollte als für eine Trendumkehr, gibt es auf der Erde im Allgemeinen nichts, was unendlich groß oder unendlich klein wird. Irgendwann wird deshalb ein Trend brechen. Der technische Analyst versucht, diesen Zeitpunkt möglichst frühzeitig zu erkennen. [Vgl. Mur99, S. 3-4]

Die dritte Prämisse „History repeats itself“ besagt, dass sich Kursverläufe der Vergangenheit in ähnlicher Weise in der Zukunft wiederholen werden. Begründet wird diese Prämisse vor allem mit der menschlichen Psyche, die sich - in der Summe betrachtet - meistens nur relativ wenig ändert. So sind beispielsweise Angst, Gier, Herdentrieb und Panik Verhaltensweisen, die es schon lange gibt und die großen Einfluss auf die Marktentwicklungen haben können und wahrscheinlich auch in Zukunft haben werden. [Vgl. Mur99, S. 4-5]

Laut Murphy zeichnet sich die technische Analyse dadurch aus, dass sie sowohl für unterschiedliche Märkte wie Aktien, Rentenpapiere, Futures und Devisen geeignet ist als auch für sehr unterschiedliche Zeithorizonte, sei es für kurzfristige Prognosen innerhalb eines Tages oder langfristige Prognosen über Monate oder Jahre. [Vgl. Mur99, S. 8-10].

Definition nach Martin J. Pring

Martin J. Pring, ebenfalls Vertreter der technischen Analyse, gibt folgende Definition: „The technical approach to investment is essentially a reflection of the idea that prices move in trends that are determined by the changing attitudes of investors toward a variety of economic, monetary, political, and psychological forces. The art of technical analysis, for it is an art, is to identify a trend reversal at a relatively early stage and ride on that trend until the weight of the evidence shows or proves that the trend has reversed.“ [Pri02, S. 2-3] Pring versteht die technische Analyse nicht als eine Wissenschaft, in der es Sätze gibt, die bewiesen werden können, sondern als eine Kunst, die erlernt werden kann.

2. Allgemeine Grundlagen

Laut Pring basiert die technische Analyse auf der Grundannahme, dass die Verhaltensweisen der Menschen relativ konstant sind, so dass die Menschen dazu neigen, in ähnlichen Situationen ähnlich zu handeln. Dabei sei allerdings zu beachten, dass die menschliche Psyche sehr komplex sei und sich die Verhaltensweisen deshalb kaum exakt wiederholen werden. Außerdem ist zu beachten, dass auch die Situationen sich kaum exakt wiederholen und es schwierig ist, einen Ähnlichkeitsgrad zwischen Situationen zu definieren und festzustellen. Einerseits gibt es also durchaus die Chance, eine gute Prognose über das Handeln der Menschen zu erstellen, andererseits gibt es eine Reihe von Unwägbarkeiten, wie die Menschen reagieren werden. Da die Kursentwicklungen von Wertpapieren und damit der Märkte von Kauf- und Verkaufsentscheidungen der Menschen abhängen, lässt sich die Prognosemöglichkeit über das Verhalten von Menschen auf die Kursentwicklungen von Wertpapieren und Märkten übertragen. Laut Pring gilt: „Technical analysis deals in probability, never certainties.“ [Pri02, S. 2]

Laut Pring wurde Ende des 20. und Anfang des 21. Jahrhunderts in der technischen Analyse zunehmend versucht, Indikatoren zu entwickeln, die exakte Ein- und Ausstiegspunkte liefern. Bei genauerer Untersuchung der daraus resultierenden Handelsstrategien über längere Zeiträume stellt sich dann oft heraus, dass die Indikatoren nicht mehr funktionieren, wenn es wesentliche Änderungen der Marktbedingungen wie beispielsweise Inflation, Deflation, Krieg, Frieden gibt.

Ein perfekter Indikator wurde bisher nicht gefunden und wird es laut Pring wahrscheinlich auch niemals geben. Gelegentliche Fehlsignale sind für einen Investor jedoch unproblematisch, solange insgesamt eine ihn zufriedenstellende Rendite erzielt wird. Bei einer zunehmenden Anzahl von Fehlsignalen muss der Investor die Handelsstrategie erneut prüfen. [Vgl. Pri02, S. xii-xiii]

Pring unterteilt die technische Analyse in drei Zweige und zwar in Abhängigkeit davon, welche Indikatoren betrachtet werden [vgl. Pri02, S. 3-6]:

1. Emotionale Indikatoren

Für die Untersuchung emotionaler Indikatoren werden die Marktteilnehmer in unterschiedliche Gruppen unterteilt, zum Beispiel Kleinanleger, Investmentfonds, Börsenmakler und Insider. Basierend auf Beobachtungen, dass Insider in der Nähe eines Trendwechsels eines Wertpapierkurses eher die richtige Handelsentscheidung treffen als Kleinanleger, lassen sich daraus Indikatoren für Handelsentscheidungen ableiten.

2. Flow-of-funds-Indikatoren

Bei der Analyse der Flow-of-funds-Indikatoren werden die finanziellen Situationen unterschiedlicher Investorengruppen analysiert. Dafür wird beispielsweise untersucht, wie hoch einerseits der Anteil der liquiden Mittel und andererseits der Anteil der aktienähnlichen Wertpapiere in den Pensionsfonds, Versicherungsgesellschaften und Investmentfonds ist. Sollte der Anteil der liquiden Mittel deutlich überdurchschnittlich und derjenige der aktienähnlichen Wertpapiere deutlich unterdurchschnittlich sein, kann dies als ein Indikator für demnächst steigende Aktienkurse interpretiert werden.

Ein häufig betrachteter Flow-of-funds-Indikator ist auch das Short-Interest-Ratio: Dieses Verhältnis errechnet sich aus der Quote der Anzahl der leerverkauften Aktien zum durchschnittlichen täglichen Handelsvolumen. Da jede Aktie, die leerverkauft wurde, später zurückgekauft werden muss, kann ein besonders hohes Short-Interest-Ratio ebenfalls als ein Indikator für demnächst steigende Aktienkurse angesehen werden.

Sowohl 2008 nach der Pleite von Lehman Brothers als auch 2011 während der drohenden Insolvenz Griechenlands stellten die US-Notenbank und die Europäische Zentralbank große Mengen an Liquidität zur Verfügung. Ein Teil dieser Gelder floss in die Aktienmärkte, was sich in entsprechenden Kursanstiegen auswirkte. Eine große Menge an Liquidität wird daher ebenfalls häufig als ein Indikator für steigende Aktienkurse angenommen.

2. Allgemeine Grundlagen

3. Marktstrukturindikatoren

Als Marktstrukturindikatoren werden beispielsweise die Kursentwicklungen von einzelnen Wertpapieren oder von Marktindizes, die Entwicklung von Zyklen oder Handelsvolumen betrachtet. Pring unterscheidet bei den Kursentwicklungen des Marktes zwischen kurzfristigen (etwa 3-4 Wochen), mittelfristigen (3 Wochen bis mehrere Monate) und langfristigen (1-5 Jahre) Entwicklungen. Dabei haben die langfristigen Trends, oft auch „primäre Trends“ genannt, für Pring die größte Bedeutung, mittelfristige Trends sind weniger interessant und kurzfristige Bewegungen hält Pring für zufällig und für relativ uninteressant.

2.1.2 Historische Entwicklung der technischen Analyse

Als einer der Begründer der technischen Analyse gilt Charles Dow (1851-1902). Dow veröffentlichte im Wallstreet Journal zwischen 1900 und 1902 eine Reihe von Artikeln über Aktienmarktbewegungen. Posthum wurden Dows Grundsätze von William P. Hamilton zusammengefasst [Ham22, S. 21-39] und weiterentwickelt.

Deutlich später veröffentlichte Robert Rhea das Buch „The Dow theory: an explanation of its development and an attempt to definite its usefulness as an aid in speculation“ [Rhe32] mit einer Zusammenfassung der Artikel von Dow und Hamilton.

Dow konstruierte zwei Indices, den Dow Jones Industrial Average und den Dow Jones Rail Average, der inzwischen weiterentwickelt wurde zum Dow Jones Transportation Average (DJTA). Auf Basis der Schlusskurse und der gehandelten Volumen dieser beiden Indizes sollte der langfristige Trend erkannt und möglichst frühzeitig eine Trendwende prognostiziert werden.

Die Dow-Theorie geht davon aus, dass sämtliche verfügbaren Informationen von den Marktteilnehmern sofort verarbeitet werden und in die Kurse einfließen, so dass es ausreicht, Kursentwicklungen zu untersuchen und weitere Informationen vernachlässigt werden können. Diese

2.2. Markteffizienz- und Randomwalk-Theorie

Annahme wird häufig auch als eine der grundlegenden Annahmen der technischen Analyse angesehen und wird von Murphy als erste Prämisse der technischen Analyse angegeben (s. S. 10).

Die technische Analyse basierte zunächst hauptsächlich auf Charts. Die technischen Analysten wurden deshalb auch als Chartisten bezeichnet. [Vgl. Mur99, S. 10-11]

Charts haben den Vorteil, dass eine Vielzahl von Kursdaten relativ übersichtlich grafisch dargestellt werden kann. Aus diesen Charts werden dann beispielsweise Aufwärts- und Abwärtstrends sowie Unterstützungslinien abgelesen.

Durch die Einführung und die rasante Entwicklung der Computertechnologie bot sich den Analysten die Möglichkeit, auch umfangreiche und komplizierte mathematische Berechnungen durchführen zu können. Gemeinsam mit diesen Möglichkeiten entwickelte sich ein neuer Zweig der technischen Analyse, der auf statistischen Methoden basiert. Zwischen den Zweigen der technischen Analyse gibt es Überschneidungen und viele technische Analysten benutzen Methoden aus verschiedenen Zweigen. [Vgl. Mur99, S. 11]

2.2 Markteffizienz- und Randomwalk-Theorie

Die Markteffizienz-Theorie geht davon aus, dass alle Informationen, die für die Entwicklung der Kurse von Wertpapieren relevant sind, sich sofort in den Kursen niederschlagen. Vorausgesetzt wird dafür, dass eine große Zahl von Marktteilnehmern mit einer ausreichenden Menge liquider Mittel am Marktgeschehen teilnimmt. Sobald es zu einem Wertpapier eine positive Information gibt, wird ein Inhaber und Anbieter dieses Wertpapiers einen höheren Preis verlangen und ein Käufer bereit sein, einen höheren Preis zu bezahlen. Der Kurs des Wertpapiers kann also sofort steigen, ohne das überhaupt ein Handel stattgefunden hat. Bei negativen Informationen wäre ein umgekehrtes Verhalten zu beobachten. Im Sinne der Markteffizienz-Theorie gelten die Aktienmärkte der führenden Industrienationen als effiziente Märkte. Nach der Markteffizienz-Theorie

2. Allgemeine Grundlagen

ist es zwecklos, alle Informationen zu sammeln und auszuwerten und daraus Prognosen für die Kursentwicklung zu erstellen. Eugene F. Fama, einer der Begründer der Markteffizienz-Theorie hat über diese Theorie promoviert und zahlreiche Arbeiten dazu veröffentlicht, zum Beispiel [Fam65a], [Fam65b]. Fama kommt zu dem Schluss, dass Aktienkurse in effizienten Märkten nicht prognostizierbar sind. Allerdings räumt Fama ein, dass ein Beweis dieses Schlusses fehlt und eventuell gar unmöglich ist.

Ausgehend von der Markteffizienz-Theorie geht die Randomwalk-Theorie davon aus, dass Kurse Zufallsmechanismen folgen und sich die Kurse nicht erfolgreich prognostizieren lassen [vgl. Bac64].

Murphy als Vertreter der technischen Analyse hält dem entgegen, dass das Unvermögen, Muster in Kursbewegungen richtig zu interpretieren, kein Beweis dafür sei, dass Kurse nicht prognostizierbar seien [vgl. Mur99, S. 19]. Weitere Skeptiker der Markteffizienz- und der Randomwalk-Theorie sehen den über viele Jahre überdurchschnittlichen Erfolg einzelner Investoren einerseits sowie andererseits die Existenz extremer Blasen an den Finanzmärkten als Beweis dafür, dass die Markteffizienz- und die Randomwalk-Theorie nicht gelten.

Andererseits gibt es Untersuchungen, die belegen, dass von professionellen Fondsmanagern aktiv gemanagte Fonds, im Vergleich zum Referenzindex eher unterdurchschnittlich abschneiden. So wurden für die Zeit von 1977 bis 1997 aktiv gemanagte Aktienfonds untersucht. Während anfangs noch etwa 50% der Fonds den S&P 500¹ schlugen, sank diese Zahl innerhalb der letzten 4 Jahre des untersuchten Zeitraums auf weniger als 25%. Im November 1998 schlugen nur noch etwa 10% den Index [vgl. Bar98]. Der Anteil der Fonds mit einer überdurchschnittlichen Performance nimmt dabei tendenziell ab, je länger der untersuchte Zeitraum ist.

In diesem Zusammenhang ist auch der sogenannte Survivorship Bias zu beachten: Fonds mit einer guten Performance bleiben am

¹US-amerikanischer Index mit 500 Aktienwerten, der von Standard&Poors berechnet wird

2.3. Fundamentale Analyse

Markt, während diejenigen mit einer schlechten Performance vom Markt verschwinden. Sofern lediglich die noch am Markt existierenden Fonds miteinander verglichen werden, führt dies zu einer Verzerrung der Ergebnisse. [Vgl. Zim00]

Der Grund für die unterdurchschnittliche Performance der aktiv gemanagten Fonds könnte dabei allerdings auch an den höheren Kosten liegen, die einerseits für das Umschichten der Wertpapiere innerhalb des Fonds und andererseits für den Fondsmanager und das sonstige Fondsmanagement entstehen. Befürworter der Markteffizienz- und der Randomwalk-Theorie sehen darin, dass weniger als 50% der aktiv gemanagten Fonds eine überdurchschnittliche Rendite erzielen und sich die Größe dieses Anteils tendenziell umgekehrt proportional zur Länge des untersuchten Zeitraums verhält, eine Bestätigung der Markteffizienz- und der Randomwalk-Theorie.

2.3 Fundamentale Analyse

Bei der fundamentalen Analyse konzentriert sich der Analyst auf ökonomische Daten wie beispielsweise solche von Unternehmen, Branchen und Volkswirtschaften. Bei der fundamentalen Analyse eines Unternehmens sind allerdings nicht nur zahlreiche Bilanzdaten wie Gewinn, Umsatz, Eigenkapital und andere zu berücksichtigen, sondern auch Schätzungen zukünftiger Werte wie beispielsweise Wachstums- und Gewinnchancen sowie die zukünftige Konkurrenzsituation. Wie schwer diese Schätzungen sind, ist exemplarisch anhand der Entwicklung der Branche der Mobiltelefone und Smartphones in den letzten Jahren eindrucksvoll abzulesen. Seit der Markteinführung des Smartphones von Apple im Jahre 2007 haben sich die Marktanteile im Bereich der Handys und Smartphones stark verändert (s. Abbildung 2.1).

Vor der Entwicklung von Apples Smartphone war dessen Erfolg und damit die extrem positive Entwicklung des Aktienkurses von Apple und der Rückgang der Kurse anderer Handy- und Smartphone-Hersteller fundamental nicht vorhersehbar (s. Abbildung 2.2). Nach Angaben der

2. Allgemeine Grundlagen

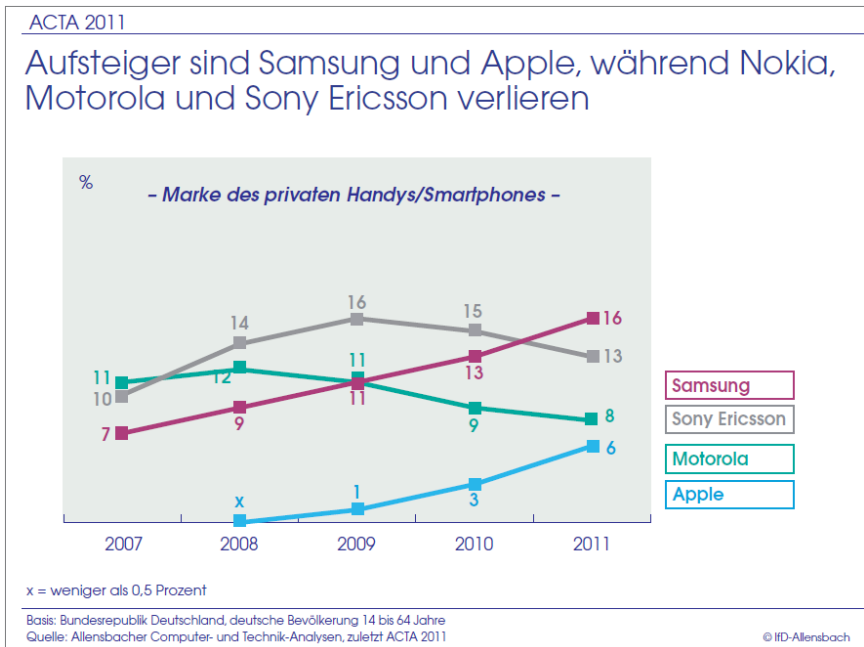


Abbildung 2.1. Entwicklung der Marktanteile ausgewählter Handys und Smartphones 2007-2011 [Kö11, S. 13-14]

„Börse am Sonntag“ vom 4.3.2012 war Apple zu diesem Zeitpunkt mit einer Marktkapitalisierung von mehr als 500 Milliarden Euro das weltweit wertvollste Unternehmen [vgl. Bas]. Auch wenn zu berücksichtigen ist, dass die genannten Unternehmen nicht ausschließlich Handys und Smartphones herstellen, kann jedoch davon ausgegangen werden, dass der Markterfolg und die Perspektiven in diesem Bereich in den letzten Jahren maßgeblichen Einfluss auf die Entwicklung der Aktienkurse hatten.

Robert G. Hagstrom, Autor mehrerer Bücher über Investmentstrategien, hat in seinem Buch „The Essential Buffett“ [Hag01] die Anlagestrategien von Warren Buffett analysiert, der 1999 zum bedeutendsten Investor des 20. Jahrhunderts gewählt wurde [vgl. Hag01, S. 1]. Bevor Buffett in ein

2.3. Fundamentale Analyse

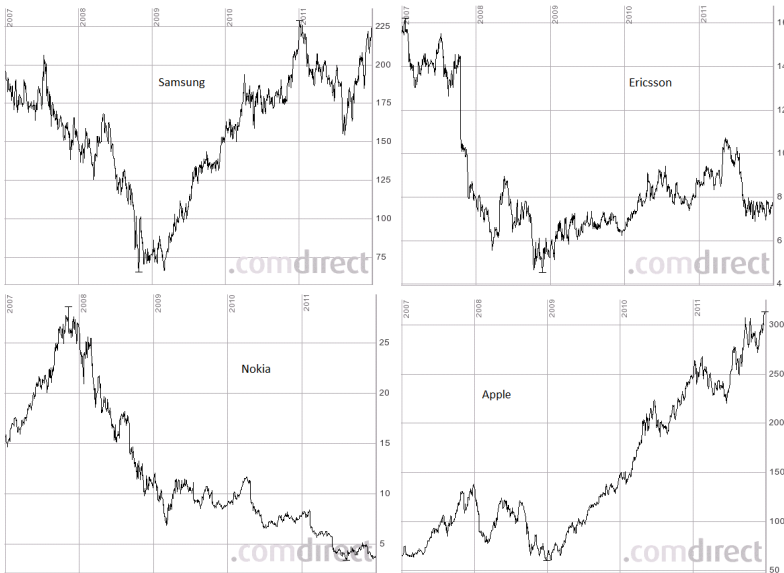


Abbildung 2.2. Kursentwicklungen ausgewählter Handyhersteller 2007-2011 ²

Unternehmen investierte, hat er dieses sehr ausführlich analysiert. Er beurteilt den Erfolg eines Unternehmens nicht anhand kurzfristiger Kursentwicklungen, sondern anhand wirtschaftlicher Fundamentaldaten, wie beispielsweise der Eigenkapitalrentabilität, den Veränderungen in den operativen Margen, dem Grad der Verschuldung, dem Investitionsbedarf und dem Zuwachs des Barergebnisses. Kurzfristige Kursentwicklungen sind für Buffett bedeutungslos. [Vgl. Hag01, S. 4-6]

Laut Hagstrom gibt es keine prognostizierbaren Muster von Kursänderungen, mit deren Hilfe die zukünftige Richtung der Aktienmärkte vorhersagt werden kann. Aus dem menschlichen Bestreben nach der Suche von Mustern resultiert laut Hagstrom auch der Versuch, Kursmuster zu suchen, anhand derer zukünftige Kursentwicklungen prognostiziert

²Da Motorola Anfang 2011 das Unternehmen aufgliederte in Motorola Mobility und Motorola Solutions, existiert für Motorola kein durchgängiger Chart. Stattdessen wurde der Chart von Nokia abgebildet, ein anderes namhaftes Unternehmen der gleichen Branche.

2. Allgemeine Grundlagen

werden können. Hagstrom hält dies jedoch für einen Irrtum. [Vgl. Hag01, S. 15] Laut Hagstrom ist es wichtig zu verstehen, dass es mathematisch unmöglich ist, die zukünftige Entwicklung des Aktienmarktes vorherzusehen [vgl. Hag01, S. 14]. Einen Beweis dieser Aussage liefert Hagstrom allerdings nicht.

2.4 Einfluss der Psychologie auf das Börsengeschehen

Neben den Fundamentaldaten hat auch das Verhalten der Anleger einen zunehmenden Einfluss auf das Börsengeschehen. Laut Wirtschaftsnobelpreisträger Daniel Kahnemann folgt das Börsengeschehen je zur Hälfte ökonomischen und psychologischen Gesetzmäßigkeiten. Der Börsenexperte André Kostolany schätzt den Einfluss der Psychologie auf die Aktienkurse sogar auf 90%. [Vgl. Kit09, S. 9]

Die genaue Größe des Einflusses der Psychologie auf die Aktienkurse lässt sich dabei kaum bestimmen, zumal es Wechselwirkungen zwischen den Fundamentaldaten und der Psychologie gibt: Sowohl schlechte als auch gute Fundamentaldaten wirken sich auf die Psychologie der Anleger aus, aber auch eine schlechte Stimmung an der Börse kann dazu führen, dass die Gewinnschätzungen der Unternehmen geringer ausfallen als in Zeiten guter Börsenstimmung.

Der US-amerikanische Wissenschaftstheoretiker Thomas Kuhn hat in seinem Buch „The Structure of Scientific Revolutions“ intensiv untersucht, wie sich neue Erkenntnisse in der Wissenschaft durchsetzen [Kuh96]. Laut Kuhn ist dabei zwischen Phasen der Normalwissenschaft und den wissenschaftlichen Revolutionen zu unterscheiden. In der Phase der Normalwissenschaft werden neue Erkenntnisse gewonnen, die sich meist in ein bestehendes und allgemein anerkanntes Modell einfügen. Diese neuen Erkenntnisse werden in der wissenschaftlichen Gemeinschaft im allgemeinen relativ schnell akzeptiert. Anders ist es bei den wissenschaftlichen Revolutionen: Hier werden oft Grundsätze, die zuvor in der wissenschaftlichen Welt anerkannt wurden, widerlegt oder zumindest in Frage gestellt.

2.5. Performancestudien zu Methoden der technischen Analyse

Bei solchen wissenschaftlichen Revolutionen müssen sich also zunächst wenige Wissenschaftler gegen die vorherrschende wissenschaftliche Meinung stellen. Dies kann mit erheblichen Gefahren nicht nur für die wissenschaftliche Reputation verbunden sein. So zögerte Kopernikus etwa 3 Jahrzehnte, bis er seine Theorie des heliozentrischen Weltbildes 1543 kurz vor seinem Tod veröffentlichte. Laut Kuhn neigen die Vertreter der vorherrschenden Lehre zunächst dazu, neue Theorien abzulehnen, die dem bisherigen Stand der Wissenschaft widersprechen, weil die Akzeptanz der neuen Theorie oft mit einem Eingeständnis des eigenen Irrtums einhergeht.

Laut Hagstrom ist bei vielen Anlegern ein ähnliches Verhalten zu beobachten: Wenn am Markt eine Meinung besonders stark vertreten ist, fällt es den Anlegern oft schwer, sich entgegengesetzt zu verhalten [vgl. Hag01, S. 18]. Dies gelte vor allem dann, wenn es länger dauert, bis sich der Erfolg des entgegengesetzten Verhaltens einstellt. Dies führe dazu, dass ein Großteil der Anleger eher dazu neigt, Trends zu folgen und zu versuchen, möglichst kurzfristige Gewinne zu erzielen, als eigenständige Analysen durchzuführen und sich gegen den Trend zu stellen.

Das menschliche Verhalten in Finanz- und Kapitalmärkten bietet zahlreiche interessante Forschungsaspekte und es wird in den letzten Jahren unter dem Begriff „verhaltensorientierte Finanzwissenschaft“ beziehungsweise „Behavioral Finance“ zunehmend erforscht [vgl. Kit09, S. 9-10]. Aus Sicht der technischen Analyse kann jedoch davon ausgegangen werden, dass dieses Wissen nicht benötigt wird, da sich alle verhaltensorientierten Einflüsse genauso wie die fundamentalen und sonstigen Einflüsse in den historischen Daten widerspiegeln.

2.5 Performancestudien zu Methoden der technischen Analyse

Das große Interesse an den Methoden der technischen Analyse spiegelt sich in zahlreichen Arbeiten ([MCC00], [PI07], [HK05], [PI04], [FRGMSR00],

2. Allgemeine Grundlagen

[Fam91]) wider, die untersuchen, welcher Gewinn sich mit Methoden der technischen Analyse erzielen lässt.

Park und Irwin haben sehr viele Studien zu dieser Fragestellung untersucht. Sie unterscheiden bei den empirischen Studien zwischen den frühen und den modernen Studien. Die frühen Studien geben Hinweise darauf, dass bis in die 80er-Jahre des 20. Jahrhunderts Handelsstrategien, die auf Methoden der technischen Analyse basierten, in Währungs- und Future-Märkten gewinnbringend waren, nicht aber in Aktienmärkten. Die modernen Studien mit weiterentwickelten Testverfahren geben Hinweise darauf, dass zumindest bis Anfang der 90er-Jahre des 20. Jahrhunderts Methoden der technischen Analyse in speziellen Finanzmärkten gewinnbringend waren. Von 95 von Park und Irwin untersuchten modernen Studien kommen 56 zu dem Ergebnis, dass die betrachteten Methoden gewinnbringend sind, 20 kommen zu einem negativen Ergebnis und 19 Studien liefern keine signifikanten Ergebnisse. Allerdings sind die Testverfahren in den Studien unterschiedlich und zum Teil unsauber, weil beispielsweise erhöhte Risiken, im realen Handel tatsächlich anfallende Transaktionskosten und/oder die Gefahren des Data Snooping ignoriert wurden. [Vgl. PI07] Dieses Data Snooping tritt beispielsweise auf, wenn Datensätze, die für die Kalibrierung des Prognoseverfahrens verwendet wurden, anschließend auch für die Evaluierung der Prognosemethode genutzt werden. Data Snooping ist eine sehr verbreitete Gefahr und führt häufig zu einer Verfälschung der Ergebnisse. [Vgl. Whi00]

Aufgrund der beschriebenen Mängel der Studien stellt sich die Frage, welche Aussagekraft die Ergebnisse dieser Studien haben.

Marshall, Cahan und Cahan [MCC00] haben mehr als 5000 verbreitete Methoden der technischen Analyse in den 49 im Morgan Stanley Capital Index vertretenen Ländern unter möglichst weitgehender Vermeidung des Data Snooping getestet. Sie kommen zu dem Ergebnis, dass es Hinweise darauf gibt, dass die Verfahren der technischen Analyse in den Märkten der Schwellenländer etwas besser als in den entwickelten Märkten funktionieren, insgesamt die untersuchten Verfahren jedoch keinen signifikanten Mehrwert liefern.

Aber selbst für den Fall, dass fast alle Methoden der technischen Analyse unbrauchbar sind und nur eine einzige noch unbekannte Methode gewinnbringend, wäre es sehr interessant, diese eine gewinnbringende Methode der technischen Analyse zu finden.

2.6 Zufall und Ordnung

George Johnson hat in seinem Buch „Fire in the Mind“ [Joh97] intensiv das menschliche Bestreben untersucht, die Welt mit Hilfe überschaubarer Muster und Regeln zu erklären. Laut Johnson ist das Gehirn so angelegt, dass es gegen Unordnung rebelliert und versucht, Muster zu erkennen. Dabei werden sowohl echte als auch vermeintliche Muster gefunden. Der Verstand sehne sich nach Mustern, die Gesetzmäßigkeiten suggerieren, so dass Sachverhalte erklärbar werden, die in ihrer Komplexität das menschliche Gehirn überfordern würden. Oft zeige sich jedoch im Nachhinein, dass diese Suche nach einfachen Mustern und die daraus abgeleiteten Gesetzmäßigkeiten zu Irrtümern führen. So galt es beispielsweise auf Grund von Beobachtungen lange Zeit als sicher, dass die Erde im Mittelpunkt des Sonnensystems steht, bis Kopernikus dies widerlegte. [Vgl. Joh97, S. 104]

Für Johnson ist Wissenschaft die Suche nach Gesetzmäßigkeiten. Danach kann die Entwicklung einer wissenschaftlichen Theorie mit der Suche nach einer Kurve verglichen werden, die eine Menge von Punkten miteinander verbindet. Stellt man sich nun eine zufällig verteilte Menge von Punkten in einer zweidimensionalen Ebene vor, so gibt es meistens viele verschiedene Möglichkeiten, diese Punkte miteinander zu verbinden. Eine Möglichkeit besteht beispielsweise darin, die Punkte wie in einem Malbuch für Kinder miteinander zu verbinden. Dabei wird jedoch oft eine Zickzacklinie entstehen, bei der es schwierig ist, die Lage weiterer Punkte zu prognostizieren. Der Wissenschaftler sucht eine möglichst einfache Kurve, mit der die Lage weiterer Punkte möglichst gut vorausgesagt werden kann. Dabei soll durch die Approximation der Punktmenge durch eine Kurve auch eine kompakte Zusammenfassung der Daten erreicht werden. Durch die Approximation kommt es meistens dazu, dass nicht

2. Allgemeine Grundlagen

alle Punkte exakt auf der Kurve liegen, sondern viele etwas und einige eventuell sogar weit daneben. Diese Abweichungen werden dann oft als Hintergrundrauschen bezeichnet. Bei dieser Suche nach einer einfachen Kurve besteht jedoch immer die Gefahr, dass es diese einfache Kurve und die daraus abgeleiteten Gesetzmäßigkeiten gar nicht gibt. Das Finden einfacher Kurven ist dann vergleichbar mit dem Erkennen von Tiergestalten in Wolken- oder Sternbildern. [Vgl. Joh97, S. 4-5]

Die Frage, ob ein Ereignis zufällig oder nach (eventuell unbekanntem) Gesetzmäßigkeiten geschieht, ist nicht unbedingt einfach zu beantworten. Johnson hat dies anhand des Roulettespiels ausgeführt. [Vgl. Joh97, S. 85-104] Danach würde ein Großteil der Menschheit behaupten, dass es Zufall sei, in welche Zahl die Kugel beim Roulette fällt. Mitte der 70er Jahre des 20. Jahrhunderts untersuchten die Physiker Farmer und Packard das Roulettespiel sehr systematisch. Sie führten zahlreiche Messungen durch und entwickelten Gleichungen, die sie schließlich in ein Computerprogramm umsetzten. Dieses Programm setzten sie in mehreren Kasinos ein. Obwohl die verschiedenen Roulettetische und Kugeln natürlich alle etwas unterschiedlich sind und unterschiedlichen Einflüssen wie beispielsweise Luftdruck und Luftfeuchtigkeit unterliegen, gelang es ihnen mit diesem System zu zeigen, dass ein Teil der Zufälligkeit des Roulettespiels reduziert werden kann. Als etwas später die Statistiker der Kasinos feststellten, dass sich die Gewinnaussichten für das Kasino verschlechterten, wurden Roulettecomputer in den Kasinos von Las Vegas verboten. Die vermeintliche Zufälligkeit des Roulettespiels könnte als „Zufälligkeit durch Unwissen“ bezeichnet werden, die durch das Sammeln und Auswerten hinreichend vieler Informationen geschlagen werden kann.

Laut Johnson könnte angenommen werden, dass es neben der „Zufälligkeit durch Unwissenheit“ noch zwei weitere Arten von Zufall gibt: Der Zufall, der auf Chaos beruht, bei dem ein System zwar grundsätzlich mathematisch beschreibbar ist, aber geringfügige Änderungen in den Anfangsbedingungen im langfristigen Verlauf zu völlig unterschiedlichen Ergebnissen führen können. Der Schmetterlingseffekt, der besagt, dass ein Flügelschlag eines Schmetterlings der Auslöser für einen Wirbelsturm in einem anderen Erdteil sein könnte, wird dieser Art des Zufalls zugeordnet.

2.6. Zufall und Ordnung

Als dritte Art des Zufalls nennt Johnson denjenigen, der auf Quantenunbestimmtheit beruht und deshalb nie überwunden werden könne.

Ob das Verhalten eines komplexen Systems auf Zufall oder Ordnung beruht, kann laut Johnson oft nicht entschieden werden.

Die Wege von Farmer und Packard trennten sich nach ihrer Promotion zunächst. Packard arbeitete erst am Institute for Advanced Study in Princeton und später am Center for Complex Systems Research an der University of Illinois. Farmer arbeitete am Center for Nonlinear Studies in Los Alamos und analysierte dort das Verhalten komplexer Systeme, unter anderem auch des Aktienmarktes.

1991 kreuzten sich die Wege von Farmer und Packard wieder und sie gründeten die Prediction Company in Santa Fe, um dort das Verhalten von Finanzmärkten zu analysieren und Prognosen zu erstellen. Dabei konzentrierten sie sich allerdings zunächst auf Devisenmärkte, weil sie annahmen, dass dort das Hintergrundrauschen geringer sei als bei den Aktienmärkten. Mit Hilfe zahlreicher Finanzdaten wie Marktindizes, Wechselkursen und vielen anderen mehr wurden mehrdimensionale Graphen erstellt, in denen nach flüchtigen Mustern gesucht wurde, die bisher noch nicht von anderen Analysten entdeckt wurden. Zu diesem Zweck wurden genetische Algorithmen entwickelt, die Grundlage einer Software sein sollten, die derart komplex war, dass sie nicht mehr unmittelbar vom Menschen entworfen werden kann. Ausgehend von der Darwinschen Evolutionstheorie sollte die Software Programmcode mutieren. Die daraus entstehenden Softwareversionen sollten gegeneinander antreten, in der Hoffnung, diejenige Version zu finden, die am besten die Entwicklung eines Wertpapiers oder eines ganzen Finanzmarktes prognostizieren kann. [Vgl. Joh97, S. 103]

Laut Johnson sind allerdings die meisten Wirtschaftswissenschaftler der Ansicht, dass die Kursbewegungen zufällig sind. Im Allgemeinen gibt es sehr viele Händler und eine große Anzahl von Informationen, die kursbeeinflussend sein können. Diese große Anzahl von Informationen kann zudem noch sehr unterschiedlich interpretiert werden. Daraus resultieren so unterschiedliche Handlungsweisen, dass die Kursentwicklung

2. Allgemeine Grundlagen

nicht prognostizierbar ist. Wenn ein Unternehmen einen überraschend schlechten Bilanzbericht veröffentlicht, fallen oder steigen die Kurse laut Johnson etwa gleich oft. Die täglichen Kursschwankungen einer Aktie seien ähnlich zufällig wie das Werfen einer Münze. Trotzdem versuchen viele Wirtschaftswissenschaftler durch die Analyse der historischen Kursbewegungen, Prognosen für die zukünftige Kursentwicklung zu erstellen. Falls tatsächlich eine relativ sichere Prognosemöglichkeit gefunden wird, mit der sich vorhersagen lässt, dass der Kurs eines Wertpapiers am nächsten Tag steigen wird, und diese Prognosemöglichkeit allgemein bekannt ist, würde dies natürlich dazu führen, dass es bereits am Tag vor dem prognostizierten Kursanstieg eine große Nachfrage nach dem Wertpapier gäbe, so dass der Kurs bereits dann steigen würde. Sollte es also tatsächlich gelingen, eine relativ sichere Prognosemöglichkeit zu finden, welche die meisten anderen Analysten auf Grund der mathematischen Komplexität nicht erkennen, sollte dieses Prognoseverfahren geheim gehalten werden, um den wirtschaftlichen Nutzen daraus ziehen zu können. [Vgl. Joh97, S. 102]

2.7 Data Mining in Finanzmärkten

Data Mining hat zum Ziel, möglichst automatisch neue Hypothesen aus großen Datenbeständen mit Hilfe von Algorithmen zu generieren [vgl. Ga2]. Für den Bereich der Finanzmärkte kommen als Datenbestände beispielsweise Fundamentaldaten einer Firma, Kursdaten, volkswirtschaftliche Daten und/oder politische Neuigkeiten in Betracht. Die tägliche Datenflut ist immens und Data Mining in Finanzmärkten ist somit ein attraktives Forschungsgebiet.

Seit etwa 10 Jahren werden Methoden aus diesem Bereich der Wissenschaft erforscht, um gewinnbringende Strategien an Finanzmärkten zu generieren [vgl. HAS10]. Einige der wichtigsten Arbeiten aus diesem Bereich sollen hier kurz skizziert werden:

Kovalerchuk und Vityaev geben in dem Buch „Data Mining in Finance“ [KV00] eine Einführung in die Methoden des Data Mining und beschreiben,

2.8. Computing und High Performance Computing zur Finanzmarktmodellierung und -vorhersage

welche enorme Herausforderung es darstellt, Markttrends mit Hilfe von Methoden des Data Mining zu prognostizieren. Sie zeigen empirisch, dass solche Methoden in unterschiedlichen Märkten erfolgreich sein können.

Gavrilov et al. [Gav+00] untersuchen unterschiedliche Maße, um Wertpapiere in Abhängigkeit von ihren Kursverläufen zu klassifizieren. Die Autoren evaluieren dabei bekannte Maße und entwickeln neue, die zu einer Extraktion von Informationen dienen sollen, mit denen zukünftige Verläufe dieser Wertpapiere vorhergesagt werden können.

Langdell [Lan02] setzt Data Mining Methoden zusammen mit neuronalen Netzen und Entscheidungsbäumen ein, um die Verläufe individueller Wertpapiere und Währungsentwicklungen vorherzusagen. Der Autor verweist auf mehrere am Markt vorhandene Fonds, bei deren Management seine Techniken eingesetzt werden, macht aber keine Aussage über die Verlässlichkeit der Prognosen und über die Art des Einsatzes.

Kannan et al [Kan+10] setzen Data Mining Methoden ein, um daraus eine Prognose für den Schlusskurs eines Wertpapiers am jeweils folgenden Handelstag zu erstellen. Als Indikatoren werden der Durchschnittspreis, der gleitende Mittelwert, der RSI (relative Stärke Index) und weitere technische Indikatoren verwendet. Nach eigenen Angaben kommen sie damit auf eine Trefferwahrscheinlichkeit für die Tendenz von 58,25%.

Einen interessanten Überblick über wichtige Arbeiten zum Data Mining im Bereich der Finanzmarktprognose haben Hajizuadeh et al. [vgl. HAS10] zusammengestellt.

2.8 Computing und High Performance Computing zur Finanzmarktmodellierung und -vorhersage

Die Teilnehmer an den Finanzmärkten befinden sich in einem permanenten Konkurrenzkampf, so dass sowohl der finanzielle Anreiz

2. Allgemeine Grundlagen

als auch das Interesse immens sind, die besten Methoden und Computer sowohl für die Finanzmarktmodellierung und -vorhersage als auch für das Risiko-Management einzusetzen.

Ursprung der mathematischen Modelle zum Portfolio-Management war das Werk von Harry Markowitz [Mar52]. Aber erst 1990 wurde die Bedeutung dieser Forschungsrichtung voll anerkannt und mit einem Nobelpreis für Wirtschaftswissenschaften ausgezeichnet.

Benoît Mandelbrot [Man63] modellierte Risiko und Volatilität mit dem Ziel, Zinsen und Wechselkurse mathematisch zu erfassen.

Eine wissenschaftlich häufig behandelte Anwendung hoher Rechenleistung im Bereich der Finanzmarktmodellierung ist das Merton-Black-Scholes-Modell für die Optionspreisbestimmung [BS73], [Mer73], [Tse+11], [Tse+10], [JLT11]. Diese Modelle sind zeitkontinuierliche stochastische Prozesse. Lösungen kann man durch Diskretisierung und Monte-Carlo-Simulationsverfahren berechnen. Phelim Boyle [Boy77] schrieb einen wegweisenden Beitrag in diese Richtung, weitere Arbeiten behandeln die Beschleunigung dieser Berechnungen mit Spezialrechnern [vgl. TB10].

Das Bedürfnis der Investoren, die Risiken ihrer Portfolios mit mathematischen Modellen zu kontrollieren, führte zu einer speziellen Theorie von Optimierungsmethoden [vgl. Zen93]. Solche Methoden fallen unter den Begriff der stochastischen Programmierung. Bradley und Crane [BC72] sowie Kusy und Ziemba [KZ86] leisteten grundlegende Beiträge in diese Richtung. Wichtige Arbeiten zur Beschleunigung dieser Verfahren mit Supercomputern oder Spezialhardware wurden veröffentlicht von Mulvey und Vladimirov [MV92], Zenios [Zen91], Hiller und Eckstein [HE93] sowie Hutchinson und Zenios [HZ91].

2.9 Zusammenfassung

Die technische Analyse basiert im Wesentlichen auf den folgenden drei Prämissen:

2.9. Zusammenfassung

1. In den Kursen sind die Auswirkungen sämtlicher fundamentaler Daten von Märkten und Unternehmen, der Psychologie der Marktteilnehmer und anderer Aspekte bereits enthalten. Eine erfolgreiche Kursprognose kann allein auf Basis von Kursdaten erfolgen.
2. Die Kurse folgen Trends.
3. Daten der Vergangenheit sind geeignet, um daraus erfolgreiche Kursprognosen abzuleiten. Alles Weitere muss nicht berücksichtigt werden, es ist noch nicht einmal hilfreich.

Zur Wirksamkeit von Handelsstrategien, die auf Methoden der technischen Analyse basieren, gibt es sehr unterschiedliche Aussagen: Murphy behauptet, dass die Wirksamkeit von Handelsstrategien, die auf Methoden der technischen Analyse basieren, anhand zahlreicher Beispiele nachgewiesen wurde; Hagstrom behauptet, dass die Prognostizierbarkeit von Kursentwicklungen mit Methoden der technischen Analyse mathematisch unmöglich ist und darauf basierende Handelsstrategien nur zufällig gute Ergebnisse liefern können.

Aufgrund des großen Interesses der Wissenschaftler und der Finanzmarktteilnehmer gibt es zahlreiche Studien zum Nutzen von Handelsstrategien, die auf Methoden der technischen Analyse basieren: Einige dieser Studien kommen zu dem Ergebnis, dass ein Teil dieser Handelsstrategien unter bestimmten Voraussetzungen erfolgreich sein kann. Andere Studien kommen zu dem Ergebnis, dass die dort untersuchten Handelsstrategien unter den dort gegebenen Voraussetzungen keinen signifikanten Mehrwert gegenüber einer buy&hold-Strategie oder einer auf Zufall basierenden Anlagestrategie generieren.

In der Praxis existiert eine große Anzahl unterschiedlichster Einflüsse mit gegenseitigen Wechselwirkungen auf die Kursentwicklungen an Finanzmärkten, so dass eine exakte Modellierung, die alle diese Einflüsse mit ihren Wechselwirkungen berücksichtigt, unmöglich erscheint. Bei den existierenden Modellen handelt es sich deshalb um extreme Vereinfachungen, die in der Praxis sehr von der Theorie abweichen können. Mathematische Beweise, die auf solchen Modellen basieren, sind deshalb für

2. Allgemeine Grundlagen

die Praxis oft nur von beschränktem Nutzen. In der Finanzwissenschaft besteht deshalb ein großes Interesse an anderen Methoden, komplexe Systeme zu analysieren, um daraus Prognosen ableiten zu können, selbst wenn die Korrektheit nicht im mathematischen Sinne bewiesen werden kann, sondern es nur plausibel erscheint, dass die Prognosen mit einer zufriedenstellenden Wahrscheinlichkeit zutreffend sind.

2.10 Auswirkungen auf die Entwicklung einer Handelsstrategie

Einfache Methoden der technischen oder der fundamentalen Analyse erscheinen ungeeignet, Kursentwicklungen gewinnbringend zu prognostizieren.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde deshalb eine neue Handelsstrategie entwickelt, die - basierend auf wenigen, plausibel erscheinenden Vorgaben wie dem Wertpapier und dazu geeignet erscheinenden Indikatoren - mit Hilfe des massiv parallelen, FPGA-basierten Supercomputers RIVYERA aus einer großen Datenmenge der Vergangenheit eine Funktion ermittelt, die für jeden Handelstag eine Handelsentscheidung liefert. Diese Funktion wird zunächst in unabhängigen Zeiträumen evaluiert und anschließend mit real existierenden Wertpapieren und Handelssystemen in der Praxis getestet. Das Ergebnis zeigt eine deutliche Outperformance gegenüber einer einfachen buy&hold-Strategie.

In die Entwicklung der Funktion geht als wesentliche Annahme die Prämisse der technischen Analyse ein, dass Kursentwicklungen der Vergangenheit geeignet sind, zukünftige Kursentwicklungen zu prognostizieren. Auch wenn diese Prämisse von Kritikern der technischen Analyse angezweifelt wird, zeigen die Ergebnisse der Arbeit, dass in den hier untersuchten Fällen, diese Annahme gerechtfertigt erscheint.

Da die kurzfristige Prognose ein deutlich höheres Potential als die langfristige Prognose bietet (s. Abschnitt 3.4), liegt der Fokus der in dieser Arbeit entwickelten Handelsstrategie - anders als bei der klassischen

2.10. Auswirkungen auf die Entwicklung einer Handelsstrategie

technischen Analyse - auf der kurzfristigen Prognose: Das Ziel besteht darin, an jedem Börsentag erneut zu prognostizieren, ob der Kurs eines betrachteten Wertpapiers bis zum nächsten Börsentag steigt oder fällt und in Abhängigkeit davon zu entscheiden, ob und in welcher Höhe ein Kauf oder Verkauf des Wertpapiers oder ob gar kein Handel erfolgen soll.

Geteilt wird die Auffassung von Johnson, dass eine Handelsstrategie nur dann wirtschaftlich erfolgreich sein kann, solange diese den meisten anderen Teilnehmern am Finanzmarkt verborgen bleibt (s. Abschnitt 2.6). Die Generierung der Funktion, welche die Handelsentscheidung liefert, ist extrem rechenintensiv, so dass die zeitnahe und damit praxistaugliche Ermittlung nur durch Einsatz von Supercomputern erfolgen kann, die nur relativ wenigen Teilnehmern am Finanzmarkt zur Verfügung stehen. So ist zumindest eine notwendige, wenn auch natürlich nicht hinreichende Bedingung für die Entwicklung einer wirtschaftlich erfolgreichen Handelsstrategie gegeben.

Weiterhin wird Johnsons Ansicht geteilt, dass ein streng mathematischer Beweis des Erfolgs einer solchen Handelsstrategie unpraktikabel, wenn nicht gar unmöglich ist. Der Erfolg der in dieser Arbeit entwickelten Handelsstrategie wurde deshalb anhand mehrerer Wertpapiere und Zeiträume evaluiert. Die Ergebnisse erschienen dabei so überzeugend, dass die Handelsstrategie in die Praxis umgesetzt wurde. Ein halbjähriger Praxistest am Ende dieser Arbeit bestätigte dabei die Ergebnisse der vorherigen Evaluierungen.

Wichtig erscheint Prings Überzeugung, dass technische Analyseverfahren niemals absolute Sicherheit liefern (vgl. Abschnitt 2.1.1). Deshalb wurde versucht, sowohl bei der Entwicklung der Handelsstrategie als auch bei den Praxistests vorsichtig zu agieren. Eine absolute Sicherheit für den Erfolg der in dieser Arbeit vorgestellten Handelsstrategie kann aber nicht gegeben werden. Im Gegenteil: Durch die Weiterentwicklung der hier vorgestellten Handelsstrategie oder auch auf andere Weise sind erfolgreichere Handelsstrategien denkbar, die dazu führen können, dass die in dieser Arbeit vorgestellte Handelsstrategie unrentabel wird.

Entwicklung einer Handelsstrategie

3.1 Datenmaterial und Datenquellen

Als Datenbasis dienen die über den Webservice von ARIVA.DE¹ bereitgestellten Daten. Die Kurse der untersuchten Indizes, Wechselkurse, Futures und Fonds wurden halbstündlich eingelesen und unter Berücksichtigung der jeweiligen Währung und Zeitzone gespeichert. Unmittelbar vor Handelsentscheidungen wurden zusätzlich aktualisierte Kurse eingelesen. Da die Daten kostenlos zur Verfügung gestellt wurden, gab es teilweise nur eine verzögerte Kurslieferung. Diese Verzögerung betrug jedoch maximal 15 Minuten. Charts und weitere Daten wurden von comdirect² sowie DWS³ zur Verfügung gestellt.

Da die Börsen an den Wochenenden weltweit geschlossen sind, werden an den Wochenenden - abgesehen von wenigen Ausnahmefällen - auch keine Kurse festgestellt. Sofern nicht ausdrücklich anders erwähnt, bleiben die Wochenenden deshalb im Folgenden unberücksichtigt. Entsprechend ist mit „Tag“ ein Börsentag gemeint, Montag der Tag nach Freitag und Freitag der Tag vor Montag; „täglich“ und ähnliche Begriffe sind sinngemäß zu verstehen.

¹ARIVA.DE Aktiengesellschaft

²comdirect bank Aktiengesellschaft

³DWS Investment GmbH beziehungsweise DWS Finanz-Service GmbH

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

Die Sammlung der Daten begann im September 2009 und endete im März 2012. Aufgrund aufgetretener Probleme bei der Kursversorgung durch die externen Kurslieferanten sind die Daten zwischen dem 21.6. und 24.9.2010 unvollständig, so dass dieser Zeitraum bei den Untersuchungen ausgeklammert wird.

In Fällen, in denen ein Kurs für eine bestimmte Uhrzeit benötigt wurde, dieser aber beispielsweise aufgrund eines nationalen Feiertages nicht in der Datenbasis enthalten war, wurde dieser Kurs zwischen dem nächstfrüheren und dem nächstspäteren Kurs linear interpoliert oder, sollten ausschließlich frühere oder ausschließlich spätere Kurse vorhanden gewesen sein, linear extrapoliert.

Für Fonds wurden der von der Fondsgesellschaft einmal täglich festgestellte Kurs (im Folgenden „Fondskurs“ genannt) sowie eventuelle Ausschüttungen gespeichert. Dieser Fondskurs wird häufig auch als Preiskurs bezeichnet. Gewinne, die durch Ausschüttungen erzielt werden, können an diesen Preiskursen nicht abgelesen werden. Interessanter für die Berechnungen sind deshalb meistens die sogenannten Performancekurse, bei denen die Ausschüttungen als zusätzliche Gewinne mit berücksichtigt werden. Die Rendite eines Fonds ergibt sich dann aus der prozentualen Änderung des Performancekurses. Im einzelnen gilt:

Sei F_i der Preiskurs eines Fonds am Tag i und A_i die Fondsausschüttung am selben Tag, so dass die Ausschüttung A_i nicht mehr in F_i enthalten ist.

Dann sei die prozentuale Änderung des Performancekurses R_i vom Tag $i - 1$ zum Tag i folgendermaßen definiert:

$$R_i := \frac{F_i + A_i - F_{i-1}}{F_{i-1}}, \text{ wobei } F_{i-1} \neq 0 \quad (3.1)$$

Auch Splits oder Zusammenlegungen von Wertpapieren können, ähnlich wie Ausschüttungen, durch entsprechende Umrechnungsfaktoren berücksichtigt werden. Da solche Splits oder Zusammenlegungen in dem

3.2. Auswahl der Wertpapiere

betrachteten Zeitraum bei den untersuchten Wertpapieren allerdings nicht auftraten, wird auf die Angabe der entsprechenden Formeln verzichtet.

Sofern nicht ausdrücklich anders angegeben, wird im Folgenden angenommen, dass Ausschüttungen, Splits und Zusammenlegungen automatisch in die Fondskurse eingerechnet werden, so dass davon ausgegangen werden kann, dass es sich bei den Fondskursen um Performancekurse handelt und die Berücksichtigung dieser Sonderfälle damit abgedeckt ist.

Als ein Indikator wurde der jeweils nächstfällige E-Mini S&P 500 Futures der CME Group, eine der größten Optionsbörsen der Welt, verwendet. Anders als der S&P 500 und andere Aktienindizes wird der nächstfällige E-Mini S&P 500 Futures nicht nur während der Zeiten des normalen Börsenhandels, sondern 24 Stunden am Tag berechnet und veröffentlicht, so dass die Ungenauigkeiten durch Interpolationen bei diesem Indikator geringer sind. Jährlich gibt es vier dieser Futures mit Fälligkeiten im März, Juni, September oder Dezember. Die Kurse zumindest der beiden nächstfälligen dieser Futures werden auf der Webseite der CME Group⁴ veröffentlicht.

Dabei ist zu beachten, dass sich die Kurse der verschiedenen Futures zwar geringfügig unterscheiden, dieser Unterschied aber vernachlässigbar ist, da auch hier, ähnlich wie bei den Fonds, nicht die Preiskurse selbst, sondern die prozentualen Änderungen interessieren. Im Folgenden wird deshalb der S&P 500 Future vereinfachend als Oberbegriff für den nächstfälligen E-Mini S&P 500 Futures der CME Group verwendet.

3.2 Auswahl der Wertpapiere

3.2.1 Fokussierung auf offene Investmentfonds

Bei den in dieser Arbeit untersuchten Wertpapieren handelt es sich ausschließlich um offene Investmentfonds (im Folgenden „Fonds“ genannt)

⁴www.cmegroup.com

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

mit einem Volumen von mindestens 500 Millionen Euro, die länger als 5 Jahre am Markt existieren, und zwar aus folgenden Gründen:

1. Ein Fonds hat gegenüber Aktien oder Anleihen einzelner Unternehmen den Vorteil, dass das Risiko eines Totalverlustes sehr stark reduziert ist: Es kommt gelegentlich vor, dass ein einzelnes Unternehmen wertlos wird und eventuell sogar die ausgegebenen Anleihen nicht zurückzahlen kann. Ein ganzer Fonds wird jedoch nur wertlos, wenn der Gesamtwert aller enthaltenen Wertpapiere Null wird.
2. Bei den in der Europäischen Union zugelassenen Fonds handelt es sich um Sondervermögen [vgl. Ga2]. Gegenüber Zertifikaten besteht deshalb der Vorteil, dass kein Emittentenrisiko besteht. Selbst wenn die Fondsgesellschaft, die einen Fonds managt, in Konkurs gehen sollte, bleibt das Fondsvermögen selbst dem Anleger erhalten.
3. Da Anleger Fonds meiden, die über einen längeren Zeitraum eine in ihrer Anlageklasse unterdurchschnittliche Rendite generieren, wird das Volumen dieser Fonds im Laufe der Zeit schrumpfen. Für die Verwaltung eines Fonds entstehen jedoch nicht zu vernachlässigende Mindestkosten wie beispielsweise Kosten für Buchhaltung, Prüfungen und Veröffentlichungen. Bei aktiv gemanagten Fonds fallen zusätzliche Kosten für den Fondsmanager an. Bei Fonds mit einem geringen Volumen reduzieren diese Kosten die Rendite wesentlich stärker als bei Fonds mit großen Volumen. Der Fonds wird damit für die Anleger unattraktiv und wahrscheinlich aufgelöst werden. Im Umkehrschluss erscheint es plausibel, dass ein Fonds mit einem großen Volumen, der bereits lange am Markt ist, wahrscheinlich vernünftig verwaltet wurde. Es erscheint außerdem plausibel, dass die Wahrscheinlichkeit, dass ein in der Vergangenheit vernünftig verwalteter Fonds auch in Zukunft ordentlich verwaltet wird, höher ist als bei einem bisher schlecht verwalteten Fonds.
4. Die Fondsgesellschaft kassiert Gebühren für die Verwaltung des Fonds, die von der Höhe des Fondsvolumens abhängen. Ein großer Fonds, der langjährig gute Ergebnisse erwirtschaftet hat, lässt sich gut an Anleger verkaufen und ist für die Fondsgesellschaft besonders wertvoll. Die

3.2. Auswahl der Wertpapiere

Fondsgesellschaft sollte deshalb ein großes Interesse daran haben, dass dieser Fonds mit einem hohen Volumen in Zukunft gut betreut wird.

5. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass bei einem Einsatz der Handelsstrategie im realen Handel mit größeren Beträgen die dadurch ausgelösten Käufe und Verkäufe von Fondsanteilen (im Folgenden „Fondshandel“ genannt) die Fondspreise beeinflussen, so dass dadurch die Rendite negativ beeinflusst wird. Damit dieser Einfluss, sofern er denn überhaupt entsteht, möglichst gering ausfällt, ist ein großes Fondsvolumen vorteilhaft.
6. Bei vielen Online-Handelsplattformen wie beispielsweise ebase⁵ in Deutschland, Vanguard in den USA und InvestSMART Financial Services Pty Ltd in Australien ist ein relativ günstiger Fondshandel möglich. Bei ebase können beispielsweise mehr als 5000 Fonds online gehandelt werden, ohne dass dabei dem Anleger dafür Kosten in Rechnung gestellt werden. ebase erhält jedoch von der Fondsgesellschaft einen Anteil an den Verwaltungsgebühren, so dass ebase darüber seine Kosten decken und Gewinne erzielen kann. Dieses Geschäftsmodell funktioniert, weil ebase keine Beratung anbietet und die bei ebase anfallenden Kosten beim Online-Handel relativ gering sind. Für den Anleger sind also die Kosten für den Fondshandel über die Verwaltungsgebühren des Fonds abgegolten, die täglich in die Ermittlung des Fondskurses einfließen.

Im Folgenden kann deshalb zunächst davon ausgegangen werden, dass die Kosten für den Fondshandel bereits in den Verwaltungsgebühren enthalten und somit in den täglichen Fondskursen eingepreist sind und nicht zusätzlich berücksichtigt werden müssen. Für die Entwicklung der Handelsstrategie war diese Handelsmöglichkeit sehr hilfreich, weil dadurch das Modell relativ einfach gehalten werden konnte. Auch für die ersten Evaluierungen im realen Handel, der mit verhältnismäßig geringen Beträgen erfolgte, war diese Handelsmöglichkeit günstig und hilfreich.

Im Abschnitt 5.6 wird allerdings auch untersucht, wie sich andere Konditionen mit zusätzlichen Kosten beim Fondshandel auf die Handelsstrategie auswirken.

⁵European Bank for Fund Services GmbH

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

7. Bei der Abrechnung von gehandelten Fondsanteilen zu dem von der Fondsgesellschaft festgelegten Kurs, ist nur genau ein Kurs zu berücksichtigen, unabhängig von der Anzahl der Anteile und unabhängig davon, ob es sich um einen Kauf oder Verkauf der Anteile handelt. Für den Handel mit Aktien oder Zertifikaten werden an der Börse üblicherweise sogenannte Geld- und Briefkurse angeboten. Wenn ein Anleger Aktien oder Zertifikate sofort kaufen will, muss er dafür den angebotenen Briefkurs bezahlen. Bei einem sofortigen Verkauf muss er den angebotenen und im allgemeinen niedrigeren Geldkurs akzeptieren. Zudem gelten diese Geld- und Briefkurse nur jeweils für eine begrenzte Anzahl von Wertpapieren. Die Entwicklung einer realitätsnahen Handelsstrategie wäre deshalb für Aktien oder Zertifikate deutlich komplizierter als für Fonds. Falls ein Fonds an der Börse gehandelt wird, gibt es dort ebenfalls Geld- und Briefkurse für den Fonds, die jedoch im Rahmen dieser Arbeit bedeutungslos sind und unberücksichtigt bleiben.

3.2.2 Wandelanleihenfonds

Aufgrund der Sicherheits- und Renditeaspekte wird zunächst die Anlageklasse der Wandelanleihenfonds untersucht.

Unter dem Begriff „Wandelanleihe“, auch „Wandelschuldverschreibung“, „Wandelobligation“ oder „Convertible Bond“ genannt, steht im Gabler Wirtschaftslexikon: „Schuldverschreibung (Anleihe) von Aktiengesellschaften, bei der neben dem Anspruch auf Rückzahlung des Nennwerts und der geringen Zinsen ein Wandlungsrecht in eine bestimmte Anzahl von Stammaktien der emittierenden Gesellschaft besteht. Somit verkörpert die Wandelschuldverschreibung hybrides Kapital: Während am Anfang ein Gläubigerverhältnis besteht, wird bei Umtausch in Aktien der Investor zum Aktionär und die Wandelschuldverschreibung erlischt.“ [Ga2]

Diese Umtauschmöglichkeit besteht allerdings nicht permanent, sondern nur innerhalb einer im Voraus festgelegten Wandlungsfrist.

3.2. Auswahl der Wertpapiere

Ist der Wert einer Aktie während der Wandlungsfrist so hoch, dass sich der Umtausch der Wandelanleihe in Aktien für den Anleger lohnt, wird dieser das Wandlungsrecht ausüben, da der Gegenwart der Aktien dann höher ist als der Nennwert der Wandelanleihe. Verkauft der Anleger die erhaltenen Aktien unmittelbar nach der Wandlung, kann er diesen Mehrwert zusätzlich zu den Zinsen kassieren. Allerdings steht es dem Anleger frei, die Aktien mit den damit verbundenen Chancen und Risiken zu behalten.

Für den Fall, dass der Wert einer Aktie während der Wandlungsfrist so niedrig ist, dass sich der Umtausch der Wandelanleihe in Aktien für den Anleger nicht lohnt, wird der Anleger das Wandlungsrecht verfallen lassen. Er bekommt dann nur die Zinsen und am Ende der Laufzeit den Nennwert der Wandelanleihe zurückbezahlt.

Für den Vorteil des Wandlungsrechtes sind die Anleger bereit, einen Zinssatz zu akzeptieren, der unterhalb des Marktniveaus für normale Unternehmensanleihen ohne Wandlungsrecht liegt.

Auch außerhalb der Wandlungsfrist ist der Wert der Wandelanleihe nicht konstant und die Wandelanleihen werden am Rentenmarkt, also der Börse für festverzinsliche Wertpapiere, gehandelt. Ist beispielsweise das Unternehmen von einem Konkurs bedroht und der Rückzahlungsanspruch aus der Wandelanleihe gefährdet, wird der Wert der Wandelanleihe stark sinken. Boomt das Unternehmen hingegen und erscheint es daher als wahrscheinlich, dass ein Tausch während der Wandlungsfrist lukrativ sein wird, steigt der Wert der Wandelanleihe.

Auch wenn es in der Praxis durchaus unterschiedliche Formen und Gestaltungsmöglichkeiten von Wandelanleihen mit unterschiedlichen Vor- und Nachteilen gibt, wird auf eine Nennung und Erläuterung dieser hier verzichtet, da diese Detailkenntnisse für das Verständnis der entwickelten Handelsstrategie nicht erforderlich sind.

Als ein Kandidat der Anlageklasse der Wandelanleihenfonds wird zunächst der DWS Convertibles mit der Wertpapierkennnummer 847426 untersucht. Der DWS Convertibles wurde am 23.4.1991 aufgelegt und

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

hatte Ende 2011 ein Fondsvolumen von 581,8 Millionen Euro [Dwsa]. Der Fonds entspricht damit den zuvor genannten Kriterien (s. S. 36).

In Abbildung 3.1 wird die Entwicklung der Performance des DWS Convertibles mit dem ebenfalls weltweit anlegenden Aktienfonds VB I⁶ von Anfang 1994 bis Ende 2011 verglichen. Selbstverständlich sind solche Vergleiche immer mit Skepsis zu betrachten, und zwar aus folgenden Gründen:

1. „Wertentwicklungen der Vergangenheit sind kein verlässlicher Indikator für die künftige Wertentwicklung.“ [Dwsb]
2. Bei der Wahl eines anderen Zeitraums (in diesem Fall beispielsweise ab 1.9.2000 bis Ende 2011) würde die Grafik deutlich anders aussehen (s. Abbildung 3.2), so dass daraus eventuell ganz andere Schlussfolgerungen gezogen werden könnten.
3. Auch durch die Wahl eines anderen Vergleichswertes kann ein anderer Eindruck vermittelt werden. In Veröffentlichungen der Fondsgesellschaften werden deshalb oft Benchmarks oder Indizes als Referenzwert angegeben [Dwsa], [Dwsb], um den Eindruck der Objektivität zu vermitteln. Allerdings ist auch hierbei zu beachten, dass es im Allgemeinen für eine Anlageklasse mehrere Indizes mit unterschiedlichen Zusammenstellungen gibt, so dass auch solche Vergleiche skeptisch zu betrachten sind. So gibt es beispielsweise beim EuroStoxx 50⁷, einem Index für europäische Aktien, den Performanceindex mit Berücksichtigung der Ausschüttungen der im Index enthaltenen Aktiengesellschaften sowie den Preisindex ohne diese Ausschüttungen. Ein fairer Vergleich sollte normalerweise zwischen den Performancekursen des Fonds und dem entsprechenden Performanceindex erfolgen.

Die Charts sind also mit Skepsis zu betrachten und dienen primär dazu, sehr umfangreiches Zahlenmaterial zu veranschaulichen, ohne dass dabei

⁶Vermögensbildungsfonds I der Investmentfondsgesellschaft DWS

⁷Europäischer Index mit 50 Aktienwerten

3.2. Auswahl der Wertpapiere



Abbildung 3.1. Vergleich DWS Convertibles zu VB I 1.1.1994-31.12.2011

die von Johnson beschriebenen Risiken (s. Abschnitt 2.6) außer Acht gelassen werden sollen.

Abbildung 3.1 zeigt, dass in dem Zeitraum von Anfang 1994 bis Ende 2011 die Rendite des DWS Convertibles langfristig vergleichbar ist mit der des VB I, die Volatilität des DWS Convertibles aber deutlich geringer als die des VB I. Der VB I wurde als Vergleichswert gewählt, weil dieser Fonds bereits länger existiert als der DWS Convertibles und so bei comdirect ein Vergleich über einen sehr langen Zeitraum möglich war, größer als dies mit den in Frage kommenden Aktienindizes möglich gewesen wäre. Beide Fonds investieren zudem weltweit und sind in Euro notiert (ältere DM-Kurse wurden in Euro umgerechnet). Bei dem in Abbildung 3.1 gewählten Zeitraum handelt es sich um den längstmöglichen, für den comdirect für diese Fonds einen Vergleichschart lieferte.

3. Entwicklung einer Handelsstrategie



Abbildung 3.2. Vergleich DWS Convertibles zu VB I 1.9.2000-31.12.2011

Abbildung 3.3 zeigt, dass sich die Performancekurve des DWS Convertibles in dem Zeitraum von Anfang 1999 bis Ende 2011 meistens zwischen den Performancekurven des internationalen Rentenindexes „IX FIAP Renten International“ und des VB I bewegt. Der Vergleich mit einem internationalen Rentenindex wurde gewählt, um einen Eindruck zu vermitteln über die Entwicklung von Rendite und Volatilität im Vergleich zu den als relativ sicher geltenden internationalen Staatsanleihen. Bei dem in Abbildung 3.3 gewählten Zeitraum handelt es sich um den längstmöglichen, für den comdirect für diese Auswahl einen Vergleichschart lieferte.

Für beide betrachteten Zeiträume ist die langfristige Rendite des DWS Convertibles ähnlich hoch wie bei dem VB I, die Volatilität jedoch geringer. Für den Zeitraum 1.1.1999 bis 31.12.2011 sind sowohl die Gesamttrendite als

3.2. Auswahl der Wertpapiere



Abbildung 3.3. Vergleich DWS Convertibles zu VB I und Rentenindex 1.1.1999-31.12.2011

auch die Volatilität des DWS Convertibles höher als bei dem betrachteten internationalen Rentenindex.

Obwohl die Volatilität technisch gesehen ein symmetrisches Maß ist, denn sie steigt ebenso bei fallenden wie bei entsprechend steigenden Kursen, kann die Volatilität als Risikomaß angenommen werden [vgl. Bun05, S. 62-63]. In diesem Sinne ist das Risiko des DWS Convertibles zwar höher als bei dem internationalen Rentenindex, aber geringer als bei dem VB I einzustufen.

Der DWS Convertibles wurde deshalb in Anbetracht der Sicherheits- und Renditeaspekte als solide Basis für die Entwicklung einer erfolgversprechenden Handelsstrategie angesehen.

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

3.2.3 Aktienfonds

Für die im Zusammenhang mit dieser Arbeit untersuchten Aktienfonds gelten die in Abschnitt 3.2.1 genannten Auswahlkriterien ebenso wie für die Wandelanleihenfonds. Die Anzahl der danach in Frage kommenden Aktienfonds ist jedoch wesentlich größer als bei den Wandelanleihenfonds. Für Aktienfonds konnten deshalb zusätzliche Auswahlkriterien festgelegt werden, die im Hinblick auf Sicherheits- und Renditeaspekte sinnvoll erscheinen:

1. Der Fonds sollte laut Verkaufsprospekt indexnah sein und sich an einem allgemein bekannten und weit verbreiteten Performanceindex orientieren, der möglichst lange existiert, mindestens jedoch seit 5 Jahren. Der im Durchschnitt negative Einfluss eines Fondsmanagers (s. S. 16) sollte möglichst gering sein. Dieses Kriterium bietet weiterhin den Vorteil, dass anhand der aktuellen Entwicklungen des Referenzindex sowie gegebenenfalls des Wechselkurses der noch unbekannte Fondskurs des aktuellen Tages leichter prognostizierbar ist und es im Nachhinein leichter prüfbar ist, ob der Fondskurs erwartungsgemäß ermittelt wurde.
2. Die Gesamtkostenbelastung des Fonds sollte relativ gering sein.
3. Die Entwicklung des Performancekurses des Fonds sollte in der Vergangenheit möglichst gut mit der Entwicklung des Performanceindex übereinstimmen.

Im Hinblick auf die zuvor genannten Kriterien erscheinen auch ETF⁸ interessant zu sein. Diese zeichnen sich oft durch geringe Gebühren, passives Fondsmanagement und Indexnähe aus. Auf Grund der geringen Gebühren ist jedoch das Interesse und die Bereitschaft der Handelsplattformen gering, den auf Seite 37 beschriebenen Fondshandel ohne zusätzliche Fondshandelskosten anzubieten. Auf die Untersuchung von ETF wurde deshalb im Rahmen dieser Arbeit verzichtet.

⁸Exchange traded funds: börsengehandelte Indexfonds

3.3 Verwendete Handelsplattformen

Grundlage der Untersuchungen war zunächst die Handelsplattform ebase. Neben den zuvor beschriebenen Vorteilen bezüglich der Kosten des Fondshandels bieten Online-Handelsplattformen wie beispielsweise ebase den Vorteil, dass der gesamte Ablauf vollautomatisch erfolgen kann, sowohl die Übermittlung der Handelsaufträge an ebase als auch der spätere Import der Abrechnungen in umgekehrter Richtung.

Auch wenn es bei anderen Online-Handelsplattformen Unterschiede im Detail gibt, funktionieren diese doch grundsätzlich ähnlich. Im Folgenden wird deshalb zunächst der Ablauf bei ebase beschrieben. In Abschnitt 5.6 wird auch auf die Auswirkungen anderer Abwicklungsmodalitäten eingegangen.

Für jeden Fonds nennt ebase sogenannte Cut-Off-Zeiten. Dabei handelt es sich um denjenigen Zeitpunkt, bis zu dem der Kauf- oder Verkaufsauftrag für einen Fonds (im Folgenden „Order“ genannt) bei ebase eingegangen sein muss.

Der Fondskurs, zu dem die Order abgerechnet wird, ist zu diesem Zeitpunkt noch nicht bekannt. Dieser wird später von der Fondsgesellschaft ermittelt und veröffentlicht. Diese Kursfeststellungs- und die Veröffentlichungszeiten variieren zwischen den einzelnen Fondsgesellschaften und Fonds. Im Allgemeinen wird der Fondskurs des DWS Convertibles am Abend desselben Tages veröffentlicht und die Order anschließend bei ebase abgerechnet, so dass gegen 7 Uhr am Morgen des Tages nach der Order-Erteilung die Abrechnungsdaten online zur Verfügung stehen, der Handel damit abgeschlossen ist und erworbene Anteile wieder verkauft werden können beziehungsweise mit dem Geld aus verkauften Anteilen neue Anteile gekauft werden können. Fonds, bei denen normalerweise 24 oder mehr Stunden zwischen Cut-Off-Zeit und dem Abschluss des Handels vergehen, werden im Rahmen dieser Arbeit nicht untersucht.

Da der Abrechnungskurs zum Zeitpunkt der Ordererteilung noch nicht bekannt ist, wird bei einem Kauf von Fondsanteilen nicht die Anzahl

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

der zu erwerbenden Anteile angegeben, sondern der Geldbetrag, für den Anteile erworben werden sollen. So kann vermieden werden, dass es bei der Abrechnung des Fondskaufs mit einem höher als erwarteten Fondskurs zu einer Kontoüberziehung kommt. Umgekehrt wird bei einem Verkauf die Anzahl der zu verkaufenden Anteile angegeben und nicht der Geldbetrag, um so eventuell auftretende Probleme bei der Abrechnung des Fondskaufs mit einem niedriger als erwarteten Fondskurs zu verhindern.

Die Fondsanteile werden bei ebase mit einer Genauigkeit von drei Nachkommastellen kaufmännisch gerundet, Euro-Beträge entsprechend mit zwei Nachkommastellen. Im Vergleich zu einer Gleitkommaarithmetik oder einer mathematisch exakten Berechnung ohne Rundungen entstehen zwar Rundungsdifferenzen, die jedoch in der Praxis derart gering sind, dass diese im Folgenden unberücksichtigt bleiben.

3.4 Grundidee für die Entwicklung der Handelsstrategie

Das Ziel der Handelsstrategie ist, Wertpapiere vor Kursanstiegen zu kaufen und vor Kursverlusten zu verkaufen. Zu diesem Zweck soll ein Satz von Indikatoren und zugehörigen Gewichten gefunden werden, die zusammen täglich ein Signal erzeugen, das anzeigt, ob ein Handel erfolgen soll und gegebenenfalls einen Kauf beziehungsweise Verkauf auslöst. Die Handelsstrategie soll dabei mittelfristig eine signifikante Outperformance gegenüber einer buy&hold-Strategie liefern⁹. Es muss also nicht unbedingt täglich die richtige Handelsentscheidung getroffen werden, aber im Vergleich zu dem Kauf des Wertpapiers zu Beginn und dem Verkauf am Ende des betrachteten Zeitraums soll bei Anwendung der Handelsstrategie eine höhere Rendite erzielt werden.

Dabei wird die Rendite vor Steuern betrachtet und es kann zunächst davon ausgegangen werden, dass die Kosten für Trading und

⁹Die konkreten Anforderungen werden in Abschnitt 5 angegeben

3.4. Grundidee für die Entwicklung der Handelsstrategie

Verwaltung des Wertpapiers bereits in den Wertpapierkurs eingepreist sind (s. Abschnitt 3.5.1).

Das Potential einer solchen Handelsstrategie wird an dem Kursverlauf des DWS Convertibles deutlich:

Die Gesamtrendite des DWS Convertibles beträgt laut Abbildung 3.3 in dem dort dargestellten Zeitraum vom 1.1.1999 bis zum 31.12.2011 etwa 100%. Die genaue Berechnung auf Basis der vom Fondsdaten-Service der DWS bereitgestellten Preiskursen und Ausschüttungen¹⁰ und der Berechnung der täglichen Renditen R_i gemäß Definition 3.1 liefert für diesen Zeitraum die Gesamtrendite $G_{b\&h}$ für die buy&hold-Strategie

$$G_{b\&h} = \left(\prod_i (1 + R_i) \right) - 1 \approx 98,9\%$$

Dabei wird in diesem Abschnitt davon ausgegangen, dass es zwischen dem 1.1.1999 und dem 31.12.2011 m Fondskurse des DWS Convertibles gibt, diese von 0 bis $m - 1$ durchnummeriert sind, i der Index dieser Fondskurse ist und $0 \leq i \leq m - 2$.

Für die Gesamtrendite G_{opt} einer optimalen Handelsstrategie, bei der immer die richtigen Handelsentscheidungen getroffen werden, also nur diejenigen täglichen Renditen mit $R_i > 0$ berücksichtigt werden, gilt entsprechend

$$G_{opt} = \left(\prod_{i:R_i>0} (1 + R_i) \right) - 1 \approx 161.223,7\%$$

Nachvollziehbar wird dieser zunächst erstaunliche Wert bei Umrechnung der über den 13-jährigen Zeitraum insgesamt erzielten Renditen auf die jährlichen beziehungsweise - ausgehend von jährlich etwa 250 Fondskursen - täglichen (gemeint sind dabei die Tage mit Fondskursen) Effektivrenditen:

¹⁰<https://www.dws.de/ServiceundDownloads/Fondsdatendownload>

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

$$G_{b\&h_{\text{jährl}}} = \sqrt[13]{1 + G_{b\&h}} - 1 \approx 5,43\%$$

$$G_{opt_{\text{jährl}}} = \sqrt[13]{1 + G_{opt}} - 1 \approx 76,50\%$$

$$G_{b\&h_{\text{tägl}}} = \sqrt[250]{1 + G_{b\&h_{\text{jährl}}}} - 1 \approx 0,21\%$$

$$G_{opt_{\text{tägl}}} = \sqrt[250]{1 + G_{opt_{\text{jährl}}}} - 1 \approx 2,28\%$$

Sowohl die jährliche Effektivrendite für die buy&hold-Strategie in Höhe von 5,43% als auch die tägliche Effektivrendite $G_{opt_{\text{tägl}}}$ in Höhe von etwa 2,28‰ und damit $G_{b\&h}$ sowie G_{opt} erscheinen damit rein rechnerisch nachvollziehbar. Allerdings handelt es sich bei G_{opt} von ungefähr 161.223,7% auch tatsächlich nur um einen rein rechnerischen Wert, der nur erreicht wird, wenn über den gesamten Zeitraum immer die richtige Handelsentscheidung getroffen wird, was in der Praxis kaum erreichbar erscheint. Auch wenn dieser rechnerische Wert in der Praxis nicht erreicht wird, zeigt dieser Vergleich deutlich das Optimierungspotential gegenüber einer buy&hold-Strategie.

3.5 Weitere Randbedingungen

3.5.1 Steuern und sonstige Kosten

Da die steuerliche Behandlung von Wertpapiergeschäften in vielen Ländern unterschiedlich ist, bleibt diese unberücksichtigt; es wird also die Bruttorendite betrachtet.

Die Tradingkosten sind bei den zunächst verwendeten Handelsplattformen und Wertpapieren bereits in den Wertpapierkurs eingepreist und müssen nicht separat berücksichtigt werden (s. S. 37). Die Auswirkungen

3.5. Weitere Randbedingungen

anderer Handelskonditionen mit zusätzlichen Kosten beim Fondshandel werden in Abschnitt 5.6 untersucht.

Depotgebühren und sonstige weitere Kosten fallen bei den genutzten Handelsplattformen und Wertpapieren nicht an oder sind ebenfalls bereits in den Wertpapierkurs eingepreist, so dass diese nicht extra berücksichtigt werden müssen.

Anschaffungs- und Betriebskosten für die RIVYERA sowie ähnliche Kosten bleiben unberücksichtigt.

3.5.2 Verzicht auf Hebelung des eingesetzten Kapitals

Auf eine Hebelung des Kapitals wurde bei der Entwicklung der Handelsstrategie verzichtet. Soweit aus den Fondsprospekten, Fondsreportings und Kursverläufen erkennbar, wird das Kapital auch innerhalb der eingesetzten Fonds nicht gehebelt.

3.5.3 Verzicht auf Verzinsung des nicht investierten Kapitals

Die Geldmarktzinsen befanden sich in Ländern mit guter Bonität während des untersuchten Zeitraums auf sehr niedrigem Niveau. Beispielsweise betrug der Tagesgeldzinssatz (EONIA) in dem in dieser Arbeit untersuchten Zeitraum meistens weniger als 1% [vgl. Bun11, S. 26]. Bei der buy&hold-Strategie ist das Kapital während des gesamten Zeitraums voll investiert. Lediglich bei der Handelsstrategie gibt es Zeiten, in denen Kapital nicht oder nur teilweise angelegt ist. Ein Verzicht auf die Berücksichtigung geringer, positiver Geldmarktzinsen führt also lediglich dazu, dass nur die Rendite der Handelsstrategie etwas geringer ausfällt, als dies bei einer Berücksichtigung der Fall wäre. Ein Verzicht auf die Berücksichtigung der Geldmarktzinsen erscheint deshalb legitim.

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

3.6 Auswahl der Indikatoren

Der Erfolg der zuvor beschriebenen Handelsstrategie hängt maßgeblich von der Wahl geeigneter Indikatoren und Gewichte ab. Grundsätzlich sind vielerlei Indikatoren denkbar, wie beispielsweise die Entwicklung der Industrieproduktion, der Arbeitslosenzahlen, der Inflation oder des ifo Geschäftsklimaindexes des ifo Institutes für Wirtschaftsforschung.

In dieser Arbeit werden jedoch ausschließlich Aktienindizes und Wechselkurse sowie der bereits erwähnte S&P 500 Future¹¹ als Indikatoren verwendet. Die Werte dieser Indikatoren stehen kostenlos und zeitnah über das Internet zur Verfügung und werden automatisiert in einer Datenbank gespeichert.

Die Auswahl der Indikatoren für den DWS Convertibles orientierte sich zunächst an der Portfolio-Struktur dieses Fonds (s. [Dwsa]). In diesem Fonds sind Nordamerika, Europa und Japan am stärksten vertreten. Aus der Verteilung der Anteile der unterschiedlichen Währungen lässt sich schließen, dass der Anteil Kanadas relativ gering ist, der Nordamerika-Anteil also fast ausschließlich aus dem US-amerikanischen Anteil besteht. Als Indikatoren für die Entwicklung des DWS Convertibles wurden deshalb die Aktienindizes S&P 500, EuroStoxx 50 und Nikkei 225¹² sowie die Wechselkurse EUR¹³/USD¹⁴ und EUR/YEN¹⁵ gewählt. Der S&P 500 Future wurde hinzugenommen, da dieser auch außerhalb der US-amerikanischen Börsenzeiten durchgängig berechnet und veröffentlicht wird.

Der DWS Convertibles beinhaltet zudem einen relativ großen Anteil an Rohstoffen. Da Australien über ein großes Rohstoffvorkommen verfügt,

¹¹Oberbegriff für den nächstfälligen E-Mini S&P 500 Futures der CME Group, Näheres s. S. 35

¹²Japanischer Index mit 225 Aktienwerten

¹³Euro

¹⁴US-Dollar

¹⁵Japanische Währung

3.6. Auswahl der Indikatoren

wurden der Aktienindex ASX 200¹⁶ sowie der Wechselkurs EUR/AUD¹⁷ ergänzend einbezogen. Anstelle des währungsgesicherten und in USD berechneten ASX 200 hätte auch durchaus ein anderer australischer Aktienmarktindex auf AUD-Basis oder in einer anderen Währung genommen werden können. Die währungsgesicherte und in USD berechnete Version wurde lediglich aufgrund der im Untersuchungszeitraum durchgängigen Verfügbarkeit ausgewählt.

Bei der Auswahl der Indikatoren ist es wichtig zu beachten, dass diese nicht zu stark korrelieren. Dies wird insbesondere bei der Betrachtung des Extremfalls deutlich, wenn zweimal derselbe Indikator genommen würde, also $Indikator_1 = Indikator_2$. In diesem Fall liefern diese beiden Indikatoren gegenüber einem Indikator allein keinen Informationsgewinn, kosten jedoch einen erheblichen höheren Berechnungsaufwand (s. Kapitel 4). Da die genauen Korrelationskoeffizienten der Indikatoren von dem jeweils betrachteten Zeitraum abhängen, erfolgt die detailliertere Untersuchung der Korrelationskoeffizienten bei der Evaluierung in Abschnitt III.

Die Auswahl der Indikatoren basierte zunächst hauptsächlich auf den hier aufgeführten Überlegungen. Selbstverständlich sind auch viele andere Indikatoren denkbar und vermutlich besser. Die Evaluierungen in Abschnitt 5 zeigen allerdings, dass die hier für den DWS Convertibles getroffene Auswahl grundsätzlich geeignet ist. Ein großer Zufall wäre es jedoch, wenn diese Auswahl optimal wäre.

Andere Indikatorkombinationen sowie der Einfluss der Auswahl auf die Ergebnisse der Handelsstrategie werden in Abschnitt 5.7 genauer untersucht.

¹⁶Australischer Index mit 200 Aktienwerten in USD, währungsgesichert gegenüber USD

¹⁷Australischer Dollar

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

3.7 Formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte

In Abschnitt 3.2 wurde eine erste Wertpapierauswahl getroffen, in Abschnitt 3.3 wurde die Orderabwicklung und in Abschnitt 3.4 die Grundidee der Handelsstrategie vorgestellt, in Abschnitt 3.6 wurden die Indikatoren ausgewählt.

In diesem Abschnitt wird nun formal beschrieben, wie die Gewichte ermittelt werden, mit denen die Indikatoren in die Berechnung der Handelsentscheidung eingehen sollen. Hierfür werden zunächst einige Variablen eingeführt:

Sei P das Wertpapier, für das eine gewinnbringende Handelsstrategie gefunden werden soll.

Sei t_C die Cut-Off-Zeit des Wertpapiers bei der betrachteten Handelsplattform (s. Abschnitt 3.3).

Seien I_0, I_1, \dots, I_{n-1} die in Abschnitt 3.6 beschriebenen Indikatoren und n deren Anzahl.

Sei K ein in der Vergangenheit liegender Kalibrierungszeitraum mit $m + 1$ unmittelbar aufeinander folgenden Börsentagen d_0, d_1, \dots, d_m .

Sei Δ eine $m \times n$ Matrix, wobei $\Delta_{i,j}$ die am Tag d_i zu berücksichtigende prozentuale Änderung des Indikators I_j ist ($1 \leq i \leq m, 0 \leq j \leq n - 1$), und sei Δ_i die i -te Zeile der Matrix Δ , also $\Delta_i := (\Delta_{i,0}, \Delta_{i,1}, \dots, \Delta_{i,n-1})$.

Im Folgenden sei i der Index des Börsentages d_i und j der Index des Indikators I_j . Dabei seien i und j immer so gewählt, dass keine Wertebereiche verletzt werden.

Die prozentuale Änderung $\Delta_{i,j}$ kann sich dabei auf die Schlusskurse eines Indikators vom Tag d_{i-2} zum Tag d_{i-1} beziehen. Ebenso kann die prozentuale Änderung eines Indikators vom Schlusskurs des Tages d_{i-1} zum Eröffnungskurs am Tag d_i oder zwischen anderen Zeitpunkten be-

3.7. Formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte

Tabelle 3.1. Beispiel einer Matrix Δ mit prozentualen Änderungen

Datum	$I_0(\%)$	$I_1(\%)$	$I_2(\%)$	$I_3(\%)$	$I_4(\%)$	$I_5(\%)$	$I_6(\%)$	$I_7(\%)$
14.09.2009	0,04	-0,37	-0,98	-2,32	-0,62	-1,53	-1,40	0,55
15.09.2009	0,50	0,27	-0,15	0,15	0,46	-0,04	0,18	-0,02
16.09.2009	0,33	0,70	0,44	0,52	-0,47	0,89	2,46	-0,92
17.09.2009	1,47	0,40	0,09	1,68	0,80	0,02	1,38	-0,05
18.09.2009	-0,23	-0,20	-0,20	-0,70	-0,34	-0,25	-0,59	0,15
21.09.2009	0,30	-0,33	-0,65	0,16	0,48	-1,32	-0,27	0,41
22.09.2009	-0,40	0,80	0,79	0,05	-0,05	1,34	-0,16	-0,57
23.09.2009	0,67	0,05	0,29	0,05	-0,50	0,45	1,42	-0,19
24.09.2009	-0,75	-0,20	-0,38	1,40	-1,10	-0,70	-0,49	-0,13
25.09.2009	-1,18	-0,61	0,01	-2,64	-0,83	-0,20	0,21	0,07
...								
04.03.2010	0,16	0,17	-0,06	-1,05	-0,10	-0,46	0,10	0,55
05.03.2010	0,32	-0,67	0,21	2,20	0,39	0,53	0,34	-0,57
08.03.2010	1,39	0,61	0,02	2,09	1,54	0,23	0,96	-0,29
09.03.2010	0,05	-0,55	-0,32	-0,17	-1,19	-0,63	0,18	-0,10
10.03.2010	0,12	0,14	0,07	-0,04	0,70	0,16	0,02	-0,75
11.03.2010	0,38	0,33	-0,08	0,96	0,46	-0,04	-0,12	0,34
12.03.2010	0,40	0,75	0,37	0,81	0,38	0,45	0,01	0,51

trachtet werden. Wichtig ist jedoch, dass am Tag d_i zur Cut-Off-Zeit t_C eine Berechnung von $\Delta_{i,j}$ möglich gewesen wäre, dass also bei der Ermittlung jeder Handelsentscheidung nur Informationen einfließen, die zur jeweiligen Cut-Off-Zeit verfügbar waren.

Zu beachten ist, dass diese Definition von $\Delta_{i,j}$ hier etwas präziser ist als die Definition des entsprechenden $R_{i,j}$ in früheren Arbeiten (s. [Sta+12b], [Sta+12a]).

Tabelle 3.1 zeigt beispielhaft einen Ausschnitt der Matrix Δ für den DWS Convertibles mit der Cut-Off-Zeit 11 Uhr für den Zeitraum vom 14.9.2009 bis zum 12.3.2010. Dafür wurden die in Tabelle 3.2 aufgeführten Indikatoren verwendet.

Die Zeitangaben in den Spalten „von“ und „bis“ sind dabei folgendermaßen zu verstehen: Vor dem senkrechten Strich steht die Uhrzeit, ange-

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

Tabelle 3.2. Beispiel für Indikatoren, passend zum Beispiel in Tabelle 3.1

	Bezeichnung	von	bis	Zeitzone	GMT
I_0	S&P 500	16:00 -2	16:00 -1	Eastern Time	-05:00
I_1	EUR/USD	14:00 -1	11:00 -0	Berlin	+01:00
I_2	S&P 500 Future	16:00 -1	05:00 -0	Eastern Time	-05:00
I_3	Nikkei 225	15:00 -1	15:00 -0	Tokyo	+09:00
I_4	EUR/YEN	14:00 -1	11:00 -0	Berlin	+01:00
I_5	EuroStoxx 50	17:15 -1	11:00 -0	Berlin	+01:00
I_6	ASX 200	16:00 -1	16:00 -0	Sydney	+10:00
I_7	EUR/AUD	14:00 -1	11:00 -0	Berlin	+01:00

geben in der zum Indikator gehörenden Zeitzone. Hinter dem senkrechten Strich steht ein Wert, der angibt, auf welchen Tag relativ zum Tag d_i sich diese Uhrzeit bezieht. $\Delta_{i,0}$ ist also der prozentuale Unterschied des S&P 500 von 16 Uhr am Tag d_{i-2} zu 16 Uhr am Tag d_{i-1} (jeweils Eastern Time).

Lediglich zu Informationszwecken steht in der Spalte „GMT¹⁸“, um wie viele Stunden sich die jeweilige Zeitzone während der Sommermonate auf der nördlichen Erdhalbkugel von der Greenwich Mean Time unterscheidet. Durch unterschiedliche Sommer- und Winterzeiten ändert sich die Differenz einer Zeitzone zu GMT im Laufe des Jahres. Dies ist insbesondere bei der Festlegung der Zeiten zu bedenken, zu denen $\Delta_{i,j}$ ermittelt werden soll. Die dabei auftretende Problematik soll an dem folgenden Beispiel verdeutlicht werden: Angenommen für I_6 , also den australischen Aktienindex ASX 200, würde für die „bis“-Zeit „21:00|-0“ festgelegt. Im Dezember, wenn der Zeitunterschied zwischen Sydney und Berlin 11 Stunden beträgt, entspräche dies 10 Uhr Berliner Zeit. Im Juli hingegen, wenn der Zeitunterschied nur 9 Stunden beträgt, entspräche dies 12 Uhr Berliner Zeit. Im Dezember liegt also 21 Uhr Sydney-Zeit vor der Cut-Off-Zeit, im Juli dahinter. Letzteres wäre unzulässig. Durch geeignete Festlegung der Zeiten, zu denen $\Delta_{i,j}$ ermittelt werden soll, können solche Fälle jedoch verhindert werden.

¹⁸Greenwich Mean Time

3.7. Formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte

Im Folgenden wird von einem anfänglichen Barvermögen C_0 in Höhe von 1 Mio. EUR und einem anfänglichen Depotbestand D_0 von 0 Anteilen des Wertpapiers P ausgegangen. Der Anfangswert in Höhe von 1 Mio. EUR wurde so gewählt, weil Rundungsfehler dann praktisch vernachlässigt werden können. Die Ergebnisse für andere Anfangswerte können proportional umgerechnet werden.

Allgemein seien C_i das Barvermögen, D_i die Anzahl der Anteile von P im Depot, P_i der Kurs von P und Z_i das Gesamtvermögen jeweils am Tag d_i ($0 \leq i \leq m$) und jeweils nach der Abrechnung einer am Tag d_i eventuell erteilten Order, dann gilt:

$$Z_i = C_i + D_i \cdot P_i \quad (3.2)$$

Für alle i wird im Folgenden $P_i \neq 0$ vorausgesetzt. Auch wenn der völlige Wertverlust eines der hier betrachteten Fonds (also $P_i = 0$) nicht grundsätzlich ausgeschlossen werden kann, ist dieser Fall jedoch relativ unwahrscheinlich (s. Abschnitt 3.2.1) und wird in dieser Arbeit nicht weiter untersucht.

Gesucht wird nun eine Funktion $f(\Delta_i)$, die aus den zur Cut-Off-Zeit t_c bereits bekannten Werten $\Delta_{i,j}$ für jeden Tag d_i ($1 \leq i \leq m$) berechnet, für welchen Anteil des jeweils vorhandenen Gesamtvermögens Z_{i-1} Anteile des Papiers gekauft oder verkauft werden sollen, so dass Z_m , also das Gesamtvermögen am Ende des betrachteten Zeitraums, und damit die Rendite maximal ist. Motiviert ist diese Suche durch die in Abschnitt 2.1 beschriebene und in der technischen Analyse häufig anzutreffende Annahme, dass in der Vergangenheit erfolgreiche Strategien wahrscheinlich auch in Zukunft erfolgreich sind.

Um die Suche nach der Funktion f zu vereinfachen, werden nur Funktionen betrachtet der Form

$$f(\Delta_i) := \sum w_j \cdot \Delta_{i,j} \quad (3.3)$$

Im Folgenden wird $w := (w_0, w_1, w_2, \dots, w_{n-1})$ als Gewichtsvektor bezeichnet. Selbstverständlich geht neben Δ_i auch der Gewichtsvektor w

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

in die Berechnung der Funktion f ein. Da dieser Gewichtsvektor w über den betrachteten Zeitraum jedoch gleich bleibt, also unabhängig vom Tag i ist, wird bei der Definition von f vereinfachend auf die Angabe von w als Argument verzichtet.

Ein positiver Funktionswert von $f(\Delta_i)$ soll eine Kauf- und ein negativer Funktionswert eine Verkaufsentscheidung in Höhe von $Z_{i-1} \cdot |f(\Delta_i)|$ auslösen. Bei einem Kauf am Tag d_i wird die Orderhöhe durch C_{i-1} beschränkt, also das Barvermögen am Tag d_{i-1} , bei einem Verkauf entsprechend durch D_{i-1} , also die Anzahl der Anteile am Tag d_{i-1} .

Die Einschränkung der Funktionen auf solche, wie sie in Definition 3.3 angegeben sind, basiert auf der Annahme, dass der Einfluss der einzelnen Indikatoren näherungsweise linear ist. Auch wenn in Teil III dieser Arbeit gezeigt wird, dass mit dieser und weiteren in dieser Arbeit vorgenommenen Vereinfachungen bereits erstaunlich gute Ergebnisse erzielt werden, ist das hier verwendete Verfahren durchaus geeignet zu untersuchen, welche Auswirkungen verschiedene Modifikationen des Modells, wie beispielsweise ein Verzicht auf die eine oder andere Vereinfachung, auf die Resultate haben.

Wie in Abschnitt 3.3 erläutert, gibt es bei der Orderabwicklung das Problem, dass am Tag d_i zur Cut-Off-Zeit t_C der Kurs P_i am Tag d_i noch nicht bekannt ist. So kann zu diesem Zeitpunkt noch nicht genau berechnet werden, wie viele Anteile maximal gekauft werden können, ohne den Cash-Bestand zu überziehen. Bei einer Kauforder wird deshalb nicht die Anzahl der zu kaufenden Anteile an die Handelsplattform übermittelt, sondern die Gesamtsumme, für die Anteile gekauft werden sollen. Aus entsprechenden Überlegungen wird bei einer Verkauforder umgekehrt nicht die Gesamtsumme, sondern die Anzahl der zu verkaufenden Anteile, die näherungsweise aus $Z_{i-1} \cdot |f(\Delta_i)| / P_{i-1}$ ermittelt wird, an die Handelsplattform übermittelt. Die genaue Abrechnung erfolgt dann jeweils am Abend des Tages d_i , sobald P_i veröffentlicht wird.

Sei B_i der Betrag, für den am Tag d_i Anteile gekauft und S_i die Anzahl der Anteile, die am Tag d_i verkauft werden sollen ($1 \leq i \leq m$). Dabei gilt natürlich $(B_i = 0) \vee (S_i = 0)$.

3.7. Formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte

Dann gilt, falls $f(\Delta_i) \geq 0$:

$$\begin{aligned} B_i &= \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1}) \\ S_i &= 0 \\ C_i &= C_{i-1} - B_i \\ D_i &= D_{i-1} + \frac{B_i}{P_i} \end{aligned} \tag{3.4}$$

Und falls $f(\Delta_i) < 0$:

$$\begin{aligned} B_i &= 0 \\ S_i &= \min\left(Z_{i-1} \cdot \frac{|f(\Delta_i)|}{P_{i-1}}, D_{i-1}\right) \\ C_i &= C_{i-1} + S_i \cdot P_i \\ D_i &= D_{i-1} - S_i \end{aligned} \tag{3.5}$$

Die vorstehenden Gleichungen können zu den beiden Sonderfällen führen

$$(f(\Delta_i) \geq 0) \wedge (B_i = 0) \text{ und } (f(\Delta_i) < 0) \wedge (S_i = 0),$$

also zu einem Kauf in Höhe von 0 Euro beziehungsweise einem Verkauf von 0 Anteilen. In der Praxis würde natürlich weder ein Kauf- noch ein Verkaufsauftrag erteilt. Aus den vorstehenden Gleichungen folgt in beiden Fällen

$$(B_i = 0) \wedge (S_i = 0) \wedge (C_i = C_{i-1}) \wedge (D_i = D_{i-1}).$$

Sowohl der Cash-Bestand als auch die Anzahl der Anteile im Depot bleiben also unverändert, wie es auch der Praxis entspricht, wenn keine Order erteilt wird. Die beiden Sonderfälle werden daher mit den vorstehenden Gleichungen korrekt abgehandelt und sind im Folgenden nicht weiter als Sonderfälle zu behandeln.

Gesucht wird jetzt also derjenige Gewichtsvektor w^* , mit dem das größtmögliche Gesamtvermögen Z_m erreicht wird. Wünschenswert wäre die Überführung dieser Aufgabenstellung in ein einfaches Gleichungs-

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

system, bei dem für jedes w_i ein geschlossener, einfach zu lösender Ausdruck angegeben wird. In Anbetracht der rekursiven Berechnung von Z_m sowie der zahlreichen Fallunterscheidungen und Ungleichungen, die sich hinter den Berechnungen der „min“-Funktion verbergen, erscheint der Versuch einer solchen Überführung wenig aussichtsreich.

Erfolgversprechend erscheint allerdings, mit Hilfe einer Parallelrechnerarchitektur wie der RIVYERA nach einem Gewichtsvektor w zu suchen, mit dem ein relativ großes Gesamtvermögen Z_m erreicht wird. Das größte Z_m , das dabei gefunden wird, wird im Folgenden mit \hat{Z} bezeichnet, der zugehörige Gewichtsvektor mit \hat{w} . Diese Suche nach \hat{w} wird im Folgenden als Kalibrierung bezeichnet.

Obwohl die Architektur der RIVYERA sowie der Kalibrierungsalgorithmus erst im Kapitel 4 detailliert beschrieben werden, soll hier bereits ein Überblick gegeben werden, aus welchen Gründen ein solches Verfahren erfolgversprechend erscheint:

1. Die Berechnung der Z_m kann für die verschiedenen Gewichtsvektoren unabhängig voneinander erfolgen.
2. Die Berechnung der Z_m kann in einem sehr effizienten, systolischen Verfahren erfolgen, bei dem die zur Verfügung stehende FPGA¹⁹-Fläche nahezu vollständig genutzt und ausgelastet werden kann.
3. Im Verhältnis zu der Anzahl der durchzuführenden Berechnungen ist die Menge der dafür an die Parallelrechnerarchitektur zu übertragenden Daten - im Wesentlichen lediglich die Matrix Δ - relativ gering.
4. Die Menge der aus der Parallelrechnerarchitektur auszulesenden Ergebnisse - unbedingt erforderlich ist lediglich \hat{w} - ist ebenfalls relativ gering.

¹⁹Field Programmable Gate Array

3.8 Die Handelsstrategie

Nach der Auswahl eines Wertpapiers, der Indikatoren und der Ermittlung eines dazu passenden Gewichtes \hat{w} gemäß der vorangegangenen Abschnitte besteht die Handelsstrategie darin, zuerst bei der Handelsplattform ein Depot und ein Cash-Konto anzulegen, das anfängliche Barvermögen auf das Cash-Konto zu überweisen und an jedem neuen Tag d_i unmittelbar vor der Cut-Off-Zeit t_C die prozentualen Änderungen Δ_i sowie entsprechend Definition 3.3 $f(\Delta_i) = \sum \hat{w}_j \cdot \Delta_{i,j}$ zu berechnen. In Abhängigkeit vom Vorzeichen von $f(\Delta_i)$ wird dann gemäß der Gleichungen 3.4 eine Kauforder in Höhe des Betrages B_i oder entsprechend der Gleichungen 3.5 eine Verkauforder über D_i Anteile an die Handelsplattform übermittelt und nach Veröffentlichung des Wertpapierkurses P_i abgerechnet.

Bevor allerdings eine solche Handelsstrategie in der Praxis eingesetzt wird, sollte dieses Verfahren zunächst evaluiert werden. Diese Evaluierung erfolgt in Teil III. Ausgehend von den überraschend guten Ergebnissen wird dort auch ein Ansatz zur weiteren Verbesserung der hier vorgestellten Handelsstrategie untersucht.

3.9 Zwischenstand und weitere Schritte

In Abschnitt 3 wurde eine Handelsstrategie entwickelt, die auf Grundlagen der technischen Analyse basiert:

Im Hinblick auf Sicherheits- und Renditeaspekte wurde in Abschnitt 3.2.2 zunächst die Anlageklasse der Wandelanleihenfonds und anschließend konkret der Fonds „DWS Convertibles“ für die Realisierung der Handelsstrategie ausgewählt. In Abschnitt 3.3 wurde die Orderabwicklung erläutert. Die Grundidee für die Entwicklung der Handelsstrategie wurde in Abschnitt 3.4 eingeführt. Weitere Randbedingungen wurden in Abschnitt 3.5 angegeben. In Abschnitt 3.6 wurden für diesen Fonds Indikatoren ausgewählt, die im Hinblick auf die Handelsstrategie geeignet erscheinen. Die formale Beschreibung der Ermittlung der Gewichte

3. Entwicklung einer Handelsstrategie

folgte dann in Abschnitt 3.7. Abschließend wurde in Abschnitt 3.8 die Handelsstrategie vorgestellt.

Die Architektur der RIVYERA sowie der Kalibrierungsalgorithmus zur Ermittlung der Gewichte werden in Kapitel 4 detailliert beschrieben. In Teil III wird die Handelsstrategie evaluiert. Außerdem wird dort untersucht, wie die Handelsstrategie für Aktienfonds funktioniert und wie sich andere Konditionen beim Fondshandel oder eine andere Indikatorenwahl auf die Ergebnisse auswirken.

Teil II

Parallelisierung

Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

4.1 Überblick

Voraussetzung für den Erfolg der in Kapitel 3 vorgestellten Handelsstrategie ist offensichtlich ein geeigneter Gewichtsvektor \hat{w} ¹. Eine Brute-Force-Methode zur Suche nach einem solchen Gewichtsvektor ist extrem zeitaufwändig. Selbst bei 8 Indikatoren und nur 100 verschiedenen Gewichten je Indikator ergeben sich bereits $100^8 = 10^{16}$ mögliche Kombinationen. Auf einem herkömmlichen High Performance PC würde für diese 10^{16} Gewichtsvektoren die Ermittlung der Endvermögen Z_m für jeweils den Zeitraum von etwa einem halben Jahr etwa 18.236 Jahre dauern (s. Tabelle 4.5). Ein solches Verfahren ist deshalb nicht praktikabel.

Stattdessen wird zunächst in einer ersten Iterationsphase mit einem n -dimensionalen, grobmaschigen Netz nach Bereichen mit erfolgversprechenden Gewichtsvektoren gesucht. In einer zweiten Iterationsphase wird in der Umgebung des erfolgversprechendsten Gewichtsvektors aus der ersten Phase das Netz sukzessiv verfeinert. Jeder einzelne dieser Iterationsschritte wird fast vollständig massiv parallel auf dem FPGA-Teil der RIVYERA ausgeführt.

¹Die Variablen \hat{w}, m, n, Z_m etc. wurden im Abschnitt 3 eingeführt. Ein Verzeichnis der durchgängig verwendeten Variablen befindet sich am Anfang der Arbeit.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Bevor jedoch die Realisierung der einzelnen Schritte detailliert vorgestellt wird, soll zunächst ein kurzer Überblick über die folgenden Abschnitte gegeben werden:

Voraussetzung für die effiziente Implementierung ist die im folgenden Abschnitt vorgestellte Hardware-Architektur. Die effiziente Implementierung des Kalibrierungsalgorithmus auf dieser speziellen Hardware-Architektur erfordert einige Transformationen des ursprünglichen Algorithmus. Diese Transformationen und der Implementierungsprozess werden in Abschnitt 4.3 beschrieben.

Die Analyse des Ressourcenbedarfs in Abschnitt 4.4 führt zu der Optimierung des FPGA-Entwurfs in Abschnitt 4.5, der zu einer deutlichen Effizienzsteigerung führt, so dass das jeweilige Endvermögen Z_m von etwa 4,3 Milliarden Gewichtsvektoren in etwa 10,9 Sekunden berechnet werden kann (s. Tabelle 4.5). Die Auswertung von 10^{16} Gewichtsvektoren würde damit noch immer etwa 294 Tage dauern, so dass in Abschnitt 4.6 ein zweistufiges Iterationsverfahren entwickelt wird, bei dem in jedem Iterationsschritt mehrere Milliarden Gewichtsvektoren massiv parallel auf dem FPGA ausgewertet werden.

Die Performanceanalyse in Abschnitt 4.7 zeigt, dass die Entwicklungsschritte in der Summe zu einer sehr effizienten Umsetzung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA führen. Eine Zusammenfassung der wichtigsten Ergebnisse dieses Kapitels befindet sich an dessen Ende.

4.2 Die Hardware-Architektur

4.2.1 Die RIVYERA

Abbildung 4.1 zeigt die voll bestückte, massiv parallele RIVYERA. Die RIVYERA ist das direkte Nachfolger-Modell der im Jahr 2006 vorgestellten COPACOBANA, die an dem Lehrstuhl für Technische Informatik der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel entwickelt wurde. Die RIVYERA wird seit 2008 von der SciEngines GmbH vertrieben und bisher vor allem

4.2. Die Hardware-Architektur



Abbildung 4.1. RIVYERA S3-5000

in der Kryptoanalyse [vgl. Fan+10; Kum+06] sowie der Bioinformatik [vgl. Sch+10; Wie+10; Wie+11] erfolgreich eingesetzt.

Abbildung 4.2 zeigt die Architektur der RIVYERA S3-5000. Sie besteht hostseitig aus einem Server-Mainboard, das mit einem Prozessor Intel Core i7-930 sowie mit 12GB RAM und 2TB Festplattenkapazität ausgerüstet ist. Durch die Ausstattung mit einem Linux-basierten Betriebssystem handelt es sich um ein vollwertiges, autarkes System. Dieses Host-System ist direkt mit dem FPGA-basierten Teil verknüpft, welcher auf einer Backplane mit bis zu 16 FPGA-Karten basiert. Im Folgenden wird vorausgesetzt, dass die RIVYERA voll bestückt ist.

Jede der FPGA-Karten enthält 8 Xilinx Spartan-3 5000 FPGAs, die vom Benutzer konfiguriert werden können, und einen zusätzlichen FPGA, der für die Kommunikation verwendet wird. Zudem steht jedem FPGA DRAM mit einer Kapazität von bis zu 32MB zur Verfügung.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

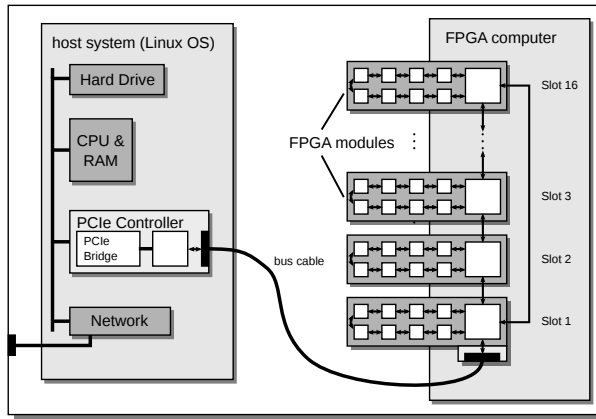


Abbildung 4.2. Architektur der RIVYERA S3-5000

Auf einer FPGA-Karte sind die FPGAs durch ein systolisches Bus-system verknüpft, wobei jeder FPGA mit seinen beiden direkten logischen Nachbarn verbunden ist. Sowohl die FPGAs auf einer FPGA-Karte als auch die FPGA-Karten auf der Backplane bilden jeweils eine Ring-Struktur.

Die Kommunikation setzt auf Hochgeschwindigkeits-Datenübertragung, die auf der physikalischen Ebene durch Punkt-zu-Punkt-Verbindungen durch den Schnittstellen-Standard LVDS² realisiert ist. Der Datentransfer des FPGA-basierten Teils der RIVYERA mit dem Host-Mainboard geschieht mittels direkter PCIe-Anbindung an die Kommunikationscontroller der FPGA-Karten.

Durch diese Architektur wird eine effiziente Datenübertragung möglich: Beim sogenannten Broadcast können 64-Bit-Worte quasi parallel an mehrere FPGAs verteilt werden. Die Datenworte können dabei sowohl an sämtliche vorhandenen FPGAs verteilt werden als auch nur an sämtliche FPGAs einer speziellen Karte. Darüber hinaus gibt es die Möglichkeit, die Daten an den k -ten FPGA ($1 \leq k \leq 8$) einer jeden Karte zu verteilen.

²Low Voltage Differential Signaling

4.2. Die Hardware-Architektur

Die Datenworte werden unidirektional und systolisch über die Ringstruktur der Backplane gesendet. Der Controller der ersten Karte dupliziert das Datum und sendet es an den Controller der nächsten Karte. Außerdem prüft der Controller der ersten Karte, ob ein FPGA der ersten Karte dieses Datum erhalten soll und verteilt es gegebenenfalls über die Ringstruktur auf der Karte. Die Controller der folgenden Karten arbeiten entsprechend.

Für 16 FPGA-Karten mit jeweils 8 FPGAs hat der längste mögliche Datenpfad eine Länge von $16 + 8$. Durch die systolische Architektur können die Daten unmittelbar aufeinanderfolgend versendet werden, so dass für die Verteilung von l Datenworten an sämtliche FPGAs nach der Übermittlung der Adressen nur $l + 24$ Schritte erforderlich sind. Für große l ist der Aufwand für die Übermittlung der Adressen vernachlässigbar.

Die Übertragung einzelner Daten an ausgewählte FPGAs erfolgt ähnlich. Der Overhead ist für einzelne Daten im Verhältnis zu größeren Datenmengen naturgemäß etwas größer.

Die theoretisch maximal erreichbare Bandbreite wird in [Sch+10] mit 250 Megabyte/Sekunde angegeben. In der Praxis konnten diese Werte allerdings nicht erreicht werden. Praktische Messungen ergaben eine Übertragungsgeschwindigkeit vom Host zu den FPGAs von mindestens 28,73 Megabyte/Sekunde. Da die Anzahl der zu übertragenden Daten im Verhältnis zu den durchzuführenden Berechnungen jedoch sehr gering ist, stellt diese relativ geringe Übertragungsgeschwindigkeit keinen Flaschenhals dar.

Nach dem Abschluss der Berechnung werden die Ergebnisse der einzelnen FPGAs nacheinander vom Host abgefragt und über dieselben Ringstrukturen übermittelt. Durch das sequentielle Abfragen der FPGAs wird eine Datenkollision vermieden. Die Menge der Ergebnisse ist im Verhältnis zu der Anzahl der Berechnungen sehr gering, so dass dieses sequentielle Abholen der Ergebnisse bei der Gesamtzeit nicht ins Gewicht fällt.

Weiterführende Informationen zur Architektur können dem Buch „Bio-informatics“ entnommen werden [Sch+10].

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

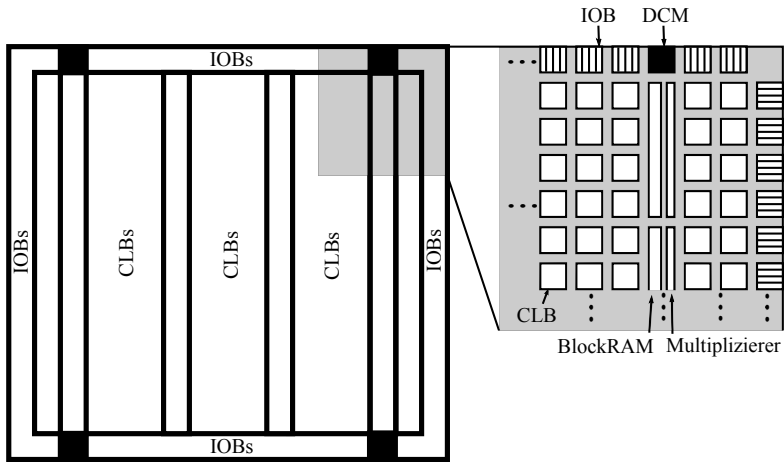


Abbildung 4.3. Struktureller Überblick über den Aufbau eines Spartan-3 5000

4.2.2 Aufbau des FPGAs Spartan-3 5000

In einer voll bestückten RIVYERA S3-5000 stehen dem Anwender auf den 16 FPGA-Karten insgesamt 128 FPGAs vom Typ Spartan-3 5000 der Firma Xilinx zur Verfügung. Der schematische Aufbau eines solchen Spartan-3 5000 ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Ein FPGA kann als ein Chip mit einer Vielzahl von Speicher-, Logik- und/oder sonstigen Bausteinen aufgefasst werden, die vom Anwender kombiniert werden können, so dass auf diesem FPGA beispielsweise Prozessoren realisiert werden können, die konkret auf Anforderungen der Finanzmathematik ausgerichtet sind. Die hier verwendeten FPGAs sind rekonfigurierbar, so dass zu einer anderen Zeit derselbe FPGA für andere Anwendungen genutzt werden kann.

Der Spartan-3 5000 besitzt 8.320 Configurable Logic Blocks (CLBs), jeder CLB besteht aus 4 Slices und jede Slice besteht aus 2 Logic Cells (LCs), die als logische Grundbausteine des Spartan-3 5000 betrachtet werden können. Eine LC enthält eine Lookup-Table (LUT) mit 4 Eingängen, mit der eine beliebige Boolesche Funktion mit 4 Eingängen realisiert werden kann. Diese Realisierung ist möglich, da jede beliebige Boole-

4.2. Die Hardware-Architektur

sche Funktion als eine Menge von Eingabe-Ausgabe-Paaren dargestellt werden kann. Jede LC beinhaltet außerdem ein Speicherelement, das als taktgesteuertes D-Flipflop mit set- und reset-Eingang realisiert ist. Mit diesem Flipflop kann ein in der LC berechneter Wert gespeichert werden. Jede Slice beinhaltet eine sogenannte Carry-und-Control-Logik, so dass Additionen effizient realisiert werden können. Ein CLB enthält zusätzlich spezielle Multiplexer, mit Hilfe derer mehrere LUTs eines CLBs kombiniert und dadurch komplexere Boolesche Funktionen verwirklicht werden können, als dies bei Verwendung nur einer LUT möglich wäre.

Insgesamt bietet die Architektur eines CLBs damit weitreichende Möglichkeiten der Abbildung von logischen und arithmetischen Funktionen, sowie der Speicherung und Verteilung von Daten.

In dem vergrößerten Ausschnitt der Abbildung 4.3 sind neben den CLBs folgende Komponenten schematisch dargestellt:

1. Insgesamt 104 18x18-Bit-Multiplizierer stehen als Alternative zu einer meist ineffizienteren Realisierung von Multiplizierern durch CLBs zur Verfügung.
2. Block-RAM-Module mit insgesamt 1.872 Kilobit ermöglichen die Speicherung größerer Datensätze außerhalb von CLBs.
3. Input-Output-Blöcke (IOBs) für die Kommunikation mit der Außenwelt.
4. Digital Clock Manager (DCMs), die einen oder mehrere Systemtakte für das Innere des Chips erzeugen und unterhalten können.

Weiterführende Informationen zum Spartan-3 5000 stellt die Firma XILINX zur Verfügung [Xilb; Xila].

Für die Implementierung eines Algorithmus auf einem FPGA gibt es spezielle Hardware-Beschreibungssprachen, wie Verilog oder VHDL. Anders als bei einer höheren Programmiersprache wie beispielsweise C sind für die effiziente Nutzung dieser Hardware-Beschreibungssprachen detaillierte Hardware-Kenntnisse über die auf dem FPGA vorhandenen

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Komponenten sowie über Signallaufzeiten, Taktverschiebungen und Ähnliches erforderlich.

Der Code, der mit einer solchen Hardware-Beschreibungssprache erstellt wurde, wird anschließend während der sogenannten „Synthese“ zunächst in eine Netzliste überführt, die jedem Signal, Bauteil und Pin einen eindeutigen Namen zuweist und die Verknüpfung dieser Elemente untereinander festlegt. Diese Netzliste wird danach übersetzt und zunächst den vorhandenen Ressourcengruppen zugeteilt. Schließlich werden diese Elemente auf die Bausteine des FPGAs überführt und die Bauteile verbunden.

Bei der Umsetzung eines Algorithmus für einen FPGA wird schnell ersichtlich, dass meistens ein erheblicher Teil des FPGAs nicht sinnvoll genutzt werden kann und auch an anderen Stellen Kompromisse eingegangen werden müssen, die - im Vergleich zu einer Realisierung als ASIC³ - zu einer deutlich geringeren Performance führen. Geringere Entwicklungskosten und kürzere Implementierungszeiten sowie die Rekonfigurierbarkeit mit der daraus resultierenden Möglichkeit der Weiterentwicklung mit geringem Designrisiko führen jedoch dazu, dass FPGAs in vielen Anwendungsgebieten eingesetzt werden.

Insgesamt ist die Architektur der RIVYERA sowohl in Bezug auf die durchzuführenden Berechnungen als auch in Bezug auf die Datenübertragung hervorragend für die Implementierung des Kalibrierungsalgorithmus geeignet. Daher wurde die RIVYERA für die Umsetzung des Kalibrierungsalgorithmus ausgewählt.

4.3 Implementierung

Aufgabe des Kalibrierungsalgorithmus ist die Suche nach einem geeigneten Gewichtsvektor \hat{w} , mit dem ein möglichst großes Gesamtvermögen \hat{Z} erreicht wird. Hierfür wird ein mehrstufiges Iterationsverfahren eingesetzt, bei dem in jedem einzelnen Iterationsschritt bereits

³application-specific integrated circuit

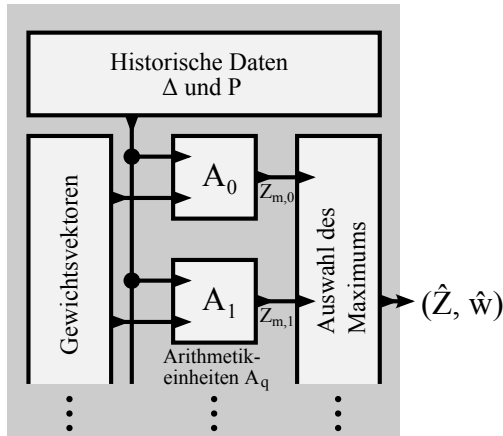


Abbildung 4.4. Grober, schematischer Überblick über einen vorläufigen Entwurf für die Implementierung auf dem FPGA

für sehr viele Gewichtsvektoren w jeweils der Wert Z_m auf dem FPGA berechnet wird.

Abbildung 4.4 vermittelt eine grobe Vorstellung über die anfänglich geplante Implementierung auf dem FPGA: Im Mittelpunkt stehen dabei die Arithmetikeinheiten, von denen jede aus der Verknüpfung von Gewichtsvektoren einerseits und historischen Daten wie der Differenzmatrix Δ und den Kursen des Wertpapiers P andererseits die jeweiligen Werte Z_m berechnen soll. Aus diesen Werten soll anschließend das Maximum \hat{Z} ermittelt und gemeinsam mit dem zugehörigen Gewichtsvektor \hat{w} ausgegeben werden. Im Folgenden wird allerdings gezeigt, dass auf der verwendeten Hardware manchmal eine direkte Umsetzung der Vorstellung nicht effizient möglich ist. An diesen Stellen wird eine alternative Lösung entwickelt, die letztendlich zu einer sehr performanten Implementierung auf dem FPGA führt.

Jede Arithmetikeinheit wird Z_m für eine große Anzahl von Gewichtsvektoren berechnen. Die möglichst effiziente Realisierung dieser Arithmetikeinheit ist deshalb von zentraler Bedeutung. Die Formeln

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

3.2, 3.4 und 3.5, die in Kapitel 3 auf der Basis finanzmathematischer Überlegungen aufgestellt wurden, werden deshalb im Folgenden zunächst äquivalent transformiert, so dass sie im Hinblick auf die verwendeten Hardware-Komponenten effizienter implementiert werden können.

4.3.1 Transformation des Kalibrierungsalgorithmus

Die Transformation der Formeln 3.2, 3.4 und 3.5 für eine effiziente Implementierung auf einem FPGA erfolgt in drei Schritten:

1. Zunächst wird $S_i^+ := S_i \cdot P_i$ und $D_i^+ := D_i \cdot P_i$ definiert. Da vorausgesetzt wird, dass $P_i > 0$ ($0 \leq i \leq m$), folgt aus den Gleichungen 3.2, 3.4 und 3.5:

$$Z_i = C_i + D_i^+ \quad (4.1)$$

Für $f(\Delta_i) \geq 0$:

$$\begin{aligned} B_i &= \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1}) \\ S_i^+ &= 0 \\ C_i &= C_{i-1} - B_i \\ D_i^+ &= D_{i-1}^+ \cdot \frac{P_i}{P_{i-1}} + B_i \end{aligned} \quad (4.2)$$

Und für $f(\Delta_i) < 0$:

$$\begin{aligned} B_i &= 0 \\ S_i^+ &= \min(Z_{i-1} \cdot |f(\Delta_i)|, D_{i-1}^+) \cdot \frac{P_i}{P_{i-1}} \\ C_i &= C_{i-1} + S_i^+ \\ D_i^+ &= D_{i-1}^+ \cdot \frac{P_i}{P_{i-1}} - S_i^+ \end{aligned} \quad (4.3)$$

Durch diese Transformation wird zunächst erreicht, dass P_i und P_{i-1} nur noch als Quotient in der Form $\frac{P_i}{P_{i-1}}$ auftreten. Diese insgesamt m Quotienten $Q_i := \frac{P_i}{P_{i-1}}$ ($1 \leq i \leq m$) können jedoch mit verhältnis-

4.3. Implementierung

mäßig geringem Aufwand einmalig in dem Host-Teil der RIVYERA vorberechnet werden, so dass auf dem FPGA keine Division mehr implementiert werden muss. Der Vorteil ist besonders groß, da die FPGA-seitige Ausführung von Divisionen einen vergleichsweise großen Anteil an Ressourcen benötigt [vgl. Xilb].

2. Die Anzahl der auf dem FPGA zu implementierenden mathematischen Operationen lässt sich weiter reduzieren durch folgende Überlegungen:

Für $f(\Delta_i) < 0$ gilt $|f(\Delta_i)| = -f(\Delta_i)$ und somit:

$$S_i^+ = -\max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), -D_{i-1}^+) \cdot Q_i$$

Außerdem sei:

$$O_i := \begin{cases} \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1}) & \text{für } f(\Delta_i) \geq 0 \\ \max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), -D_{i-1}^+) \cdot Q_i & \text{für } f(\Delta_i) < 0 \end{cases} \quad (4.4)$$

Dann lassen sich die Gleichungen 4.2 und 4.3 folgendermaßen zusammenfassen:

$$\begin{aligned} C_i &= C_{i-1} - O_i \\ D_i^+ &= D_{i-1}^+ \cdot Q_i + O_i \end{aligned} \quad (4.5)$$

3. Eine geringfügige weitere Reduktion kann nun einfach erreicht werden durch $D_i^* := -D_i^+$, denn damit gilt:

$$O_i = \begin{cases} \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1}) & \text{für } f(\Delta_i) \geq 0 \\ \max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), D_{i-1}^*) \cdot Q_i & \text{für } f(\Delta_i) < 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

und

$$\begin{aligned} C_i &= C_{i-1} - O_i \\ D_i^* &= D_{i-1}^* \cdot Q_i - O_i \\ Z_i &= C_i - D_i^* \end{aligned} \quad (4.7)$$

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Durch die in diesem Abschnitt beschriebenen Transformationen wurden die Gleichungen 3.2, 3.4 und 3.5 in die Gleichungen 4.6 und 4.7 überführt, die insgesamt weniger Rechenoperationen benötigen und damit ressourcensparender auf einem FPGA realisiert werden können. So können potentiell mehr Recheneinheiten je FPGA synthetisiert werden, was zu einer proportionalen Steigerung der Rechenleistung führt.

4.3.2 Die Arithmetikeinheit

Aufgabe der Arithmetikeinheit ist letztlich die Berechnung des Wertes Z_m . Da nach Gleichung 4.7 $Z_m = C_m - D_m^*$ gilt und C_m sowie D_m^* rekursiv definiert sind, sind m Iterationsschritte für die Berechnung eines einzelnen Wertes Z_m erforderlich. Die Berechnung der Z_i erfolgt in einer Pipeline, die sich in drei Blöcke gliedern lässt:

Der erste Block, der in Abbildung 4.5 schematisch für $n = 8$ Indikatoren dargestellt ist, berechnet den Funktionswert

$$f(\Delta_i) = \sum_{j=0}^{n-1} w_j \cdot \Delta_{i,j}$$

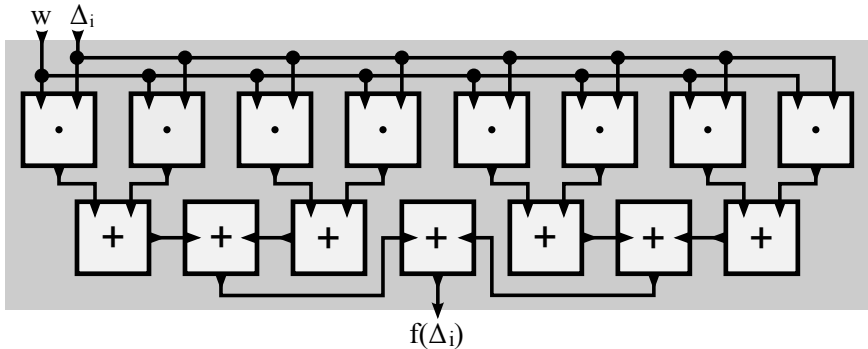


Abbildung 4.5. Berechnung von $f(\Delta_i)$ für 8 Indikatoren

Die Berechnung von $f(\Delta_i)$ benötigt dort n Multiplikationen und $n - 1$ Additionen. Aufgrund des Zahlenbereiches der Operanden werden diese,

4.3. Implementierung

wie auch alle weiteren Berechnungsschritte, zunächst in Gleitkomma-Arithmetik durchgeführt. Die n Multiplizierer und $n - 1$ Addierer, die für die Berechnung von $f(\Delta_i)$ verwendet werden, benötigen damit verhältnismäßig viele Ressourcen des FPGAs.

In dem zweiten, in Abbildung 4.6 schematisch dargestellten Block wird O_i gemäß Gleichung 4.6 ermittelt. Die Bedeutung der dort verwendeten Symbole ist - soweit erforderlich - in Tabelle 4.1 angegeben.

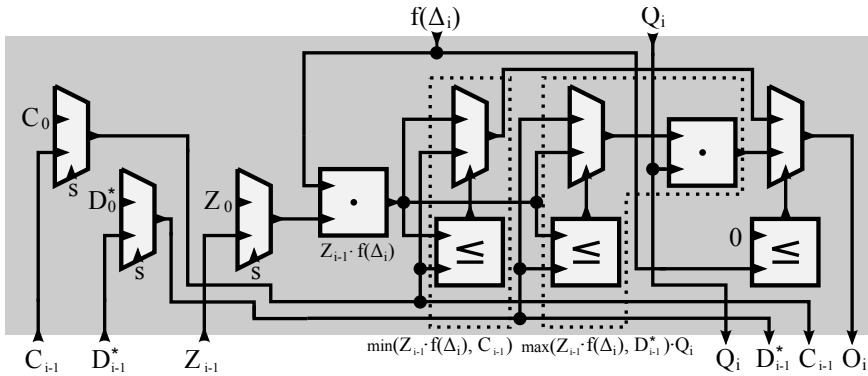


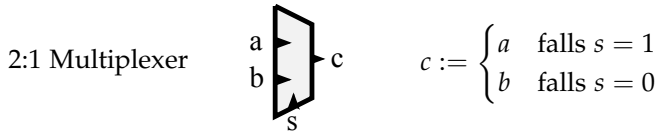
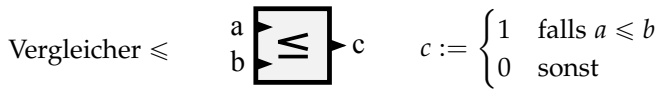
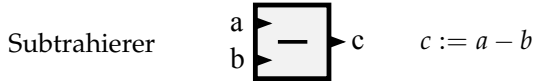
Abbildung 4.6. Berechnung von O_i

Die 3 Multiplexer auf der linken Seite von Abbildung 4.6 sorgen dafür, dass für $i = 1$ die Werte C_{i-1} , D_{i-1}^* und Z_{i-1} korrekt initialisiert werden und für $i \neq 1$ die Werte aus dem vorhergehenden Berechnungsschritt übernommen werden. Das an diesen 3 Multiplexern anliegende Signal s wird zentral auf dem FPGA erzeugt und dann an die Pipelines verteilt. Dabei gilt $s = 1 \Leftrightarrow i = 1$.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Tabelle 4.1. Symbole nicht kommutativer Operatoren:

Bei Subtrahierer und Vergleicher stehen die linksseitigen Operanden immer oben. Beim 2:1 Multiplexer wird für $s = 1$ das obere Element abgerufen.



Zu beachten ist, dass die beiden Funktionen Maximum und Minimum wegen

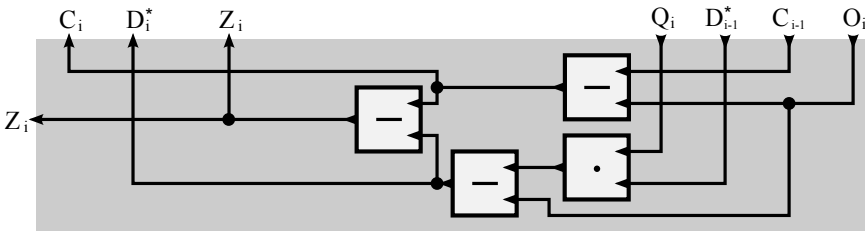
$$\max(a, b) = \begin{cases} a & \text{falls } b \leq a \\ b & \text{sonst} \end{cases}$$

und

$$\min(a, b) = \begin{cases} a & \text{falls } a \leq b \\ b & \text{sonst} \end{cases}$$

jeweils direkt durch die Verknüpfung eines Vergleichsoperators \leq und eines Multiplexers realisiert werden können.

Im dritten und letzten, in Abbildung 4.7 schematisch dargestellten Block werden die neuen Folgiglieder C_i , D_i^* und Z_i gemäß Gleichung 4.7 berechnet. Diese Werte fließen wieder zurück in den 2. Block und stehen dort für den nächsten Iterationsschritt zur Verfügung.

Abbildung 4.7. Berechnung von C_i , D_i und Z_i

Zusätzlich wird jeder Wert Z_i ausgegeben, auch wenn eigentlich nur Z_m von Interesse ist. Die Ermittlung von \hat{Z} aus den Werten Z_i wird in Abschnitt 4.3.5 beschrieben.

4.3.3 Berechnungsablauf und Timing

Wichtig für das Verständnis des Folgenden ist eine genauere Betrachtung der Arithmetikeinheit, die als Ganzes in Abbildung 4.8 für 8 Indikatoren schematisch dargestellt ist, im Hinblick auf den Berechnungsablauf und das Timing.

Die Berechnungen auf dem FPGA erfolgen getaktet. Die Anzahl der Takte, die beispielsweise für die Multiplikation zweier 32-Bit-Gleitkommazahlen in dem hier verwendeten Format IEEE 754-2008 benötigt wird, ist dabei nicht von vornherein festgelegt, sondern wird meistens iterativ ermittelt, in dem verschiedene Entwürfe synthetisiert werden. Dabei wird jeweils der kritische Pfad ermittelt und dessen Latenz minimiert mit dem Ziel, die Gesamtzahl der Berechnungen, die auf dem FPGA je Zeiteinheit durchgeführt werden können, zu optimieren.

Wie bei jeder Pipeline-Struktur ist auch hier die Maximierung der Taktfrequenz von besonderer Bedeutung. In dem Moment, in dem alle Stufen der Pipeline gefüllt sind, hat die Taktfrequenz einen deutlich höheren Einfluss auf die Anzahl der Berechnungen je Zeiteinheit als die Latenz der Einzelberechnung.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

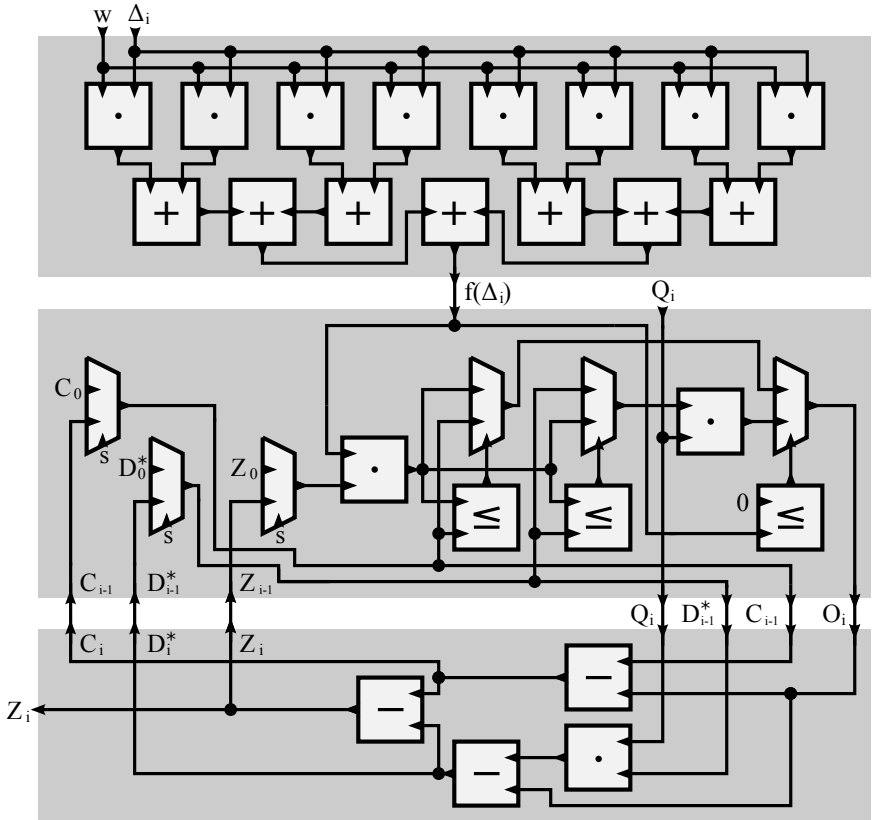


Abbildung 4.8. Arithmetikeinheit für 8 Indikatoren

4.3. Implementierung

Wichtig ist allerdings auch, die Fläche beziehungsweise die Ressourcen zu minimieren, die für die Arithmetikeinheit benötigt werden. Je geringer der Ressourcenbedarf ist, umso mehr Arithmetikeinheiten können je FPGA realisiert werden, was sich proportional auf die Gesamtperformance auswirkt.

So gibt es mehrere konkurrierende Aspekte bei der Optimierung eines FPGA-Entwurfs, so dass der Quotient $\frac{\text{Anzahl Berechnungen}}{\text{Zeit-Fläche}}$ als geeignetes Effizienzmaß beim FPGA-Entwurf angesehen wird [QAA09].

Interessant ist in diesem Zusammenhang beispielsweise, dass der Anordnung der Multiplizierer und Addierer in Abbildung 4.5 zunächst keine große Bedeutung zukommt. Mit dem dort gezeigten Aufbau, wird zwar ein hohes Maß an Parallelität erreicht, denkbar wäre jedoch auch eine sequentielle Anordnung der Addierer-Bausteine, obwohl die Latenz dann höher wäre. Wichtig ist, dass sichergestellt wird, dass in jedem Takt ein neuer Berechnungsschritt beginnen kann, so dass möglichst sämtliche Komponenten permanent sinnvoll ausgelastet sind.

Realisiert wurde zunächst die in Abbildung 4.5 dargestellte Variante, weil Untersuchungen mit verschiedenen Layouts gezeigt haben, dass die abgebildete Variante weniger Ressourcen benötigt als die sequentielle Version. In Abschnitt 4.5.2 wird allerdings eine noch effizientere Realisierung der Additionen auf dem FPGA vorgestellt.

Die Synthese führte zunächst dazu, dass Multiplikation, Addition und Subtraktion zweier Gleitkommazahlen jeweils mit 6 Takten realisiert wurden, ein Vergleich mit 2 Takten. Damit die Daten zum jeweils richtigen Zeitpunkt anliegen, werden diese teilweise durch den Einsatz von Schieberegistern verzögert. Abbildung 4.9 zeigt das sich daraus ergebende Timing-Diagramm für 8 Indikatoren und $i = 1$. Für die Gleitkommazahlen wie beispielsweise Q_i , C_{i-1} sowie D_{i-1}^* müssen die Schieberegister 32 Bit breit sein. Die Entscheidung, ob $f(\Delta_i) \geq 0$ ist, kann unmittelbar nach der Berechnung von $f(\Delta_i)$ erfolgen, so dass das Schieberegister für das Ergebnis dieser Entscheidung nur ein Bit breit sein muss.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

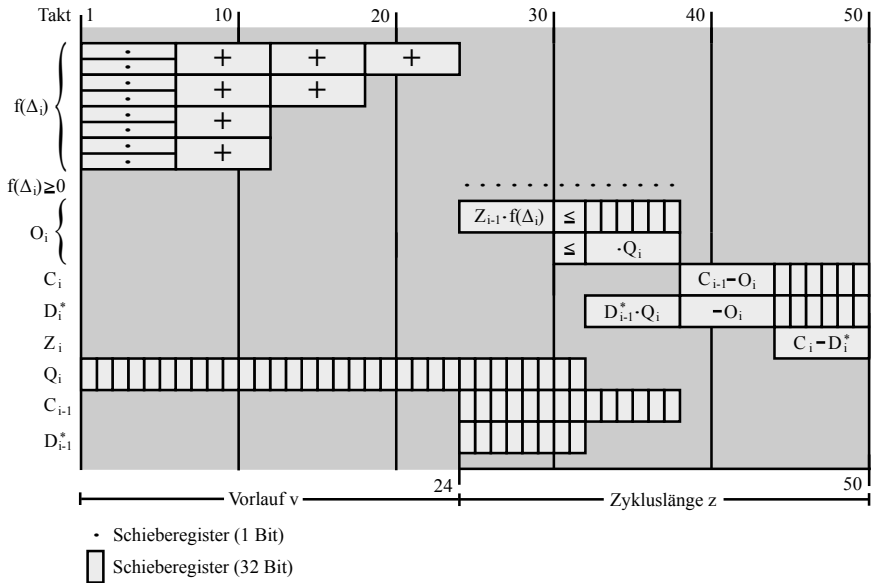


Abbildung 4.9. Timing-Diagramm für Gleitkommaarithmetik und 8 Indikatoren

An Stelle eines Vergleichers für die Entscheidung, ob $f(\Delta_i) \geq 0$ ist, reicht es in diesem Fall, das Vorzeichenbit von $f(\Delta_i)$ zu betrachten. Dabei ist zu beachten, dass im Format IEEE 754-2008 das Vorzeichenbit für den Wert 0 nicht eindeutig definiert ist (man spricht dabei auch von einer positiven und einer negativen Null). Für $f(\Delta_i) = 0$ gilt jedoch für die Terme in der Definition 4.6 von O_i , dass sowohl $\min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1}) = 0$ als auch $\max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), D_{i-1}^*) \cdot Q_i = 0$ ist. Für $f(\Delta_i) = 0$ ist es deshalb egal, welcher dieser beiden Terme O_i zugewiesen wird, so dass es ausreicht, das Vorzeichenbit von $f(\Delta_i)$ zu betrachten.

Im Folgenden soll das Timing-Diagramm aus Abbildung 4.9 zunächst für die Berechnung eines einzelnen Wertes Z_1 erläutert werden. In einem zweiten Abschnitt wird darauf eingegangen, wie die volle Auslastung der Pipeline und damit ein maximaler Durchsatz erreicht wird.

Erläuterung des Timing-Diagramms für die Berechnung eines einzelnen Wertes Z_1

Wie Abbildung 4.9 entnommen werden kann, wird die Berechnung von $f(\Delta_i)$ in den Takten 1 bis 24 ausgeführt. Im Folgenden sei v die Länge dieser Vorlaufphase.

Die Berechnung von O_i beginnt in Takt 25. Unabhängig davon, ob $f(\Delta_i) \geq 0$ ist, wird sowohl $\min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), C_{i-1})$ als auch $\max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i), D_{i-1}^*) \cdot Q_i$ berechnet. Da die Berechnung des ersten dieser beiden Terme früher abgeschlossen ist, wird das Ergebnis durch Schieberegister verzögert, bis in Takt 38 auch der zweite dieser Terme berechnet ist. Durch das Vorzeichenbit von $f(\Delta_i)$ wird dann selektiert, welches der beiden Ergebnisse O_i zugewiesen wird. Diese Auswahl erfolgt über einen der in den CLBs enthaltenen Multiplexer, so dass dafür kein zusätzlicher Takt erforderlich ist.

Die Berechnung von D_i^* besteht zuerst aus einer Multiplikation und anschließend einer Subtraktion. Die Operanden für die Multiplikation sind in Takt 33 bereits bekannt, so dass die Multiplikation dort schon beginnen kann und das Produkt gleichzeitig mit O_i zur Verfügung steht. Die Subtraktion kann unmittelbar anschließend folgen und ist in Takt 44 abgeschlossen.

In Takt 45 beginnt schließlich die Ermittlung von Z_i , die in Takt 50 abgeschlossen wird, so dass die Berechnung von O_{i+1} in Takt 51 beginnen kann. Die Länge z eines Zyklus beträgt hier also 26 Takte, nämlich die Zeit von Takt 25 bis zum Takt 50 einschließlich.

Das Füllen der Pipeline

Bei der Betrachtung des Ablaufes der Berechnung der Z_1 bis Z_m für nur einen einzigen Gewichtsvektor wird deutlich, dass in diesem Fall jede einzelne Komponente nur in jedem z -ten Takt nützlich tätig wäre und anschließend $z - 1$ Takte warten müsste, bis neue Daten zur Verfügung stünden. Die Hardware würde also nur zu einem z -ten Teil sinnvoll genutzt.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Im Folgenden wird deshalb gezeigt, wie eine volle Auslastung der Pipeline und damit ein maximaler Durchsatz erreicht wird, indem z Instanzen des Problems nebenläufig bearbeitet werden. Dafür soll in Takt t mit $1 \leq t \leq z$ die Berechnung von $f(\Delta_1)$ für den t -ten Gewichtsvektor beginnen. In den nächsten z Takten ($z + 1 \leq t \leq 2 \cdot z$) soll dann entsprechend die Berechnung von $f(\Delta_2)$ für den Gewichtsvektor $t - z$ beginnen.

Nach $v + m \cdot z$ Takten ist die Berechnung von Z_m für den ersten Gewichtsvektor abgeschlossen. In den folgenden $z - 1$ Takten wird jeweils die Berechnung von Z_m eines weiteren Gewichtsvektors abgeschlossen. Für t mit $1 \leq t \leq z$ gilt allgemein, dass die Berechnung von Z_m für den t -ten Gewichtsvektor in Takt $t - 1 + v + m \cdot z$ abgeschlossen wird.

Unmittelbar nach dem Start der Berechnung von $f(\Delta_m)$ für den z -ten Gewichtsvektor kann mit der Berechnung der $f(\Delta_1)$ für einen neuen Satz von z Gewichtsvektoren begonnen werden, so dass die Arithmetikeinheit permanent voll ausgelastet ist.

Voraussetzung für den korrekten Ablauf der Berechnungen ist selbstverständlich die Bereitstellung der Eingabedaten zum richtigen Zeitpunkt an der richtigen Position. In Anbetracht der großen Datenmenge, die in jedem Takt eingelesen wird, stellt die effiziente Bereitstellung dieser Daten eine große Herausforderung dar. Im folgenden Abschnitt wird deshalb ein Verfahren vorgestellt, wie die Arithmetikeinheiten effizient mit den jeweils benötigten Daten versorgt werden können.

4.3.4 Ansteuerung der Arithmetikeinheiten

Die Ansteuerung der Arithmetikeinheiten zählt zu den wichtigen Aufgaben, die auf dem FPGA implementiert werden müssen. Als Eingaben benötigt die Arithmetikeinheit einen Gewichtsvektor w , die historischen Daten Q_i und Δ_i des Tages d_i , die im Folgenden als historischer Datensatz $H_i := (Q_i, \Delta_i)$ bezeichnet werden, und schließlich das Initialisierungssignal s sowie die Anfangswerte C_0 , D_0^* und Z_0 .

4.3. Implementierung

Sämtliche an der Berechnung von \hat{Z} beteiligten Arithmetikeinheiten sollen synchron arbeiten. Jede Arithmetikeinheit soll dabei zu Beginn einen individuellen Gewichtsvektor erhalten und die Berechnung im gleichen Takt wie die übrigen Arithmetikeinheiten starten. Daraus ergibt sich, dass für jeden beliebigen Takt t während der Berechnung eines \hat{Z} gilt, dass in diesem Takt sämtliche Arithmetikeinheiten einerseits denselben historischen Datensatz und andererseits jeweils einen individuellen Gewichtsvektor benötigen. Dies führt dazu, dass die Versorgung der Arithmetikeinheiten mit den historischen Datensätzen anders organisiert werden muss als bei den Gewichtsvektoren, was in den folgenden Abschnitten beschrieben wird.

Je FPGA gibt es einen Modulo- m -Zähler für i' mit $i' := i - 1$, der zu Beginn mit 0 initialisiert wird und alle z Takte um 1 erhöht wird, bis $m - 1$ erreicht ist. Das Initialisierungssignal s wird daraus mit $s = 1 \Leftrightarrow i' = 0$ abgeleitet und an die Arithmetikeinheiten verteilt. Dabei ist zu beachten, dass s durch ein Schieberegister v Takte verzögert werden muss, damit es zum richtigen Zeitpunkt an den in Abbildung 4.6 dargestellten Multiplexern für C_{i-1} , D_{i-1}^* und Z_{i-1} anliegt.

Die Anfangswerte C_0 , D_0^* und Z_0 sind für alle Arithmetikeinheiten identisch und werden vor dem Beginn der ersten Berechnung eines $f(\Delta_i)$ in Flipflops der CLBs gespeichert.

Versorgung der Arithmetikeinheiten mit den historischen Daten

Ein Satz H_i ($1 \leq i \leq m$) historischer Daten besteht aus Q_i und Δ_i . Q_i wird vorab auf dem Host-Mainboard der RIVYERA aus $Q_i = \frac{P_i}{P_{i-1}}$ berechnet. Da für die gesamte Suche nach \hat{Z} nur einmal die m Werte Q_1 bis Q_m berechnet werden müssen, ist der Aufwand dafür vernachlässigbar. Δ_i ist die i -te Zeile der Differenzmatrix Δ und besteht somit aus den n Werten $\Delta_{i,j}$ ($0 \leq j \leq n - 1$).

Da sowohl Q_i als auch $\Delta_{i,j}$ als Gleitkommazahlen mit jeweils 32 Bit gespeichert werden, besteht der historische Datensatz aus $(1 + n) \cdot 32$ Bit. Für $n = 8$ Indikatoren sind also 288 Bit je Datensatz erforderlich.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Das Block-RAM kann für eine Wortlänge von 288 Bit konfiguriert werden, so dass in jedem Takt ein kompletter Datensatz H_i aus dem Block-RAM ausgelesen und an die Arithmetikeinheiten verteilt werden kann. Voraussetzung dafür ist allerdings, dass die Speicheradresse, aus der dieser Datensatz H_i gelesen werden soll, bereits ein Takt vorher bekannt ist und am Block-RAM anliegt. In dem hier vorliegenden Fall stellt dies kein Problem dar, da sich die Speicheradresse unmittelbar aus dem Wert von i' ergibt und somit einfach vorausberechnet werden kann.

Bei einer Wortlänge von 288 Bit können etwa 6500 Datensätze im Block-RAM eines FPGAs gespeichert werden, so dass für die in dieser Arbeit untersuchten Fälle die historischen Datensätze, die für eine Kalibrierung erforderlich sind, komplett auf einem FPGA gespeichert werden können. Deshalb werden vor dem Beginn der ersten Berechnung eines $f(\Delta_i)$ die m historischen Datensätze komplett an alle verfügbaren FPGAs übertragen und dort im Block-RAM gespeichert.

Versorgung der Arithmetikeinheiten mit den Gewichtsvektoren

Ein einzelner Gewichtsvektor w besteht aus n Werten. Für beispielsweise $n = 8$ und Speicherung jedes einzelnen Wertes als Gleitkommazahl mit jeweils 32 Bit ergibt sich daraus eine Länge von 256 Bit je Gewichtsvektor.

Selbst bei der Nutzung des kompletten Block-RAM ausschließlich für die Gewichtsvektoren, könnten so lediglich etwa 7320 Gewichtsvektoren je FPGA gespeichert werden. Die dort gespeicherten Gewichtsvektoren müssten dann von dort individuell an die einzelnen Arithmetikeinheiten verteilt werden. Nachdem die Berechnung der Z_m für alle gespeicherten Gewichtsvektoren abgeschlossen ist, müsste ein neuer Satz Gewichtsvektoren nachgeladen werden, wobei jeder FPGA mit einem anderen Satz Gewichtsvektoren versorgt werden müsste.

Bei der Realisierung der in Abschnitt 4.3.2 beschriebenen Arithmetikeinheit können alle $z \cdot m$ Takte z neue Gewichtsvektoren verarbeitet werden. Durchschnittlich müsste also alle m Takte ein neuer, individueller

4.3. Implementierung

Gewichtsvektor je Arithmetikeinheit zur Verfügung gestellt werden. Für beispielsweise $m = 100$ Tage und nur 3 Arithmetikeinheiten je FPGA hieße dies bei 128 FPGAs, dass durchschnittlich $3 \cdot 128/m = 3,84$ Gewichtsvektoren je Takt verteilt werden müssten, um die Arithmetikeinheiten voll auszulasten. Zudem müssten diese Gewichtsvektoren zuvor in hinreichender Geschwindigkeit vom Host-Teil der RIVYERA generiert und an den FPGA-Teil übertragen werden. Insgesamt erscheint dieser Lösungsansatz daher unbefriedigend.

Vorgeschlagen wird deshalb folgende Alternative: Ausgangspunkt ist dabei zunächst je eine Liste $L_j := (L_{j,0}, \dots, L_{j,N_j-1})$ mit N_j möglichen Gewichten für jeden Indikator I_j mit $0 \leq j \leq n-1$, wobei innerhalb einer Liste die Werte aufsteigend sortiert und paarweise verschieden sein sollen.

Für die Gewichtsvektoren $w = (w_0, \dots, w_{n-1})$ soll nun gelten, dass jedes Gewicht w_j ein Element der Liste L_j ist und c_j der Index dieses Elements in der Liste L_j , also $w_j \in \{L_{j,c_j} : 0 \leq c_j \leq N_j - 1\}$.

Die Menge der Gewichtsvektoren $w = (L_{0,c_0}, \dots, L_{n-1,c_{n-1}})$, die sich kombinatorisch aus den n Listen generieren lässt, wird im Folgenden als Suchraum bezeichnet.

Sei nun $X_j := \prod_{k=0}^j N_k$ und $X := X_{n-1}$, dann lassen sich kombinatorisch X unterschiedliche Gewichtsvektoren erzeugen. Für beispielsweise einheitlich 16 Gewichte je Indikator gibt es so bei 8 Indikatoren bereits $X = 16^8 \approx 4,3$ Milliarden unterschiedliche Gewichtsvektoren. So lässt sich also aus lediglich $8 \cdot 16 = 128$ Werten eine verhältnismäßig große Anzahl unterschiedlicher Gewichtsvektoren erzeugen.

Bereits die Betrachtung der Menge $\{(l, 0, 0, 0, 0, 0, 0) : 1 \leq l \leq 16^8\}$ zeigt allerdings, dass sich offensichtlich nicht jede beliebige Menge von 16^8 Gewichtsvektoren kombinatorisch aus 128 Werten generieren lässt. Trotz dieser Einschränkung führt die Umsetzung des hier vorgeschlagenen Verfahrens in Verbindung mit dem in Abschnitt 4.6 vorgestellten

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Iterationsverfahren zu einem effizienten Kalibrierungsalgorithmus auf der RIVYERA.

Im Folgenden wird gezeigt, wie die X Gewichtsvektoren auf die Arithmetikeinheiten aufgeteilt werden: Interpretiert man die c_j als Ziffern eines Stellenwertsystems S , bei dem an der j -ten Position die Ziffern 0 bis $N_j - 1$ zugelassen sind ⁴, ergibt sich mit Hilfe des Horner-Schemas eine eindeutige Zuordnung von $c_{n-1}, c_{n-2}, \dots, c_0$ zu einer Zahl l mit $0 \leq l \leq X - 1$ durch

$$l := c_0 + N_0 \cdot (c_1 + N_1 \cdot (\dots (c_{n-2} + N_{n-2} \cdot (c_{n-1})) \dots)) \quad (4.8)$$

Umgekehrt lassen sich für jedes l mit $0 \leq l \leq X - 1$ die Ziffern c_0 bis c_{n-1} im Stellenwertsystem S eindeutig ermitteln durch⁵:

$$c_j = \left\lfloor \frac{l \bmod X_j}{X_{j-1}} \right\rfloor \quad (4.9)$$

Die Zahlen von 0 bis $X - 1$ lassen sich somit eindeutig einem der X Gewichtsvektoren $(L_{0,c_0}, \dots, L_{n-1,c_{n-1}})$ zuordnen und umgekehrt, so dass sich daraus auf natürliche Weise eine durch die Zahlendarstellung induzierte Ordnung für die Gewichtsvektoren ergibt.

Sei nun a die Gesamtzahl der auf der RIVYERA realisierten Arithmetikeinheiten A_0 bis A_{a-1} , dann sollen die X Gewichtsvektoren in a ungefähr gleichgroße Blöcke aufgeteilt werden, so dass A_0 den - im Sinne der zuvor beschriebenen Ordnung - ersten Block mit etwa X/a Gewichtsvektoren auswertet, A_1 den nächsten Block und so weiter.

Zu diesem Zweck wird auf dem Host-Teil der RIVYERA für jede Arithmetikeinheit A_q mit $0 \leq q \leq a - 1$ ein Startindex s_q ermittelt. Dieser Startindex wird vor Beginn der Berechnung des ersten $f(\Delta_1)$ an den FPGA mit der Arithmetikeinheit A_q übermittelt.

⁴Für $N_j > 9$ sind an dieser Stelle analog zum Hexadezimalsystem auch Ziffern > 9 zugelassen.

⁵Dafür sei $X_{-1} := 1$.

4.3. Implementierung

Da einerseits nicht vorausgesetzt ist, dass X durch a teilbar ist und andererseits die Zykluslänge z zu berücksichtigen ist, werden die Blocklänge b und die Startindizes s_q folgendermaßen definiert:

$$b := z \cdot \left\lceil \frac{X}{z \cdot a} \right\rceil$$
$$s_q := \min(q \cdot b, X - b)$$

Dabei kann für praktische Fälle $X > \frac{X}{a} + z$ vorausgesetzt werden, so dass $X - b = X - z \cdot \left\lceil \frac{X}{z \cdot a} \right\rceil \geq X - z \cdot \left(\frac{X}{z \cdot a} + 1 \right) = X - \left(\frac{X}{a} + z \right) > 0$ und somit $s_q \geq 0$ gilt.

Durch diese Definition der Blocklänge b wird erreicht, dass b durch z teilbar ist, so dass auf anderenfalls erforderliche Fallunterscheidungen auf dem FPGA verzichtet werden kann. Die Blocklänge b wird an alle FPGAs übermittelt, damit dort die Anzahl der Gewichtsvektoren je Arithmetikeinheit bekannt ist, für die Z_m zu berechnen ist.

Aus der Definition der Startindizes s_q folgt, dass es eventuell Gewichtsvektoren gibt, für die Z_m auf mehreren Arithmetikeinheiten parallel berechnet wird. Diese Redundanz hat jedoch keinen Einfluss auf das Ergebnis \hat{Z} und ist in der Praxis vernachlässigbar.

Der Aufwand für die Berechnung der Blocklänge b sowie der a Startindizes s_q auf dem Host-Teil der RIVYERA sowie die Verteilung der Werte an die FPGAs ist verhältnismäßig gering. Dabei ist zu beachten, dass a und z ohnehin als Konstanten angesehen werden können, die sich aus der FPGA-Synthese ergeben. Falls auch X konstant gehalten wird, können b und s_q ebenfalls als Konstanten angesehen und gespeichert werden.

Etwas vereinfachend wird im Folgenden zunächst vorausgesetzt, dass alle Listenlängen N_j mit $0 \leq j \leq n - 1$ Zweierpotenzen sind. So wird erreicht, dass aus der Binärdarstellung von s_q direkt für jeden Index c_j dessen Binärdarstellung abgelesen werden kann, so dass auf die Implementierung von Gleichung 4.9 verzichtet werden kann.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Zur Veranschaulichung sei dazu das folgende, einfache Beispiel gegeben: Sei das Stellenwertsystem S definiert durch $n = 3$, $N_0 = 4$, $N_1 = 8$, $N_2 = 32$ und seien die Ziffern $c_0 = 1$, $c_1 = 3$, $c_2 = 5$ gegeben. Laut Definition 4.8 gilt dann im Dezimalsystem $l = 1 + 4 \cdot (3 + 8 \cdot 5) = 173$. Für die Binärdarstellung gilt $l = 00101|011|01_2$. Die ersten $\log_2(N_2)$ Bits 00101 können nun direkt als Binärdarstellung von c_2 abgelesen werden, denn $00101_2 = 5_{10} = c_2$. Entsprechend können die folgenden $\log_2(N_1)$ Bits 011 als c_1 und die letzten $\log_2(N_0)$ Bits 01 als c_0 abgelesen werden.

Da einerseits jede Arithmetikeinheit auf dem FPGA in jedem Takt mit einem individuellen und aus n Werten bestehenden Gewichtsvektor versorgt werden soll und andererseits das Auslesen mehrerer Daten aus einem Block-RAM des Spartan-3 5000 innerhalb eines Taktes nicht möglich ist, werden nun die Werte der n Listen L_j für jede Arithmetikeinheit je einmal in LUTs der CLBs gespeichert. Durch das zuvor beschriebene Verfahren zur Generierung der Gewichtsvektoren wurde erreicht, dass die für die Generierung erforderliche Datenmenge, nämlich $\sum_{j=0}^{n-1} N_j$ Werte, so gering ist, dass diese mehrfache Speicherung dieser Datenmenge auf den FPGAs problemlos möglich ist.

Abbildung 4.10 zeigt die schematische Darstellung der Generierung eines Gewichtsvektors $(L_{0,c_0}, \dots, L_{n-1,c_{n-1}})$ für eine Arithmetikeinheit, $n = 8$ Indikatoren und einheitlich 16 Werte je Liste, also $N_j = 16$ für alle j mit $0 \leq j \leq n - 1$. Die 32 Bits von L_{j,c_j} werden dabei in den 32 LUTs LUT(j,0) bis LUT(j,31) derart gespeichert, dass beim Anlegen der Adresse c_j an diese 32 LUTs die 32 Bits von L_{j,c_j} ausgegeben werden. So gelingt es, den Gewichtsvektors $(L_{0,c_0}, \dots, L_{n-1,c_{n-1}})$ mit $L_{j,c_j} = w_j$ synchron zu generieren und an die Arithmetikeinheiten zu übertragen.

Für jede Arithmetikeinheit A_q wird ein separater Zähler l_q implementiert, der zu Beginn mit dem Startwert s_q initialisiert wird. Jeder Zähler wird zunächst $z - 1$ Mal inkrementiert und anschließend um $z - 1$ verringert. Dieser Zyklus wird m Mal wiederholt, wobei jedes m -te Mal anstelle der Subtraktion von $z - 1$ eine Addition von 1 erfolgt, so

4.3. Implementierung

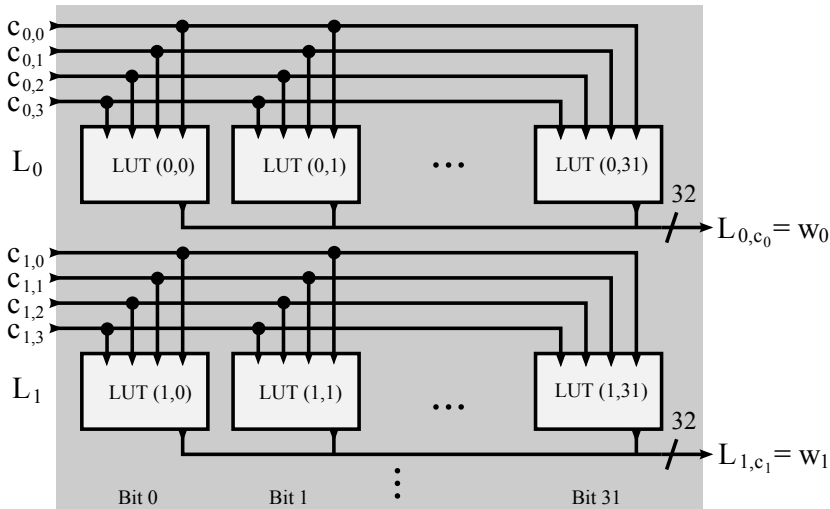


Abbildung 4.10. Generierung eines Gewichtsvektors $w = (w_0, w_1, \dots, w_{n-1})$ aus gegebener Adresse l für 16 Gewichte je Indikator

dass die Arithmetikeinheit jederzeit mit dem korrekten Gewichtsvektor $(L_{0,c_0}, \dots, L_{n-1,c_{n-1}})$ versorgt wird.

Unter der Voraussetzung, dass keine Listenlänge N_j größer als 16 ist und die einzelnen Gewichte als 32-Bit-Zahlen gespeichert werden, sind für die Speicherung der Listen $32 \cdot n$ LUTs je Arithmetikeinheit erforderlich. Für den Fall, dass mehr als 16 Werte je Liste gespeichert werden müssen, ist die Realisierung mit LUTs natürlich entsprechend aufwändiger. Zu beachten ist, dass die Listenlängen ebenso wie die Anzahl der Indikatoren nicht während der Kalibrierung verändert werden können, sondern bereits bei der Synthese festgelegt sein müssen, weil in Abhängigkeit davon die Konfiguration des FPGAs bestimmt wird.

Ein Verzicht auf die zuvor genannte Vereinfachung, dass alle Listenlängen Zweierpotenzen sind, ließe sich durchaus realisieren. In diesem Fall könnte anstelle der s_q die jeweils zugehörige Indexliste (c_{n-1}, \dots, c_0) auf dem Host-Teil der RIVYERA berechnet und an die FPGAs übertragen

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

werden. Für jede Arithmetikeinheit und für jede Liste L_j wäre dann ein Modulo- N_j -Zähler zu implementieren, der beim Übergang von $N_j - 1$ zu 0 den Zähler der nächsten Liste L_{j+1} um 1 inkrementiert. Der Modulo- N_0 -Zähler für die Liste L_0 würde genauso angesteuert werden, wie der zuvor beschriebene Zähler l_q . Anstelle eines Wertes s_q mit $\log_2(X)$ Bits und nur einem Zähler l_q wären dann die n Werte c_0 bis c_{n-1} mit jeweils einem Zähler zu realisieren. Da die Wortlänge der c_j jedoch lediglich $\log_2(\lceil N_j \rceil)$ Bits beträgt, wäre der dadurch insgesamt entstehende Mehraufwand in der Praxis sehr gering.

Allerdings hat die Einschränkung der Listenlängen auf Zweierpotenzen bei dem Einsatz des hier vorgestellten Kalibrierungsalgorithmus in Verbindung mit dem in Abschnitt 4.6 beschriebenen Iterationsverfahrens in der Praxis keine gravierenden Nachteile, so dass in dieser Arbeit auf eine ausführlichere Vorstellung einer FPGA-Implementierung ohne diese Einschränkung verzichtet wird.

Die Beschreibung dieses Abschnittes zeigt, dass für die effiziente Realisierung der einfachen Bereitstellung eines Gewichtsvektors einige Überlegungen erforderlich sein können. Der Aufwand erscheint jedoch gerechtfertigt, weil dadurch ermöglicht wird, dass jede Arithmetikeinheit für die komplette Berechnung eines Z_m durchschnittlich lediglich m Takte benötigt, so dass insgesamt eine sehr hohe Rechenleistung erreicht wird.

4.3.5 Auswertung der Ergebnisse der Arithmetikeinheiten

Bisher wurde vorgestellt, wie jede der a Arithmetikeinheiten für jeden der ihr zugeordneten b Gewichtsvektoren die Werte Z_i für $1 \leq i \leq m$ berechnet. Aufgabe des Kalibrierungsalgorithmus ist letztlich die Ermittlung eines Gewichtsvektors \hat{w} , der zu einem möglichst großen \hat{Z} gehört.

Erreicht wird dieses Ziel nun, indem zunächst für jede Arithmetikeinheit q separat ein lokales Maximum M_q ermittelt und zusammen mit dem Index m_q des zugehörigen Gewichtsvektors gespeichert wird.

4.3. Implementierung

Dafür wird M_q vor der ersten Berechnung eines $f(\Delta_1)$ zunächst mit 0 initialisiert. Gemäß Abschnitt 4.3.3 liegt $v + z$ Takte nach dem Start der ersten Berechnung eines $f(\Delta_1)$ das Ergebnis des zugehörigen Z_1 vor. In den folgenden $z - 1$ Takten folgen die Ergebnisse Z_1 der nächsten $z - 1$ Gewichtsvektoren. Für i mit $1 \leq i \leq m - 1$ dient Z_i jedoch lediglich als Zwischenergebnis für die Berechnung von C_{i+1}, D_{i+1}^* sowie Z_{i+1} und geht nicht direkt in die Berechnung von M_q ein. $v + z \cdot m$ Takte nach dem Start der ersten Berechnung eines $f(\Delta_1)$ ist die Berechnung des zugehörigen Z_m abgeschlossen. Dieses Z_m ist mit dem bisherigen lokalen Maximum M_q zu vergleichen. Für den Fall $Z_m \geq M_q$ ist M_q durch Z_m zu ersetzen und der zu diesem Z_m zugehörige Index des Gewichtsvektors als m_q zu speichern.

Damit der zugehörige Index einfach abgelesen werden kann, könnte für jedes l_q ein $\log_2(X)$ breites Schieberegister realisiert werden, das l_q um $v + m$ Takte verzögert, so dass bei Abschluss der Berechnung von Z_m der zugehörige Index unmittelbar an diesem Schieberegister abgelesen werden kann.

Effizienter ist es allerdings, auf dieses Schieberegister zu verzichten und statt m_q den Wert m'_q zu speichern, der bei Abschluss der Berechnung von Z_m am Zähler l_q anliegt. Der richtige Index m_q lässt sich dann später auf dem Host-Teil der RIVYERA aus m'_q rekonstruieren.

Nach Abschluss der Berechnung von Z_m für den letzten der b Gewichtsvektoren, werden unmittelbar anschließend die a Paare (M_0, m'_0) bis (M_{a-1}, m'_{a-1}) der lokalen Maxima mit den zugehörigen Indizes nacheinander an den Host-Teil der RIVYERA übertragen, wo im letzten Schritt daraus \hat{Z} mit dem zugehörigen Index m'_q herausgefiltert und aus m'_q der Index von \hat{w} rekonstruiert wird.

4.3.6 Zusammenfassung der FPGA-Implementierung

Die bisher beschriebenen Überlegungen zur FPGA-Implementierung führen zu der in Abbildung 4.11 dargestellten Verfeinerung des in Abbildung 4.4 vorgestellten vorläufigen Entwurfs für die FPGA-

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

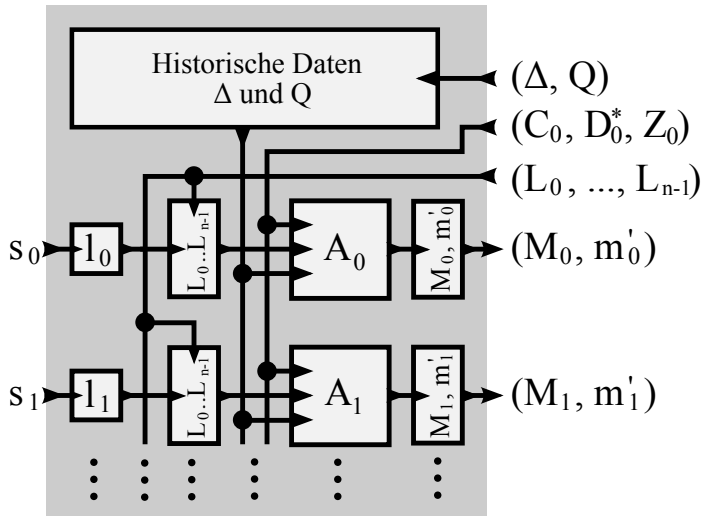


Abbildung 4.11. Schematischer Überblick über die FPGA-Implementierung

Implementierung. Gegenüber dem ursprünglichen Entwurf fällt besonders die stärkere Pipeline-Struktur auf. Damit jede Arithmetikeinheit in jedem Takt mit einem individuellen Gewichtsvektor versorgt werden kann, werden die Listen zur Generierung der Gewichtsvektoren nicht nur einmal je FPGA, sondern einmal für jede Pipeline gespeichert. Dies benötigt zwar mehr Ressourcen, hat jedoch den Vorteil, dass ein hoher Durchsatz erreicht wird.

4.4 Ressourcenbedarf

In Abschnitt 4.3 wurden die einzelnen Komponenten der FPGA-Implementierung vorgestellt. Dabei wurden bereits einige Optimierungsschritte für eine effiziente Realisierung berücksichtigt.

Durch die FPGA-Implementierung soll erreicht werden, dass für möglichst viele Gewichtsvektoren w das zugehörige Endvermögen Z_m in möglichst kurzer Zeit berechnet wird, wobei die zur Verfügung stehenden

Ressourcen beschränkt sind. Daraus ergeben sich offensichtlich mindestens drei Teilziele, die miteinander konkurrieren. Unter Berücksichtigung dieser drei Teilziele werden zunächst die folgenden Parameter für die Synthese festgelegt. Für die Parameter werden dabei Zweierpotenzen vorausgesetzt, da so oft einfachere und effizientere Realisierungen erreicht werden.

Im Vordergrund steht zunächst die Anzahl der Indikatoren. Aus finanzwirtschaftlicher Perspektive erscheinen 4 Indikatoren als zu wenig und 32 als zu viel, so dass zunächst 2 Versionen für 8 oder 16 Indikatoren synthetisiert werden.

In Abschnitt 4.3.4 wurde gezeigt, dass 16 verschiedene Gewichte je Indikator bei 8 Indikatoren bereits zu $16^8 \approx 4,3$ Milliarden unterschiedlichen Gewichtsvektoren führen. Unter der Voraussetzung, dass das Endvermögen Z_m für diese Anzahl an Gewichtsvektoren in relativ kurzer Zeit berechnet werden kann, wäre dies eine aussichtsreiche Grundlage für das in Abschnitt 4.6 beschriebene Iterationsverfahren.

Die Menge der historischen Daten ist unkritisch. Laut Abschnitt 4.3.4 können bei 8 Indikatoren 6500 historische Datensätze gespeichert werden. Bei 16 Indikatoren sind es - da der Aufwand für das Speichern der Differenzmatrix Δ sich verdoppelt und für Q_i gleich bleibt - noch gut halb so viel. Da jeder Datensatz einem Börsentag entspricht, können also auch bei 16 Indikatoren die Daten von mehr als 3250 Börsentagen gespeichert werden.

Unter der Annahme, dass auf der RIVYERA etwa 1000 Arithmetik-einheiten realisiert werden können, könnte beispielsweise bei $m = 100$ Börsentagen und einer Taktfrequenz von 50 MHz das Gesamtvermögen Z_m für etwa 500 Millionen Gewichtsvektoren in etwa einer Sekunde berechnet werden, so dass die Auswertung von 4,3 Milliarden Gewichtsvektoren weniger als 9 Sekunden benötigen würde.

Diese Vorüberlegungen zeigen, dass eine Realisierung mit solchen Parametern durchaus attraktiv erscheint. Die Synthese wurde deshalb mit $n = 8$ und $n = 16$ Indikatoren sowie 16 Gewichten je Indikator durchgeführt.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Tabelle 4.2. Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren

Indikatoren	Slices	Multiplizierer
8	8.584 (25%)	32(30%)
16	14.064 (42%)	44(42%)

Tabelle 4.2 zeigt den Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren. Für 8 Indikatoren werden bei Verwendung von 32 Multiplizierern 25% der Slices benötigt, für 16 Indikatoren sind es unter Einbeziehung von 44 Multiplizierern 42% der Slices. Für das Routing und die in Abschnitt 4.3.4 beschriebenen Komponenten, die neben den Arithmetikeinheiten erforderlich sind, muss ein Ressourcenbedarf von etwa 10% einkalkuliert werden. Die Synthese ergibt somit, dass bei der bisherigen Implementierung für 8 (16) Indikatoren höchstens 3 (2) Pipelines auf einem FPGA platziert werden können.

Abbildung 4.8 zeigt, dass der zyklische Teil der Arithmetikeinheit völlig unabhängig von der Anzahl der Indikatoren ist. Der bei 16 Indikatoren relativ große zusätzliche Ressourcenbedarf wird also hauptsächlich durch die n Multiplizierer und $n - 1$ Addierer zur Berechnung von $f(\Delta_i)$ verursacht. Aus dieser Beobachtung ergibt sich ein interessanter Ansatzpunkt für die weitere Optimierung des FPGA-Entwurfs, auf den im folgenden Abschnitt eingegangen werden soll.

4.5 Optimierung des FPGA-Entwurfs

Die folgenden Optimierungsschritte haben das Ziel, den Ressourcenbedarf zu reduzieren, so dass mehr Arithmetikeinheiten je FPGA realisiert werden können, um dadurch die Anzahl der Arithmetikeinheiten je FPGA zu steigern und so eine proportionale Steigerung der Performance zu erreichen.

4.5.1 Zahlendarstellung

In Abschnitt 4.4 wurde gezeigt, dass die in Abbildung 4.8 dargestellten n Multiplizierer und $n - 1$ Addierer relativ viele Ressourcen benötigen. Bedingt ist dies natürlich auch durch die Gleitkommadarstellung der Gewichte w_j ($0 \leq j \leq n - 1$) und der Werte $\Delta_{i,j}$ ($1 \leq i \leq m$) der Differenzmatrix. Da auf dem Spartan-3 5000 werkseitig bereits 104 Multiplizierer zur Multiplikation zweier 18-Bit-Zahlen vorhanden sind, soll zunächst geprüft werden, ob anstelle der Gleitkommadarstellung auch eine Zahlendarstellung als 18-Bit-Festkommazahl im Zweierkomplement⁶ praktikabel ist.

Eine Änderung der Zahlendarstellung hat oft Auswirkungen auf die Genauigkeit der Berechnung. Im Extremfall kann die Änderung der Zahlendarstellung dazu führen, dass das Ergebnis der Berechnung völlig unbrauchbar wird. Im Folgenden werden deshalb die Wertebereiche der Variablen sowie die verwendeten Funktionen genauer betrachtet.

Bei den Werten der Differenzmatrix handelt es sich um die täglichen Kursschwankungen der Indikatoren. Diese sind meistens dem Betrage nach kleiner als 10%. In Extremsituationen kommt es zwar zu größeren Schwankungen, in der Vergangenheit kam es dann jedoch fast immer zu einem Aussetzen des Handels oder anderen Eingriffen der Notenbanken oder der Politik. Eine Einschränkung des Wertebereichs auf $-32\% \leq \Delta_{i,j} < 32\%$ erscheint deshalb als unproblematisch. Für die bisher vorliegenden $\Delta_{i,j}$ ist diese Bedingung erfüllt. Für zukünftige Werte oder andere Indikatoren kann diese Bedingung mit wenig Aufwand geprüft werden. Ausgehend von insgesamt 18 Bit ergeben sich daraus 6 Vor- und 12 Nachkommastellen und damit eine Genauigkeit von $2^{-12}\%$, die in diesem Zusammenhang als völlig ausreichend angesehen werden kann.

Bei dem Gesamtvermögen Z_i am Tag d_i sowie dem zugehörigen Barvermögen C_i bietet es sich an, diese in Cent darzustellen. Auf eine kaufmännische und im Finanzbereich übliche Rundung der Cent-Beträge

⁶Im Folgenden wird grundsätzlich von der Zweierkomplement-Darstellung ausgegangen.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

wurde dabei verzichtet, weil diese Ungenauigkeit bei der Betrachtung entsprechend großer Gesamtvermögen vernachlässigbar ist.

Aus Gleichung 4.7 ergibt sich unmittelbar, dass D_i^* der negative Barwert der Depotanteile ist und somit ebenfalls in Cent dargestellt werden kann. C_i , D_i^* und Z_i können also als ganzzahlige Centbeträge dargestellt werden. Da $2^{17} = 131.072$ gilt, lassen sich somit bei einer 18 Bit-Festkommadarstellung Beträge bis etwa 1.300€ darstellen.

Nun wäre es zwar denkbar, anstatt mit dem tatsächlichen Anfangsvermögen Z_0 mit einem hinreichend geringen Anfangsvermögen Z'_0 von beispielsweise 100€ das Endvermögen Z'_m zu ermitteln und Z_m aus $Z_m = Z'_m \cdot \frac{Z_0}{Z'_0}$ zu berechnen. Dabei sind allerdings zwei Punkte zu berücksichtigen: Zum einen müssen außer den Anfangs- und Endvermögen auch sämtliche Zwischenwerte C_i , D_i^* und Z_i innerhalb des zulässigen Wertebereichs liegen. Zum anderen besteht die Gefahr, dass sich die einzelnen Ungenauigkeiten dieser Zwischenwerte über die m Tage akkumulieren, so dass es am Ende zu einer nicht mehr akzeptablen Ungenauigkeit von mehreren Prozent kommen könnte. Praktische Versuche haben diese theoretischen Überlegungen bestätigt, so dass die Werte C_i , D_i^* und Z_i sowie die dafür erforderlichen Zwischenergebnisse nicht mit 18, sondern mit 32 Bit realisiert wurden. Da $2^{31} = 2.147.483.648$ gilt, lassen sich bei einer 32 Bit-Darstellung somit praxistaugliche Beträge bis etwa 21 Millionen Euro darstellen.

Während der Wertebereich für die täglichen Differenzen der Indikatoren $\Delta_{i,j}$ plausibel eingeschränkt werden konnte, so dass eine Realisierung mit 18 Bit sinnvoll ist, lässt sich dies für die Gewichte w_j nicht ohne Weiteres erreichen. Stattdessen wird ein Skalierungsfaktor F eingeführt und w'_j definiert für $0 \leq j \leq n - 1$ als

$$w'_j := \frac{w_j}{F} \tag{4.10}$$

Dabei wird w'_j analog zu $\Delta_{i,j}$ in 18-Bit-Festkommadarstellung im Zweierkomplement realisiert, so dass ein Wertebereich von $-32 \leq w'_j < 32$ und eine Genauigkeit von 2^{-12} erreicht wird. F wird als ganzzahliges Viel-

4.5. Optimierung des FPGA-Entwurfs

faches von 2^{-10} realisiert, so dass $-2^{21} \leq F < 2^{21}$ gilt ⁷. Da $w_j = F \cdot w'_j$ gilt, lassen sich so Gewichte bis zu einer Größe von $2^{26} \approx 67.000.000$ darstellen, was sich als praxistauglich herausgestellt hat.

Anstelle der Definition 3.3 von $f(\Delta_i)$ wird nun definiert

$$f(\Delta_i, F) := F \cdot \sum w'_j \cdot \Delta_{i,j} \quad (4.11)$$

Damit folgt aus Gleichung 4.6:

$$O_i = \begin{cases} \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i, F), C_{i-1}) & \text{für } f(\Delta_i, F) \geq 0 \\ \max(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i, F), D_{i-1}^*) \cdot Q_i & \text{für } f(\Delta_i, F) < 0 \end{cases} \quad (4.12)$$

In diesem Zusammenhang ist Folgendes zu beachten: Aus den in dieser Arbeit getroffenen Voraussetzungen folgt, dass $Z_i \geq C_i$ und $Z_i \geq -D_i^*$. Aus Gleichung 4.12 ergibt sich somit

$$O_i = \begin{cases} C_{i-1} & \text{für } f(\Delta_i, F) \geq 1 \\ D_{i-1}^* \cdot Q_i & \text{für } f(\Delta_i, F) \leq -1 \end{cases}$$

Für den Fall $|f(\Delta_i, F)| \geq 1$ wird das Produkt von $Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i, F)$ also nicht benötigt. Die Nachkommastellen interessieren lediglich für den Fall $|f(\Delta_i, F)| < 1$.

Nun gilt für $f(\Delta_i, F)$, dass die Wahrscheinlichkeit für $|f(\Delta_i, F)| \geq 1$ um so größer ist, je größer $|F|$ ist. Dies hat zur Folge, dass der durch die Zahlendarstellung $w_j = F \cdot w'_j$ gegenüber einer Gleitkommadarstellung eventuell bedingte Verlust an Genauigkeit in der Praxis ohne nennenswerten Einfluss auf die Ermittlung von Z_m bleibt.

Durch die Umstellung von Gleit- auf Festkommazahlen kann die Arithmetikeinheit wesentlich ressourcensparender realisiert werden: Die n 32x32-Bit-Multilizerer für Gleitkommazahlen in Abbildung 4.5 können durch 18x18-Bit-Multilizerer für Festkommazahlen ersetzt werden und

⁷Eine Realisierung von F ohne Vorzeichen wäre möglich, führt aber erstaunlicherweise bei der Synthese zu einem größeren Ressourcenbedarf.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

auch sämtliche weiteren Multiplizierer, Addierer und Vergleicher für Gleitkommazahlen können durch solche für Festkommazahlen ersetzt werden, die wesentlich ressourcensparender sind [Xilb]. Für die laut Gleichung 4.11 erforderliche Multiplikation mit F wird nun zwar ein zusätzlicher Multiplizierer benötigt, die Synthese zeigt jedoch, dass dieser im Vergleich zu den erzielten Einsparungen kaum ins Gewicht fällt.⁸

Die Höhe der Ressourceneinsparung wird in Abschnitt 4.5.5 analysiert. Zuvor soll jedoch zunächst noch ein weiterer Ansatz zur Optimierung des FPGA-Entwurfs vorgestellt werden.

4.5.2 Carry-Save-Addierer

Die in Abbildung 4.5 schematisch dargestellte Addition von n Zahlen kann durch den Einsatz von Carry-Save-Addierern deutlich beschleunigt werden. Während bei der normalerweise verwendeten Schulmethode, die als Ripple-Carry-Addition bezeichnet wird, für die Addition zweier k -Bit Zahlen $x_{k-1}x_{k-2}\dots x_0$ und $y_{k-1}y_{k-2}\dots y_0$ zur Berechnung der j -ten Stelle für $1 \leq j \leq k-1$ der Übertrag aus der vorherigen Stelle bekannt sein muss und die Berechnung deshalb die Zeit $\Theta(k)$ benötigt, kann mit Hilfe eines Carry-Save-Addierers die Summe von drei k -Bit Zahlen in konstanter Zeit berechnet werden[Lan06, S. 224].



Abbildung 4.12. Carry-Save-Addierer (CSA) für 3 k -Bit Zahlen x , y und z

Abbildung 4.12 zeigt, wie die drei k -Bit-Zahlen $x_{k-1}x_{k-2}\dots x_0$, $y_{k-1}y_{k-2}\dots y_0$ und $z_{k-1}z_{k-2}\dots z_0$ mit einem Carry-Save-Addierer

⁸Denkbar wäre auch, F auf positive Zweierpotenzen zu beschränken, so dass eine Darstellung von F mit 5 Bit möglich wäre und diese zusätzliche Multiplikation durch eine einfachere Shift-Operation ersetzt werden könnte. Da jedoch auf dem FPGA genügend Multiplizierer zur Verfügung stehen, die in dem bisherigen Entwurf noch ungenutzt sind, führt eine solche Realisierung zu keiner Einsparung von Ressourcen und wird deshalb nicht umgesetzt.

4.5. Optimierung des FPGA-Entwurfs

addiert werden. Das Ergebnis besteht allerdings aus zwei Zahlen $s = s_{k-1}s_{k-2}\dots s_0$ und $c = c_k c_{k-1} c_{k-2} \dots c_0$, von denen s nur die Summenbits der Addition enthält und c die Übertragbits.

Formal⁹ gilt für $0 \leq j \leq k-1$:

$$s_j := x_j \oplus y_j \oplus z_j$$

$$c_{j+1} := x_j \cdot y_j + x_j \cdot z_j + y_j \cdot z_j$$

$$c_0 := 0$$

Die einzelnen, bitweisen Auswertungen können daher parallel ausgeführt werden, so dass eine Addition mit einem Carry-Save-Addierer in konstanter Zeit erfolgen kann.

Um ein Gesamtergebnis wie bei der Schulmethode zu bekommen, ist allerdings eine zusätzliche Addition erforderlich, so dass der Carry-Save-Addierer normalerweise keinen Vorteil bringt, wenn nur zwei Zahlen zu addieren sind. Einen Vorteil bringt der Einsatz von Carry-Save-Addierern jedoch, wenn eine größere Anzahl von Additionen durchgeführt werden soll. Dann können die ersten Additionen mit Carry-Save-Addierern durchgeführt werden und nur zum Schluss ist eine Addition durchzuführen, welche die letzten beiden Summanden zu einem Endergebnis addiert.

Abbildung 4.13 zeigt die Berechnung von $f(\Delta_i, F)$ mit Carry-Save-Addierern für $n = 8$ Indikatoren. Die Carry-Save-Addierer werden dabei als Wallace-Baum angeordnet, der sich durch optimale Rechenzeit auszeichnet [Wal64].

Der längste Datenpfad in Abbildung 4.13 zur Addition der 8 Zahlen besteht aus 4 Carry-Save-Addierern und einem Ripple-Carry-Addierer. Da die Latenz eines Carry-Save-Addierers lediglich so groß wie die eines Volladdierers ist, können die Carry-Save-Additionen insgesamt innerhalb eines Taktes ausgeführt werden. Die Latenz des verwendeten Ripple-Carry-Addierers für 32-Bit-Festkommazahlen beträgt hingegen 4 Takte, so dass

⁹+, · und \oplus werden hier als Symbole für die logischen Operationen „oder“, „und“ beziehungsweise „exklusiv-oder“ verwendet.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

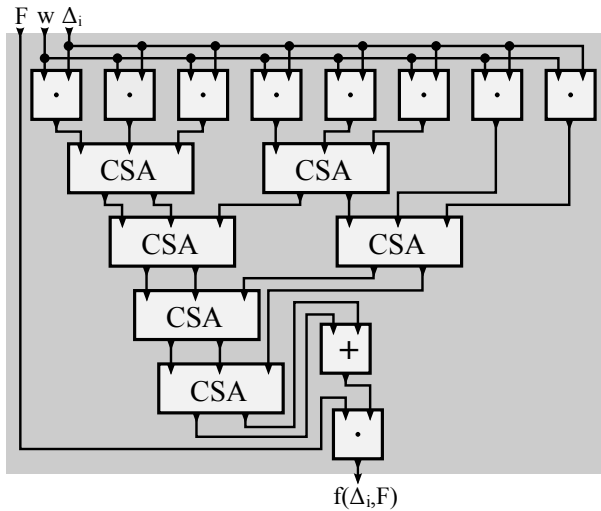


Abbildung 4.13. Berechnung von $f(\Delta_i, F)$ mit Carry-Save-Addierern

die Latenz für die Addition der 8 Zahlen von $3 \cdot 4 = 12$ Takten auf $1 + 4 = 5$ Takte reduziert werden kann.

Während durch die Verwendung der Carry-Save-Addierer somit eine Reduzierung der Latenz erreicht wird, konnte die für die Hardware-Komponenten erforderliche Fläche leider nicht unmittelbar reduziert werden: Sowohl der Carry-Save-Addierer als auch der Ripple-Carry-Addierer verwenden 32 Volladdierer, so dass in beiden Fällen die Fläche von $7 \cdot 32$ Volladdierern genutzt wird.

Das Timing-Diagramm in Abbildung 4.14 zeigt jedoch, dass indirekt eine Reduzierung der Fläche dadurch erreicht werden kann, dass die Länge des Schieberegisters für Q_i reduziert wird, die unter anderem von der Latenz zur Addition der 8 Zahlen abhängt.

Insgesamt können durch die Verwendung der Carry-Save-Addierer knapp 2% der Ressourcen eingespart werden. Eine genauere Analyse der bisher erzielten Einsparungen befindet sich im folgenden Abschnitt.

4.5. Optimierung des FPGA-Entwurfs

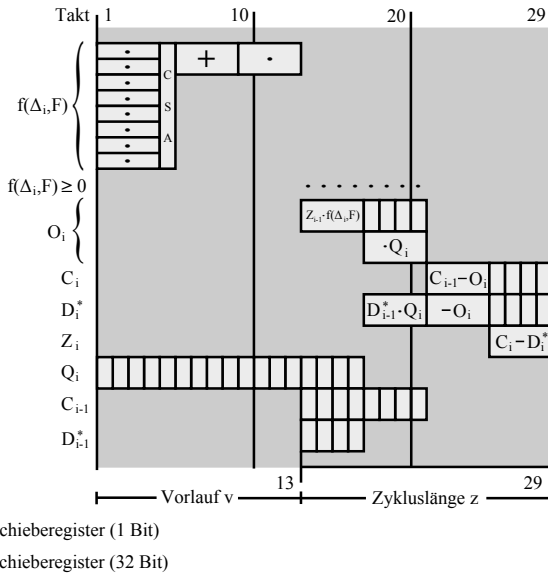


Abbildung 4.14. Timing-Diagramm für Festkommaarithmetik, Carry-Save-Addierer und 8 Indikatoren

4.5.3 Zwischenergebnis der Optimierung des FPGA-Entwurfs

Die Synthese ergibt für die Addition, Subtraktion oder Multiplikation zweier Festkommazahlen jeweils ein Optimum von 4 Taktten. Anders als bei den Gleitkommazahlen werden für die Vergleiche zweier Festkommazahlen keine zusätzlichen Takte mehr benötigt.

Abbildung 4.14 zeigt das Timing-Diagramm für 8 Indikatoren, das sich durch die Verwendung der Festkommaarithmetik und der Carry-Save-Addierer ergibt. Der Vergleich mit dem Timing-Diagramm aus Abbildung 4.9 zeigt, dass die Berechnung der Funktion f durch die Verwendung der Festkommaarithmetik und der Carry-Save-Addierer von 24 auf 13 Takte reduziert wurde; die Zykluslänge z wurde von 26 auf 16 Takte verringert.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Tabelle 4.3. Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit mit Festkommaarithmetik und Carry-Save-Addierer für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren

Indikatoren	Slices	Multiplizierer
8	4.801 (14%)	12(11%)
16	5.395 (16%)	20(19%)

Tabelle 4.3 zeigt den Ressourcenbedarf der Arithmetikeinheit unter Berücksichtigung der bisher vorgestellten Optimierungsschritte für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren. Die Anzahl der benötigten Slices sinkt für 8 Indikatoren von 8.584(25%) auf 4.801(14%). Für 16 Indikatoren kann durch die Reduzierung von 14.064(42%) auf 5.395(16%) sogar mehr als eine Halbierung des Ressourcenbedarfs erreicht werden.

Waren zunächst für 8 (16) Indikatoren maximal 3 (2) Arithmetikeinheiten pro FPGA möglich, ergibt sich aus der Synthese nun ein Maximalwert von 6 (5) Arithmetikeinheiten pro FPGA. Da die Performance auf dem FPGA proportional mit dem Parallelitätsgrad steigt, wird durch die Verwendung der Festkommaarithmetik und der Carry-Save-Addierer eine Beschleunigung um den Faktor 2 (2,5) erreicht. Die Einführung der Festkommaarithmetik hat dabei selbstverständlich einen wesentlich größeren Anteil an dieser Performancesteigerung als die Verwendung der Carry-Save-Addierer.

4.5.4 Weitere Schritte zur Optimierung des FPGA-Entwurfs

In diesem Abschnitt werden drei weitere Schritte zur Optimierung des FPGA-Entwurfs vorgestellt, die in der Summe eine zusätzliche Steigerung der Performance bewirken.

1. Speicherung der Gewichte im Block-RAM

Tabelle 4.2 zeigt, dass bei $n = 8$ Indikatoren für die Realisierung der Arithmetikeinheit für Gleitkommazahlen prozentual mehr Multiplizierer als Slices benötigt werden. Durch die in Abschnitt 4.5.1

4.5. Optimierung des FPGA-Entwurfs

beschriebene Einführung der Festkommaarithmetik konnte die Anzahl der Multiplizierer je Arithmetikeinheit deutlich reduziert werden. Tabelle 4.3 zeigt nun, dass zumindest für $n = 8$ Indikatoren der Ressourcenbedarf für die Slices den Flaschenhals für die Realisierung zusätzlicher Arithmetikeinheiten bildet.

Diese Überlegungen führten dazu, den FPGA-Entwurf weiterzuentwickeln, so dass die Gewichte nicht mehr in den LUTs der CLBs, sondern im Block-RAM gespeichert werden. Dabei ist zu berücksichtigen, dass beim Spartan-3 5000 in einem Takt nur ein Datum je Block-RAM gelesen werden kann. Überwunden konnte diese Einschränkung dadurch, dass jede Liste für jede Arithmetikeinheit in einem eigenen Block-RAM gespeichert wird.

Da ein Block-RAM über eine Speicherkapazität von 18 Kilobit verfügt, können bis zu tausend 18-Bit-Werte einer Liste in einem Block-RAM gespeichert werden. Für beispielsweise $n = 8$ Indikatoren und 8 Arithmetikeinheiten sind dann 64 der 104 Block-RAM-Bausteine für die Speicherung der Gewichte erforderlich.

Durch die Umsetzung dieser Überlegungen können die LUTs aus Abbildung 4.10 komplett eingespart werden. Je Arithmetikeinheit bedeutet dies bei Verwendung des 18-Bit-Festkommaformats, $n = 8$ Indikatoren und maximal 16 Gewichten je Liste eine Einsparung von $18 \cdot 8 = 144$ LUTs beziehungsweise 72 Slices je Pipeline, insgesamt also eine Einsparung von knapp 2%.

2. Splitten der historischen Daten

Die historischen Daten Δ_i und Q_i gehören zum selben Tag d_i und wurden deshalb bisher gemeinsam in einem historischen Datensatz H_i gespeichert. Dem Timing-Diagramm in Abbildung 4.14 kann allerdings entnommen werden, dass diese gemeinsame Speicherung dazu führt, dass für Q_i ein Schieberegister benötigt wird, um Q_i so lange zu verzögern, bis es benötigt wird.

Durch eine separate Speicherung der Δ_i und Q_i in unterschiedlichen Block-RAMs kann der Wegfall dieses Schieberegisters erreicht werden, was zu einer weiteren Einsparung von Ressourcen führt. Zu beachten ist

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

selbstverständlich, dass für die weitere Berechnung jeweils das richtige Q_i zum richtigen Zeitpunkt bereitgestellt wird.

3. Einsparung eines weiteren Schieberegisters

Abbildung 4.14 zeigt, dass die Entscheidung, ob $f(\Delta_i, F) \geq 0$ ist, unmittelbar nach der Berechnung von $f(\Delta_i, F)$ erfolgt. Benötigt wird das Ergebnis dieser Entscheidung allerdings erst am Ende der Berechnung von O_i , so dass ein Schieberegister verwendet wird, um das Ergebnis von $f(\Delta_i, F) \geq 0$ entsprechend zu verzögern.

Unter Berücksichtigung der Randbedingungen, dass das Barvermögen C_{i-1} nicht negativ ist und das Gesamtvermögen Z_{i-1} echt positiv ist, ergibt sich jedoch bei der Betrachtung der Gleichung 4.12, dass $f(\Delta_i, F) < 0 \Leftrightarrow \min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i, F), C_{i-1}) < 0$. So kann also die Fallunterscheidung $f(\Delta_i, F) \geq 0$ durch die Fallunterscheidung $\min(Z_{i-1} \cdot f(\Delta_i, F), C_{i-1}) \geq 0$ ersetzt und auf das Schieberegister zur Verzögerung des Ergebnisses, ob $f(\Delta_i, F) \geq 0$ ist, verzichtet werden.

Auch wenn der letzte in diesem Abschnitt beschriebene Optimierungsschritt nur eine geringfügige Verbesserung darstellt, zeigt der folgende Abschnitt, dass die zuvor beschriebenen Optimierungsschritte in der Summe zu einer weiteren bemerkenswerten Performancesteigerung führen.

4.5.5 Ergebnis der Optimierung des FPGA-Entwurfs

Abbildung 4.15 zeigt die realisierte Arithmetikeinheit unter Berücksichtigung der bisher vorgestellten Optimierungsschritte für $n = 8$ Indikatoren. In Tabelle 4.4 stehen die Ergebnisse der Synthese der optimierten Arithmetikeinheit für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren.

Tatsächlich wird also mit den zusätzlichen, in Abschnitt 4.5.4 beschriebenen Optimierungsschritten die Anzahl der benötigten Slices für 8 Indikatoren von 4.801(14%) auf 4.106(12%) und für 16 Indikatoren von 5.395(16%) auf 5.013(15%) reduziert.

4.5. Optimierung des FPGA-Entwurfs

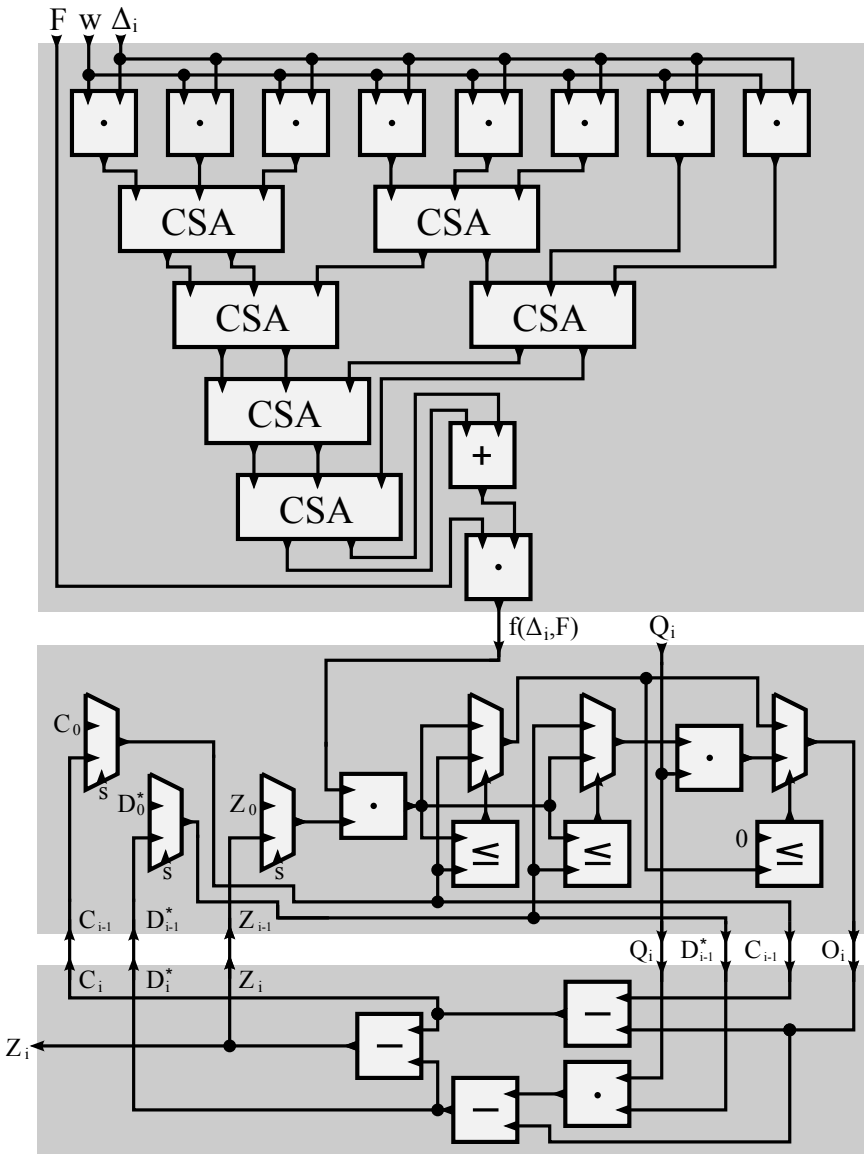


Abbildung 4.15. optimierte Arithmetikeinheit für 8 Indikatoren

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

Tabelle 4.4. Ressourcenbedarf der optimierten Arithmetikeinheit für 8 beziehungsweise 16 Indikatoren

Indikatoren	Slices	Multiplizierer
8	4.106 (12%)	12(11%)
16	5.013 (15%)	17(16%)

Die Versorgung der Arithmetikeinheiten mit Gewichtsvektoren mit Hilfe der LUTs beziehungsweise des Block-RAMs sind nicht Teil der eigentlichen Arithmetikeinheit, so dass die dort erzielten Verbesserungen in diesen Ergebnissen nicht enthalten sind. Durch die Einsparung dieser LUTs kann jedoch der in Abschnitt 4.4 beschriebene zusätzliche Ressourcenbedarf für das Routing und für sonstige Komponenten, die neben den Arithmetikeinheiten erforderlich sind, auf etwa 8% reduziert werden.

In der Summe führen sämtliche beschriebenen Optimierungsschritte dazu, dass unter Einhaltung einer Taktfrequenz von 50 MHz nun für 8 (16) Indikatoren 8 (6) Pipelines auf einem FPGA implementiert werden können. Dabei ist zu beachten, dass in den in Abschnitt 4.2.2 beschriebenen Schritten, die bei einer FPGA-Implementierung nach der Synthese folgen, noch geringfügige zusätzliche Optimierungsmöglichkeiten existieren, die letztlich dazu führen, dass 93% (96%) der Slices verwendet werden.

Für 8 (16) Indikatoren werden somit $128 \cdot 8 = 1024$ ($128 \cdot 6 = 728$) Arithmetikeinheiten realisiert. Gegenüber der in Abschnitt 4.3 vorgestellten Version, konnte damit eine Performancesteigerung um 166 (200) Prozent erreicht werden.

Unter Berücksichtigung der auf Seite 95 beispielhaft angegebenen Randbedingungen wird das Gesamtvermögen Z_m in jeder Sekunde für etwa 512 (384) Millionen Gewichtsvektoren berechnet.

Detailliert wird die Gesamtperformance in Abschnitt 4.7 analysiert und mit der eines herkömmlichen High-Performance-PC verglichen.

4.6 Iterative Suchraum-Optimierung

Dank der effizienten FPGA-Implementierung können für 8 (16) Indikatoren und bei einer Vernachlässigung des Overheads die Endvermögen Z_m von etwa 512 (384) Millionen Gewichtsvektoren je Sekunde ermittelt werden. Die Auswertung für die in Abschnitt 4.1 als Beispiel genannten 10^{16} Gewichtsvektoren würde damit noch immer etwa 294 (392) Tage dauern. Eine Brute-Force-Methode für die Suche nach \hat{w} erscheint deshalb auch bei Einsatz der RIVYERA wenig attraktiv.

Aus diesem Grund wurde ein Iterationsverfahren entwickelt, das innerhalb weniger Minuten praxistaugliche Gewichtsvektoren \hat{w} ermittelt. Bei diesem Verfahren handelt es sich um ein heuristisches, das einerseits auf plausiblen Überlegungen basiert und andererseits auf empirischen Parametern, die mit Hilfe zahlreicher Versuchsreihen ermittelt wurden. Anders als bei der FPGA-Implementierung und deren Optimierung, wo jeder Schritt detailliert hergeleitet werden kann, ist dies bei dem heuristischen Verfahren zur Suchraum-Optimierung nicht praktikabel. Die Verifikation dieses Verfahrens sowie seiner Parameter erfolgt deshalb im Rahmen der in Kapitel 5 beschriebenen Evaluierung des Gesamtverfahrens.

Ausgangspunkt für das Iterationsverfahren ist ein Skalierungsfaktor¹⁰ F sowie je eine Liste L_j für jeden Indikator I_j mit N_j skalierten Gewichten¹¹ $L_{j,0}$ bis L_{j,N_j-1} aus dem Intervall $[-32, 32)$. Dabei sei $0 \leq j \leq n - 1$ und n die Gesamtzahl der Indikatoren.

Zu Beginn des Iterationsverfahrens werden zuerst der Skalierungsfaktor F mit den n Listen, die a Startadressen s_q ($0 \leq q \leq a - 1$), die m historischen Datensätze H_i ($1 \leq i \leq m$) sowie die Ausgangswerte C_0, D_0^* und Z_0 an den FPGA-Teil der RIVYERA übermittelt. Dort werden anschließend die a Ergebnisse (M_q, m'_q) ermittelt und vom Host-Teil der RIVYERA abgeholt. Diese ersten Ergebnisse werden im Folgenden als Ergebnisse des 0-ten Iterationsschrittes interpretiert.

¹⁰Die Bedeutung des Skalierungsfaktors F wird im Zusammenhang mit Gleichung 4.10 beschrieben

¹¹Analog zu den auf Seite 87 eingeführten Listen mit Gewichten soll auch jede Liste mit skalierten Gewichten aufsteigend sortiert sein.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

In den weiteren Iterationsschritten soll nun folgendermaßen vorgegangen werden: Aus den a Ergebnissen (M_q, m'_q) des vorhergehenden Iterationsschrittes mit den lokalen Maxima sowie den jeweils zugehörigen Indizes werden auf dem Host-Teil neue Listen L' sowie ein zugehöriger Skalierungsfaktor F' generiert, durch die ein neuer Suchraum¹² aufgespannt wird. Für die Gewichtsvektoren dieses neuen Suchraums wird anschließend auf dem FPGA-Teil der RIVYERA eine neue Menge von a lokalen Maxima berechnet. Dabei ist zu beachten, dass eine erneute Übermittlung der historischen Datensätze sowie der Ausgangswerte C_0, D_0^* und Z_0 an den FPGA-Teil nicht erforderlich ist. Sofern die Listenlängen gleich bleiben, ist auch keine erneute Übermittlung der a Startadressen s_q erforderlich. Grundlage für das Verfahren, wie aus den a Ergebnissen (M_q, m'_q) des vorhergehenden Iterationsschrittes die n neuen Listen L' generiert werden, sind einige Überlegungen, die im Folgenden zunächst vorgestellt werden.

4.6.1 Stetigkeit der Funktion zur Berechnung des Gesamtvermögens

Von zentraler Bedeutung ist die Stetigkeit der Funktion zur Berechnung des Gesamtvermögens Z_m , die im Folgenden als Funktion g bezeichnet wird. Diese Funktion g ist zwar in dieser Arbeit nicht als geschlossener Ausdruck angegeben, allerdings ist dies auch nicht erforderlich, da für den Nachweis der Stetigkeit der Gesamtfunktion g der Nachweis der Stetigkeit der beteiligten Teilfunktionen ausreicht. Diese Teilfunktionen sind durch die Gleichungen 4.11, 4.12 und 4.7 bestimmt. Von Addition, Subtraktion und Multiplikation sowie von der Minimum- und Maximum-Funktion ist die Stetigkeit allgemein bekannt. Für Gleichung 4.12 gilt, dass sowohl für den links- als auch für den rechtsseitigen Grenzwert $\lim_{f(\Delta_i, F) \rightarrow 0} O_i = 0$ gilt, so dass auch die Funktion zur Berechnung von O_i stetig ist.

Aus der Stetigkeit von g folgt, dass jeder Gewichtsvektor in unmittelbarer Nähe eines Gewichtsvektors, der ein Gesamtvermögen Z_m erzeugt,

¹²Analog zu der auf Seite 87 eingeführten Definition des Suchraums wird hier die Menge aller Gewichtsvektoren $w = (F \cdot L_{0,c_0}, \dots, F \cdot L_{n-1,c_{n-1}})$ als Suchraum aufgefasst.

4.6. Iterative Suchraum-Optimierung

ein ähnlich großes Gesamtvermögen erzeugt. Zu berücksichtigen ist dabei allerdings, dass bei der Implementierung der Funktion g auf einer Hardware mit endlicher Genauigkeit streng genommen die Stetigkeit - beispielsweise durch die Problematik kleiner Differenzen großer Zahlen - verloren geht. Aufgrund der Untersuchungen in Abschnitt 4.5.1 zu den Wertebereichen der verwendeten Variablen und zu den Auswirkungen der Änderung des Zahlenformats kann jedoch im Folgenden davon ausgegangen werden, dass der optimale Gewichtsvektor w^* in unmittelbarer Nähe eines Gewichtsvektors mit großem Z_m liegt. Außerdem kann davon ausgegangen werden, dass die Suche nach w^* in unmittelbarer Nähe von Gewichtsvektoren mit niedrigem Z_m wenig aussichtsreich ist.

4.6.2 Lokale Maxima der Funktion zur Berechnung des Gesamtvermögens

Da die Berechnung von g relativ komplex ist, kann die Existenz lokaler Maxima der Funktion g nicht ausgeschlossen werden. Im Gegenteil: praktische Beispiele bestätigen die Existenz solcher lokalen Maxima. Für die Suche nach w^* genügt deshalb nicht die Greedy-Strategie, mit einem beliebigen Gewichtsvektor zu beginnen und von dort immer in Richtung des stärksten Anstiegs der Funktion g zu wandern.

4.6.3 Schlussfolgerungen für die iterative Suchraum-Optimierung

Die genannten Vorüberlegungen führten zu der Entwicklung eines Iterationsverfahrens, das aus zwei Phasen besteht:

In der ersten Phase wird mit einem n -dimensionalen, grobmaschigen Netz iterativ nach Bereichen mit erfolgversprechenden Gewichtsvektoren gesucht. Diese erste Phase wird im Folgenden als Explorationsphase bezeichnet.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

In der zweiten Phase wird, ausgehend von dem erfolgversprechendsten Gewichtsvektor aus der ersten Phase, das Netz iterativ verfeinert. Diese zweite Phase wird im Folgenden als lokale Optimierungsphase bezeichnet.

Die beiden Phasen sollen aus n_1 beziehungsweise n_2 Iterationsschritten bestehen, wobei diese beiden Werte später empirisch ermittelt werden. Jeder einzelne Iterationsschritt dieser beiden Phasen wird fast vollständig auf dem FPGA-Teil der RIVYERA ausgeführt, wodurch ein sehr hohes Maß an Parallelität erreicht wird.

4.6.4 Die Explorationsphase der Suchraum-Optimierung

In dieser ersten Phase der Suchraum-Optimierung soll der Schwerpunkt auf die Erweiterung des Suchraums gelegt werden. Dadurch soll die Gefahr einer frühzeitigen Konzentration auf lokale Maxima reduziert werden. Diese Erweiterung des Suchraums soll jedoch nicht in jeder Dimension in gleicher Stärke erfolgen, sondern in Abhängigkeit von den Ergebnissen des vorhergehenden Iterationsschrittes.

Für die konkrete Definition des k -ten Iterationsschrittes mit $1 \leq k \leq n_1$ soll zunächst definiert werden:

$\hat{E} := \{(M_q, e_q) : 0 \leq q \leq a - 1\}$ sei die bereits vorliegende Ergebnismenge des vorhergehenden Iterationsschrittes mit den lokalen Maxima der a Arithmetikeinheiten und den zugehörigen Gewichtsvektoren e_q .

$e_{q,j}$ sei für $0 \leq j \leq n - 1$ die j -te Komponente von e_q .

$\hat{M} := \max\{M_q : 0 \leq q \leq a - 1\}$ sei das Maximum der lokalen Maxima M_q des vorhergehenden Iterationsschrittes.

$S_q := \left(\frac{M_q}{\hat{M}}\right)^{1 + \frac{k-1}{n_1}}$ sei ein Skalierungswert für den Gewichtsvektor e_q , der im Folgenden dafür sorgen soll, dass Gewichtsvektoren, die zu einem relativ großen Gesamtvermögen M_q gehören, mehr Einfluss erhalten, als solche Gewichtsvektoren, die zu einem relativ kleinen Gesamtvermögen gehören. Aus der Definition von \hat{M} folgt unmittelbar, dass $\frac{M_q}{\hat{M}} \leq 1$ ist. Der

4.6. Iterative Suchraum-Optimierung

Exponent $1 + \frac{k-1}{n_1}$ ist für den 1. Iterationsschritt gleich 1 und wächst mit fortlaufendem k , so dass durch diesen empirisch ermittelten Exponenten dieser Skalierungseffekt im Laufe des Iterationsverfahrens stärker wird.

Für die folgenden Überlegungen wird jede Dimension j des Suchraums und damit jede Liste L'_j unabhängig von den anderen Dimensionen betrachtet:

$\bar{e}_j := \frac{\sum_{q=0}^{a-1} S_q \cdot e_{q,j}}{\sum_{q=0}^{a-1} S_q}$ sei der gewichtete Mittelwert der jeweils j -ten Komponente der Gewichtsvektoren e_q . Dieser Wert \bar{e}_j soll in der j -ten Dimension den Mittelpunkt des neuen Suchraums definieren.

Die Ausdehnung a_j des Suchraums in der j -ten Dimension wird dabei folgendermaßen festgelegt:

$$a_j := \frac{n_1+1-k}{4} \cdot \sigma_j + 8 \cdot F, \text{ dabei sei}$$

$\sigma_j := \sqrt{\frac{1}{a-1} \sum_{q=0}^{a-1} (e_{q,j} - \bar{e}_j)^2}$ die Standardabweichung der Gewichtsvektoren e_q in der j -ten Dimension.

Durch die Berücksichtigung der Standardabweichung σ_j bei der Definition von a_j wird erreicht, dass die Ausdehnung des Suchraums in der j -ten Dimension umso stärker wird, je unterschiedlicher die Gewichte der j -ten Komponente von e_q sind. Motiviert ist dieser Ansatz durch die Beobachtung, dass in Fällen mit sehr unterschiedlichen Gewichten der j -ten Komponente von e_q eine weiträumigere Suche in dieser Dimension erfolversprechender ist, als wenn diese Werte bereits dicht beieinander liegen.

Durch den Faktor $\frac{n_1+1-k}{4}$ von σ_j wird erreicht, dass die Expansion zu Beginn der Explorationsphase besonders stark ist und mit steigendem k abnimmt. In Abschnitt 4.6.6 wird gezeigt, dass $n_1 = 40$ ein guter Wert für die Anzahl der Iterationsschritte der Explorationsphase ist. Für die Ausdehnung in der j -ten Dimension gilt damit im ersten Iterationsschritt

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

$a_j = 10 \cdot \sigma_j + 8 \cdot F$, im letzten Iterationsschritt der Explorationsphase gilt $a_j = \frac{1}{4} \cdot \sigma_j + 8 \cdot F$.

Durch die additive Komponente $8 \cdot F$ bei der Berechnung der Ausdehnung wird eine Mindestausdehnung in der j -ten Dimension erreicht. Ohne diese additive Komponente würde für $\sigma_j = 0$ eine frühzeitige und unerwünschte Fixierung in der j -ten Komponente auf \bar{e}_j erfolgen.

Die genauen Größen des Faktors von σ_j sowie der additiven Komponente wurden auf der Basis umfangreicher Versuche empirisch ermittelt.

Für die j -te Dimension des Suchraums sind somit sowohl der Mittelpunkt als auch die Ausdehnung definiert. Mit der zusätzlichen Forderung, dass $L'_{j,u+1} - L'_{j,u}$ konstant sein soll für $0 \leq u \leq N_j - 2$, ergibt sich für die neuen Gewichte $L'_{j,u}$ mit $0 \leq u \leq N_j - 1$ der Liste L'_j :

$$L'_{j,u} := \bar{e}_j - \left(1 - \frac{2 \cdot u}{N_j - 1}\right) \cdot \frac{a_j}{2}$$

Auf der Grundlage sämtlicher $L'_{j,u}$ wird ein neues F' ermittelt, so dass F' das kleinste ganzzahlige, positive Vielfache von 2^{-10} ist mit $-32 \leq \frac{L'_{j,u}}{F'} < 32$ für alle $0 \leq j \leq n - 1$ und $0 \leq u \leq N_j - 1$. Durch die anschließende Ersetzung der $L'_{j,u}$ durch $\frac{L'_{j,u}}{F'}$ wird erreicht, dass alle neuen Gewichte $L'_{j,u}$ innerhalb des Wertebereiches liegen, der für das auf dem FPGA implementierte und in Abschnitt 4.5.1 beschriebene Zahlenformat zulässig ist. Außerdem wird so erreicht, dass die Berechnung der neuen Lösungsmenge mit der größtmöglichen Genauigkeit durchgeführt wird, die unter den gegebenen Randbedingungen erreichbar ist.

Der neue Skalierungsfaktor F' sowie die Listen L' werden nun an den FPGA-Teil der RIVYERA gesendet. Die neuen Ergebnisse werden dort massiv parallel berechnet und anschließend vom Host-Teil abgeholt.

Der k -te Iterationsschritt der Explorationsphase ist damit abgeschlossen.

4.6.5 Die lokale Optimierungsphase der Suchraum-Optimierung

Der Ablauf der lokalen Optimierungsphase ist - mit Ausnahme der Definition des neuen Suchraums - identisch mit der Explorationsphase. Der Gewichtsvektor $\hat{\ell}$, der zu dem größten M_q aus den vorangegangenen Iterationsschritten gehört, soll den Mittelpunkt des neuen Suchraums bilden. Die Ausdehnung a_j in der j -ten Dimension soll sukzessive reduziert werden, wodurch das Netz automatisch verfeinert wird.

Konkret wird für die lokale Optimierungsphase definiert:

$$a_j := \left(1 + \frac{1-k}{n_2}\right) \cdot 8 \cdot F$$

$$L'_{j,\mu} := \hat{\ell}_j - \left(1 - \frac{2 \cdot \mu}{N_j - 1}\right) \cdot \frac{a_j}{2}$$

Dabei ist $\hat{\ell}_j$ die j -te Komponente des Gewichtsvektors $\hat{\ell}$, der zu dem größten M_q aus den vorangegangenen Iterationsschritten gehört.

Die Berechnung des Skalierungswertes S_q , des gewichteten Mittelwertes \bar{e}_j sowie der Standardabweichung σ_j ist in der lokalen Optimierungsphase nicht erforderlich.

4.6.6 Ermittlung der Gesamtzahl der Iterationsschritte für die Phasen der Suchraum-Optimierung

Nach der Beschreibung der iterativen Suchraum-Optimierung ist natürlich die Effizienz des Verfahrens von besonderem Interesse. Um diese zu untersuchen, wurde das Verfahren mit unterschiedlichen Parametern getestet.

Abbildung 4.16 zeigt die durchschnittlichen Ergebnisse für den in Abschnitt 3.2.2 vorgestellten Wandelanleihenfonds DWS Convertibles mit den in Abschnitt 3.6 genannten $n = 8$ Indikatoren, für $m = 130$ Tage, $C_0 = 1.000.000\text{€}$, $D_0^* = 0\text{€}$, $F = \frac{1.000.000}{1,024}$ und einheitlich $L_j = (-32; -24; -16; -8; -4; -2; -1; 0; 1; 2; 4; 8; 12; 16; 24; 31, 999)$ für

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

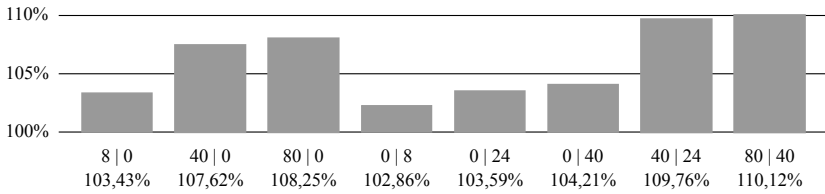


Abbildung 4.16. Durchschnittliche Verbesserung durch die iterative Suchraum-Optimierung in Abhängigkeit von der Anzahl der Iterationen (n_1 | n_2)

$0 \leq j \leq n - 1$. Der Durchschnitt wird dabei über unterschiedliche Zeiträume gebildet.

Als 100%-Basis dient dabei das maximale Endvermögen \hat{Z} der nullten Iteration. Da $D_0^* = 0$ gilt und der Gewichtsvektor $w = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$ ein Element des Suchraums ist, ist dieses maximale Endvermögen \hat{Z} mindestens so groß wie das Anfangsvermögen $Z_0 = C_0$.

Erwartungsgemäß wächst \hat{Z} mit steigender Iterationszahl. Für $n_1 = 40$ und $n_2 = 24$ ist \hat{Z} knapp 1,1 Mal größer als nach dem nullten Iterationsschritt. Für $n_1 = 80$ und $n_2 = 40$ wird nur noch eine geringfügige Verbesserung erreicht, die aber fast doppelt so viele Iterationen benötigt. Aus diesem Grund wurde auf die Verwendung der Parameter $n_1 = 80$ und $n_2 = 40$ verzichtet. Stattdessen wurden sämtliche für diese Arbeit durchgeführten Kalibrierungen mit $n_1 = 40$ und $n_2 = 24$ durchgeführt, so dass für jede Kalibrierung insgesamt für $65 \cdot 16^8 = 279.172.874.240$ Gewichtsvektoren jeweils das Gesamtvermögen Z_m berechnet wurde.

Möglicherweise erscheint bei der ersten Betrachtung eine Steigerung des Endvermögens \hat{Z} um den Faktor 1,1 als zu gering, um dafür den Aufwand von 64 Iterationen zu betreiben. Unter der Berücksichtigung dessen, dass dieser Faktor 1,1 beispielsweise eine Steigerung des Endvermögens von 1,05 auf 1,155 Millionen Euro und damit eine Steigerung der Rendite von 5% auf 15,5% bedeutet, wird jedoch deutlich, dass der Aufwand gerechtfertigt ist.

4.6. Iterative Suchraum-Optimierung

Ergänzend sei angemerkt, dass die Untersuchungen, die im Zusammenhang mit der Ermittlung der Parameter n_1 und n_2 durchgeführt wurden, zeigten, dass sowohl die Auswahl der Anfangsgewichte in den Listen L als auch die Aufteilung des Anfangsvermögens Z_0 auf C_0 und D_0^* nur geringfügigen Einfluss auf die Berechnung von \hat{Z} haben. Das Iterationsverfahren kann deshalb in diesem Sinne als stabil angesehen werden.

4.6.7 Weitere Ansätze zur Suchraum-Optimierung

Eine Weiterentwicklung des vorgestellten Iterationsverfahrens zur Suchraum-Optimierung ist durchaus denkbar. Auch wenn nach den in Abschnitt 4.6.6 beschriebenen Untersuchungen zur Ermittlung der jeweiligen Gesamtzahl der Iterationsschritte der beiden Phasen die Wahrscheinlichkeit gering erscheint, Gewichtsvektoren zu finden, die zu einem wesentlich größeren Endvermögen führen, kann diese Möglichkeit nicht völlig ausgeschlossen werden. Aussichtsreich sind eventuell auch Ideen, durch die Weiterentwicklung des Verfahrens den gesuchten Gewichtsvektor \hat{w} in weniger Iterationsschritten zu finden. Drei dieser Ideen sollen hier genannt werden:

1. Statt einer festen Wahl der Parameter n_1 und n_2 für die jeweilige Gesamtzahl der Iterationen in den beiden Iterationsphasen könnten diese beiden Parameter in Abhängigkeit von den Zwischenergebnissen gewählt werden. Wenn beispielsweise in mehreren aufeinanderfolgenden Iterationsschritten einer Iterationsphase kein größeres Gesamtvermögen Z_m gefunden wird, könnte diese Iterationsphase eventuell beendet werden.
2. Obwohl in Abschnitt 4.6.2 eine Begründung dafür gegeben wurde, warum eine reine Greedy-Strategie riskant ist, wäre beispielsweise denkbar, in der zweiten Iterationsphase zu versuchen, die Richtung des stärksten Anstiegs der Funktion g zu ermitteln und in Abhängigkeit davon den neuen Suchraum festzulegen.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

3. Die Ergebnismenge \hat{E} der vorherigen Iteration und damit die Definition des neuen Suchraums basieren auf den lokalen Maxima M_q , die jeweils in einer Arithmetikeinheit ermittelt werden. Bei einer Berechnung von beispielsweise 4,3 Milliarden Gewichtsvektoren in 1000 Arithmetikeinheiten könnte jedoch theoretisch der Fall eintreten, dass diejenigen 4,3 Millionen Gewichtsvektoren, welche die größten Endvermögen generieren, alle in derselben Arithmetikeinheit ausgewertet werden. Von diesen 4,3 Millionen Gewichtsvektoren würde jedoch nur derjenige mit dem maximalen Endvermögen als lokales Maximum M_q in die weitere Berechnung einfließen. Alle anderen 4.299.999 Gewichtsvektoren, welche größere Endvermögen generieren als die restlichen 99,9% Gewichtsvektoren, die in den anderen Arithmetikeinheiten ausgewertet werden, würden nicht in die weitere Berechnung einfließen.

Um für solche theoretisch vorstellbaren Extremfälle gerüstet zu sein, wäre es denkbar, sämtliche Gewichtsvektoren aller Arithmetikeinheiten zu sortieren, um so eine andere Ergebnismenge als Basis für die Generierung des Suchraums für die nächste Iteration auswählen zu können. Die Sortierung der Daten könnte dabei mit Hilfe einer systolischen Version eines parallelen Sortierverfahrens erfolgen[Sta85]. Bei der Umsetzung dieser Idee sollte allerdings berücksichtigt werden, dass die bisherige Implementierung dafür sorgt, dass die Gewichtsvektoren, die für die Ermittlung des Suchraums des nächsten Iterationsschritts verwendet werden, aus unterschiedlichen Indexbereichen kommen, was zu einer größeren Ausdehnung des Suchraums führt, als wenn diese Gewichtsvektoren unmittelbar benachbart sind.

Vor dem Hintergrund, dass dieses Iterationsverfahren zur Suchraum-Optimierung weder den Schwerpunkt dieser Arbeit bilden soll, noch ein großes wirtschaftliches Interesse an einer weiteren, eventuell nur geringfügigen Beschleunigung des Verfahrens besteht, werden diese Ideen hier nicht weiter ausgeführt.

4.7 Performanceanalyse

Die Performanceanalyse in diesem Abschnitt soll neben den theoretischen Überlegungen zur Effizienz des implementierten Kalibrierungsalgorithmus sowohl praktische Messungen als auch den Vergleich mit einem High Performance PC beinhalten. Zusätzlich zu der Betrachtung der Rechenleistung wird die Energieeffizienz untersucht. Die finanzwirtschaftliche Evaluierung der gesamten Handelsstrategie wird hingegen nicht in diesem Abschnitt, sondern in Kapitel 5 ausführlich analysiert.

Für den Vergleich der RIVYERA-Implementierung mit einem High Performance PC wird der schnellste PC, der am Lehrstuhl verfügbar ist, als Referenzsystem verwendet. Dabei handelt es sich um ein System mit dem Prozessor Intel Core i7-970 mit 6 Kernen, einem ASRock X58 Extreme Mainboard und 8GB GeIL DIMM DDR3-1066 RAM.

Um einen möglichst aussagekräftigen Vergleich erstellen zu können, wurde der Kalibrierungsalgorithmus auf dem PC in der Programmiersprache C++ implementiert. Alle FPGA-seitig durchgeführten Optimierungsschritte - einschließlich der in Abschnitt 4.5.1 vorgestellten Zahlendarstellung - wurden übernommen, sofern dadurch das PC-Programm beschleunigt werden konnte. Erstellt wurde das Programm mit dem Compiler GNU g++ v4.1.2 in der höchsten Optimierungsstufe -O3. Die Implementierung verwendet während der Auswertung alle Kerne des Prozessors.

Dennoch hinkt der Vergleich zwischen den Implementierungen auf einer RIVYERA und einem High Performance PC notwendigerweise. Die Möglichkeiten, beispielsweise das PC-Programm in Abhängigkeit von Zwischenergebnissen ausführen zu lassen, sind wesentlich flexibler als bei einer FPGA-Implementierung. Die folgenden Vergleiche zwischen der Implementierung auf einer RIVYERA und einem High Performance PC sind deshalb vor diesem Hintergrund zu interpretieren.

Zur besseren Vergleichbarkeit, wurden sämtliche Analysen mit den gleichen, in Abschnitt 4.6.6 angegebenen Parametern durchgeführt, also

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

$n = 8$ Indikatoren mit jeweils $N = 16$ Gewichten je Liste, $m = 130$ Tagen sowie $n_1 = 40$ und $n_2 = 24$ Iterationen.

4.7.1 Theoretische Performanceanalyse

In Abschnitt 4.5.5 wurde gezeigt, dass unter den zuvor genannten Randbedingungen 8 Pipelines je FPGA mit einer Taktfrequenz von 50 MHz realisiert werden können, so dass bei 128 FPGAs insgesamt $a = 8 \cdot 128 = 1024$ Arithmetikeinheiten zur Verfügung stehen.

Die Anzahl der Gewichtsvektoren n_w , die je Sekunde auf der RIVYERA berechnet werden können, sowie die Dauer t_w für die Berechnung von N^n Gewichtsvektoren können - bei einer vorläufigen Vernachlässigung des Overheads - folgendermaßen ermittelt werden:

$$n_w = \frac{50 \cdot 10^6 \cdot a}{m} \approx 394 \cdot 10^6$$
$$t_w = \frac{N^n}{n_w} \approx 10,905 \text{ Sekunden}$$

Für die Ermittlung der Gesamtzahl n_g der zwischen Host und FPGAs zu übertragenden Daten wird im Folgenden zwischen der Anzahl n_e derjenigen Daten, die nur einmalig zu Beginn der Kalibrierung übertragen werden und der Anzahl n_i derjenigen Daten unterschieden, die in jedem Iterationsschritt zu übertragen sind. Die geringe und konstante Anzahl von Initialisierungswerten wie beispielsweise C_0, D_0^* und Z_0 bleibt dabei ebenso unberücksichtigt wie der in jedem Iterationsschritt zu übermittelnde Skalierungsfaktor F .

In diesem Zusammenhang sei an die Ausführungen in Abschnitt 4.2.1 erinnert, dass die Übertragung eines Datums an sämtliche FPGAs quasi genauso schnell erfolgen kann, wie die Übertragung eines Datums an einen einzelnen FPGA.

In Anbetracht der verhältnismäßig geringen Datenmenge werden sämtliche Daten als 32-Bit-Worte übertragen. Für die Daten, die auf dem FPGA

in 18-Bit-Darstellung realisiert sind, werden die nicht benötigten 14 Bit nach der Übertragung der Daten auf den FPGA verworfen.

Im nullten Iterationsschritt sind einmalig die m historischen Datensätze sowie die a Startadressen an die FPGAs zu übertragen.

In jedem Iterationsschritt sind die n Listen mit den jeweils N Gewichten an die FPGAs zu übertragen und die a Paare (M_q, m'_q) mit den lokalen Maxima und dem jeweils zugehörigen Index abzuholen. Damit gilt:

$$\begin{aligned} n_e &= m \cdot (1 + n) + a &= 2.194 \\ n_i &= n \cdot N + 2 \cdot a &= 2.176 \\ n_g &= n_e + (1 + n_1 + n_2) \cdot n_i = 143.634 \end{aligned}$$

Der gesamte Datentransfer beträgt damit nur etwa 561 Kilobyte und benötigt somit - unter Berücksichtigung der in Abschnitt 4.2.1 angegebenen minimalen Übertragungsrate von 28,73 Megabyte/Sekunde - lediglich knapp 20 Millisekunden.

Zu berücksichtigen sind noch die in den Abschnitten 4.6.4 und 4.6.5 angegebenen und auf dem Host durchzuführenden Berechnungen zwischen den Iterationsschritten.

Hierbei handelt es sich im Wesentlichen um $n_1 \cdot c_1 \cdot n \cdot a = 327.680 \cdot c_1$ Schritte zur Ermittlung der Mittelwerte \bar{e}_j sowie der Standardabweichungen σ_j für $0 \leq j \leq n - 1$ und um $(n_1 + n_2) \cdot c_2 \cdot n \cdot N = 8.320 \cdot c_2$ Schritte zur Ermittlung der skalierten Gewichte der neuen Listen, wobei c_1 und c_2 niedrige Konstanten sind. Insgesamt benötigt der Host-Teil der RIVYERA für diese Berechnungen etwa 100 Millisekunden.

Insgesamt dauert die Datenübertragung sowie die Berechnung auf dem Host-Teil somit für 65 Iterationen circa 120 Millisekunden oder etwa 2 Millisekunden je Iteration. Rechnerisch erhöht sich damit die Gesamtlaufzeit je Iteration durch den Overhead lediglich von 10,905 auf 10,907 Sekunden.

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

4.7.2 Praktische Messungen und der Vergleich mit dem High Performance PC

Tabelle 4.5. Laufzeitvergleich in Abhängigkeit von der Anzahl der Gewichtsvektoren w

Anzahl w	RIVYERA S3-5000	Intel Core i7-970
10^9	2,539 Sekunden	15 Stunden 58 Minuten
16^8	10,907 Sekunden	68 Stunden 37 Minuten
$65 \cdot 16^8$	11 Minuten 49 Sekunden	185 Tage 20 Stunden
10^{16}	293 Tage 22 Stunden	18.236 Jahre

Tabelle 4.5 zeigt eine Übersicht über die Laufzeiten des Kalibrierungsalgorithmus auf der RIVYERA und dem High Performance PC in Abhängigkeit von der Anzahl der Gewichtsvektoren. Für die RIVYERA wurde die Laufzeit gemessen für eine vollständige Kalibrierung mit der Auswertung von $65 \cdot 16^8$ Gewichtsvektoren. Für den PC hätte eine solche Berechnung etwa 186 Tage gedauert, so dass die Messung für den PC nur für einen Iterationsschritt mit $1 \cdot 16^8$ Gewichtsvektoren durchgeführt wurde. Da die theoretische Performanceanalyse in Abschnitt 4.7.1 zeigt, dass die Berechnungsdauer nahezu exakt proportional mit der Anzahl der Iterationen steigt, wurden die restlichen Werte der Tabelle 4.5 durch proportionale Umrechnung ermittelt.

Verdächtig erscheint zunächst, dass die in Abschnitt 4.7.1 für die RIVYERA für $1 \cdot 16^8$ Gewichtsvektoren theoretisch ermittelte Laufzeit von 10,907 Sekunden genau mit dem in der Tabelle angegebenen Wert übereinstimmt, der aus der proportionalen Umrechnung der für $65 \cdot 16^8$ Gewichtsvektoren gemessenen Laufzeit resultiert. Erklärlich ist dies jedoch dadurch, dass der absolut dominierende Anteil in Höhe von 10,905 Sekunden auf die Berechnung auf dem FPGA entfällt, wo die Laufzeit relativ einfach exakt berechenbar ist. Der im Vergleich dazu verschwindend geringe Anteil von 2 Millisekunden, der beispielsweise durch zeitlich schwierig zu kalkulierende Arbeiten des Betriebssystems auf dem Host-Teil beeinflusst wird, beruht einerseits bereits auf Durchschnittsmessungen und ist

andererseits derart gering, dass dieser Einfluss durch die Rundung der Tabellenwerte untergeht.

Tabelle 4.5 kann entnommen werden, dass die Performance der RIVYERA um 22.640 Mal größer ist als die des PCs. Dieser Wert erscheint eventuell zunächst überraschend hoch und soll deshalb im Folgenden etwas genauer untersucht werden: Intel nennt für den Core i7-970 eine maximale Rechenleistung von 76.8 GFLOPs [Int]. Für die Berechnung eines jeden Z_i werden auf dem FPGA etwa $16 + 2 \cdot n$ Operationen durchgeführt. Für $n = 8$ Indikatoren, $m = 130$ Tage und 10^9 Gewichtsvektoren ergibt sich daraus rechnerisch eine Laufzeit von etwa $\frac{(16+2 \cdot n) \cdot m \cdot 10^9}{76,8 \cdot 10^9} \approx 54,2$ Sekunden. In Tabelle 4.5 ist hingegen für den PC für 10^9 Gewichtsvektoren eine Laufzeit von 15 Stunden und 58 Minuten angegeben und damit ein mehr als tausendfacher Wert.

Erklärbar wird diese Diskrepanz bei einem Blick auf die Speicherzugriffszeiten des PCs: Die Latenzzeit für das Lesen eines Datums aus dem im PC verwendeten Speicher DDR3-1066 beträgt laut Angaben des Herstellers[Gei] etwa 13 Nanosekunden, so dass etwa $77 \cdot 10^6$ Daten je Sekunde gelesen werden können. Bei dieser Betrachtung bleibt der Cache zwar unberücksichtigt, für eine überschlägige Betrachtung der Größenordnung ist dies jedoch vertretbar.

Für die Berechnung eines jeden Wertes Z_i werden mindestens $2 \cdot n$ Daten benötigt, nämlich n Gewichte und n Werte der Differenzmatrix. Bei $a = 1024$ Arithmetikeinheiten und einer Taktfrequenz von 50 MHz werden somit auf dem FPGA mindestens $2 \cdot n \cdot a \cdot 50 \cdot 10^6 = 819.200 \cdot 10^6$ Daten je Sekunde verarbeitet. Dieser Wert ist um mehr als 10.600 Mal größer, als der zuvor ermittelte Wert $77 \cdot 10^6$. Unter Berücksichtigung dessen, dass in dieser überschlägigen Kalkulation die weiteren Daten, die zur Berechnung von Z_i benötigt werden, wie beispielsweise der Quotient Q_i , der Skalierungsfaktor F und einige Zwischenergebnisse, unberücksichtigt bleiben, erscheinen die gemessenen Werte plausibel, aus denen hervorgeht,

4. Parallelisierung des Kalibrierungsalgorithmus für die RIVYERA

dass die Performance der RIVYERA in diesem Anwendungsbeispiel um mehr als 22.600 Mal¹³ größer ist als die des PCs.

4.7.3 Energieeffizienz

Die gemessene Leistungsaufnahme der RIVYERA beträgt während der Kalibrierung im Mittel 600 Watt; der PC hingegen benötigt im Mittel lediglich 250 Watt. Durch die wesentlich längere Laufzeit des PCs hat dieser jedoch insgesamt einen deutlich höheren Stromverbrauch. Tabelle 4.6 zeigt den Stromverbrauch sowie die entsprechenden Kosten in Abhängigkeit von der Anzahl der zu berechnenden Gewichtsvektoren. Dabei wurde ein Strompreis von 20 Cent je kWh angenommen.

Tabelle 4.6. Vergleich des Stromverbrauchs für die Beispielgrößen aus Tabelle 4.5

Anzahl w	RIVYERA S3-5000		Intel Core i7-970		
10^9	0,423 Wh	0,00008 €	3,99 kWh		0,80 €
16^8	1,818 Wh	0,00036 €	17,15 kWh		3,43 €
$65 \cdot 16^8$	118,170 Wh	0,02363 €	1.115,00 kWh		223,00 €
10^{16}	4,233 MWh	846,33 €	39,95 GWh		7.989.120,00 €

Insgesamt beträgt die Stromersparnis durch den Einsatz der RIVYERA also etwa 99,99%.

4.8 Zusammenfassung

Für die Umsetzung des in Kapitel 3 vorgestellten Kalibrierungsalgorithmus in eine effiziente Implementierung auf der RIVYERA sind einige Optimierungsschritte erforderlich. Interessant dabei ist, dass diese aus unterschiedlichen Bereichen der Mathematik und der Informatik kommen: Zunächst werden mathematisch äquivalente Transformationen vorgenommen, die dazu führen, dass der Kalibrierungsalgorithmus auf

¹³In [Sta+12b] wird ein Beschleunigungsfaktor von 17.000 genannt. Der höhere Beschleunigungsfaktor von 22.600 in dieser Arbeit wurde durch die zusätzlichen Optimierungsschritte aus den Abschnitten 4.5.2 bis 4.5.4 erreicht.

dem FPGA ressourcensparender realisiert werden kann. Wichtig ist auch die geänderte Zahlendarstellung unter Berücksichtigung der daraus resultierenden Auswirkungen auf die Genauigkeit der Berechnungen. Relativ hardwarenah ist der Austausch der Ripple-Carry- durch Carry-Save-Addierer.

Eine besondere Herausforderung bei der Realisierung des FPGA-Entwurfes besteht darin, dafür zu sorgen, dass in jedem Takt das richtige Datum an der richtigen Stelle anliegt. Um diese Aufgabe zu lösen, war eine Anpassung des ursprünglichen Kalibrierungsalgorithmus erforderlich, so dass der Suchraum nicht mehr aus beliebigen Gewichtsvektoren bestehen kann, sondern kombinatorisch aus einer Menge von Listen generiert wird.

Die große Bedeutung der effizienten Realisierung der Datenversorgung zeigt sich in der Performanceanalyse. Dort wird zum einen gezeigt, dass die Performance des implementierten Kalibrierungsalgorithmus auf der RIVYERA mehr als 22.600 Mal höher ist als die Version auf dem High Performance PC. Zum anderen wird nachgewiesen, dass diese erstaunliche Performance zu einem wesentlichen Teil dieser effizienten Datenversorgung zu verdanken ist.

Durch die effiziente FPGA-Implementierung können unter den in der Performanceanalyse genannten Randbedingungen etwa 4,3 Milliarden Gewichtsvektoren in circa 10,9 Sekunden ausgewertet werden. In Kombination mit dem zweistufigen Iterationsverfahren zur Suchraum-Optimierung gelingt es, den zeitlichen Aufwand für die Ausführung des Kalibrierungsalgorithmus auf etwa 12 Minuten zu reduzieren, so dass eine praxistaugliche Implementierung erreicht wurde.

Unberücksichtigt, obwohl natürlich keineswegs unwichtig, blieb bisher die finanzwirtschaftliche Evaluierung der gesamten Handelsstrategie. Diese wird im folgenden Kapitel 5 ausführlich analysiert.

Teil III

Evaluierung, Optimierung, Zusammenfassung

Evaluierung der Handelsstrategie

5.1 Allgemeine Vorgehensweise

Einerseits ist die Evaluierung der Handelsstrategie für sämtliche Fonds, Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume, Indikatoren sowie die Untersuchung des Einflusses weiterer Parameter wünschenswert, andererseits ist die Realisierung dieses Wunsches nicht praktikabel. In dieser Arbeit wurde deshalb mit Hilfe in der Literatur beschriebener Evaluierungsverfahren und des verfügbaren Datenmaterials eine systematische Methode zur Evaluierung der Handelsstrategie entwickelt. Diese Methode wurde für ausgewählte Fonds, Zeiträume, Indikatoren sowie weitere Parameter angewendet. Basierend auf den dabei erzielten Ergebnissen wurde versucht, möglichst interessante, weitergehende Fragestellungen zu formulieren und diese mit zum Teil weiterentwickelten Methoden zu beantworten. Durch die mehrfache Anwendung dieses iterativen Verfahrens ist es gelungen, erstaunliche Ergebnisse zu erzielen. Selbstverständlich können jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht sämtliche interessanten Fragestellungen beantwortet werden. Die hier vorgestellten Methoden zur Entwicklung und Evaluierung einer Handelsstrategie bieten jedoch einen soliden Ansatzpunkt für weiterführende Forschungsarbeiten in diesem Bereich.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

5.2 Rendite- und Risikomaße

Ziel der Handelsstrategie ist eine deutliche Outperformance gegenüber einer buy&hold-Strategie unter besonderer Berücksichtigung von Sicherheits- beziehungsweise Risikoaspekten. Zur einfacheren Unterscheidung wird die in dieser Arbeit entwickelte Handelsstrategie im Folgenden als TAB-Strategie bezeichnet, da sie auf Prämissen der technischen Analyse basiert.

Die Outperformance $Outp$ für einen gegebenen Zeitraum kann dabei einfach als Differenz der Gesamrendite der TAB-Strategie zu der Gesamrendite der buy&hold-Strategie definiert werden, also

$$Outp := G_{TAB} - G_{b\&h}$$

Dabei sei

$$G_{b\&h} := P_m / P_0$$

die Gesamrendite oder prozentuale Vermögenssteigerung der buy&hold-Strategie in einem Kalibrierungs- oder Evaluierungszeitraum und

$$G_{TAB} := Z_m / Z_0$$

die entsprechende Gesamrendite der TAB-Strategie ¹.

Zur Vereinfachung der folgenden Formeln soll zunächst für $0 \leq i \leq m$ die prozentuale Vermögensentwicklung V_i definiert werden als

$$V_i := \begin{cases} P_i / P_0, & \text{für buy\&hold-Strategie} \\ Z_i / Z_0, & \text{für TAB-Strategie} \end{cases}$$

Für die Definition des Risikos gibt es unterschiedliche Ansätze, von denen jeder für sich allein nur bedingte Aussagekraft hat [vgl. Sch96, S. 705-728]. Deshalb werden im Folgenden exemplarisch vier Risikomaße M_k ($1 \leq k \leq 4$) betrachtet, von denen zumindest die ersten drei häufig in der Literatur anzutreffen sind.

¹Die Variablen P_i, Z_i, m etc. wurden im Abschnitt 3 eingeführt. Ein Verzeichnis der durchgängig verwendeten Variablen befindet sich am Anfang der Arbeit.

1. Als erstes Maß wird das Sharpe-Ratio² SR betrachtet, also

$$M_1 := SR := \frac{\text{Erwartete Rendite}}{\text{Standardabweichung}} \quad (5.1)$$

Die erwartete Rendite wird dabei normalerweise mit der Rendite der Vergangenheit gleichgesetzt [vgl. Sch96, S. 707]. Die Standardabweichung³, die den Streuungsgrad der Daten misst, wird dabei definiert als

$$\text{Standardabweichung} := \sqrt{m} * \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2}{m - 1}} \quad (m > 1) \quad (5.2)$$

mit $X_i := \frac{V_i - V_{i-1}}{V_{i-1}}$ und \bar{X} ist der Mittelwert der X_i [vgl. Sch96, S. 711].

Dabei wird vorausgesetzt, dass mindestens ein X_i existiert mit $X_i \neq \bar{X}$.

William T. Ziemba hat das Sharpe-Ratio des S&P 500 für den Zeitraum von 1986 bis 1999 untersucht [Zie05]. Ziemba vergleicht die annualisierten Werte für das jährliche Sharpe-Ratio in Abhängigkeit davon, ob dessen Berechnung auf Basis monatlicher, vierteljährlicher oder jährlicher Datenpunkte erfolgt. Ziemba weist darauf hin, dass der annualisierte Wert für das jährliche Sharpe-Ratio umso kleiner ist, je geringer der zeitliche Abstand zwischen den Datenpunkten ist.

Ziemba führt außerdem aus, dass es angemessen wäre, bei der Ermittlung des Sharpe-Ratio auch den Zinseszinsseffekt zu berücksichtigen, was jedoch häufig unterlassen wird.

Es gibt also durchaus unterschiedliche Ansätze für die Ermittlung des Sharpe-Ratio, so dass kein absoluter Wert für ein gutes Sharpe-Ratio angegeben werden kann. Interessant ist vielmehr der Vergleich des Sharpe-Ratio der buy&hold-Strategie mit den Werten der TAB-Strategie, die für denselben Zeitraum und auf Basis derselben Formeln ermittelt wurden. Sowohl eine höhere positive Rendite als auch eine

²In der Literatur sind auch Definitionen des Sharpe-Ratio mit Berücksichtigung einer risikofreien Rendite zu finden [vgl. SAB99, S. 844-846]. Laut Schwager kann darauf jedoch verzichtet werden [vgl. Sch96, S. 706-707]. In dieser Arbeit bleibt deshalb die risikofreie Rendite bei der Definition des Sharpe-Ratio unberücksichtigt.

³Etwas abweichend von anderen Definitionen der Standardabweichung ist in diesem Zusammenhang der Faktor \sqrt{m} zu berücksichtigen [vgl. Sch96, S. 711].

5. Evaluierung der Handelsstrategie

niedrigere Standardabweichung vergrößern das Sharpe-Ratio, so dass ein größeres Sharpe-Ratio als besser angesehen wird. Da das Sharpe-Ratio nur bei einer negativen Rendite negativ ist, sollte das Sharpe-Ratio selbstverständlich positiv sein.

2. Als zweites Maß wird das Verhältnis zwischen der Rendite und dem größten prozentualen Verlust innerhalb des untersuchten Zeitraums betrachtet, also

$$M_2 := \text{Rendite} / \max\left\{\frac{V_i - V_j}{V_i}\right\} \quad (0 \leq i \leq j \leq m) \quad (5.3)$$

Es wird vorausgesetzt, dass $V_i \neq 0$ und mindestens ein Paar (V_i, V_j) existiert mit $V_i > V_j$.

Selbstverständlich sollte auch M_2 positiv sein. Für $M_2 = 1$ gilt, dass die Rendite in dem untersuchten Zeitraum genauso groß ist wie der größte Verlust innerhalb dieses Zeitraums. Ob ein solcher Wert als gut angesehen wird, hängt nicht zuletzt von der persönlichen Risikoneigung eines Anlegers ab. Interessant ist auch für M_2 vor allem der Vergleich der Werte der buy&hold-Strategie mit den Werten der TAB-Strategie. Sowohl eine höhere positive Rendite als auch ein niedrigerer maximaler prozentualer Verlust vergrößern M_2 , so dass ein größeres M_2 als besser angesehen werden kann.

3. Als drittes Maß M_3 wird das Verhältnis zwischen der Anzahl der richtigen Handelssignale und der Gesamtzahl der Handelssignale genommen. Ein Kaufsignal am Tag d_i ($0 \leq i \leq m-1$) gilt dabei als richtig, wenn $P_i < P_{i+1}$, also der Kurs des Wertpapiers P am Tag nach dem Kaufsignal höher ist und damit die Rendite R_{i+1} am Tag nach dem Kaufsignal positiv ist, wobei⁴

$$R_i := \frac{P_i - P_{i-1}}{P_{i-1}} \quad (1 \leq i \leq m \wedge P_{i-1} \neq 0)$$

Ein Verkaufssignal gilt entsprechend als richtig, wenn $R_{i+1} < 0$.

Für den Fall $R_{i+1} = 0$ bleibt das Handelssignal am Tag d_i bei der Ermittlung von M_3 unberücksichtigt.

⁴Die Definition der R_i basiert hier auf Performancekursen und entspricht der Definition 3.1 für Preiskurse

5.2. Rendite- und Risikomaße

Sei S_r die Menge der Indizes i ($0 \leq i \leq m-1$), für die $f(\Delta_i)$ ein richtiges Handelssignal liefert, also

$$S_r := \{i : (f(\Delta_i) > 0) \wedge (R_{i+1} > 0) \vee (f(\Delta_i) < 0) \wedge (R_{i+1} < 0)\}$$

Dann sei

$$M_3 := \frac{|S_r|}{m - |\{i : 1 \leq i \leq m \wedge R_i = 0\}|} \quad (5.4)$$

Dabei wird vorausgesetzt, dass mindestens ein R_i existiert mit $R_i \neq 0$.

Selbstverständlich sollte M_3 größer als 0,5 sein, auch wenn aus dem folgenden Absatz hergeleitet werden kann, dass weder ein solcher Wert eine Garantie für eine profitable Handelsstrategie ist noch ein M_3 kleiner als 0,5 ein sicheres Zeichen für eine verlustbringende Handelsstrategie ist.

4. In der Praxis ist die richtige Prognose eines großen Kursanstiegs vorteilhafter als diejenige eines geringen Kursanstiegs. In die Ermittlung des Maßes M_3 geht jedoch nur die Anzahl der richtigen Handelssignale ein. Dieses Manko soll durch die Einführung des Maßes M_4 behoben werden.

Dafür wird zunächst S_f definiert als Menge der Indizes i ($0 \leq i \leq m-1$), für die $f(\Delta_i)$ ein falsches Handelssignal liefert:

$$S_f := \{i : (f(\Delta_i) > 0) \wedge (R_{i+1} < 0) \vee (f(\Delta_i) < 0) \wedge (R_{i+1} > 0)\}$$

Dann wird das Maß M_4 definiert als

$$M_4 := \frac{\sum_{i \in S_r} |R_{i+1}|}{\sum_{i \in S_f} |R_{i+1}|} \quad (5.5)$$

Dabei wird vorausgesetzt, dass mindestens ein falsches Handelssignal existiert, also $S_f \neq \emptyset$.

Für die Ermittlung von M_4 wird also zunächst für die richtigen Handelssignale die Summe der Beträge der Renditen des jeweils nächsten Tages gebildet. Ebenso wird eine solche Summe für die falschen Handelssignale gebildet. Das Maß M_4 ist dann das Verhältnis zwischen der

5. Evaluierung der Handelsstrategie

ersten und der zweiten Summe, so dass $M_4 > 1$ sein sollte und ein größeres M_4 als besser angesehen werden kann.

Besonders hilfreich zur Beurteilung sowohl der Rendite als auch des Risikos ist die grafische Darstellung der prozentualen Entwicklung des Gesamtvermögens [vgl. Sch96, S. 728]. Sowohl die Entwicklung der Rendite als auch ein Großteil der zuvor genannten sowie weitere Risikomaße können aus dieser grafischen Darstellung abgelesen werden. Die Evaluierung der Ergebnisse konzentriert sich deshalb auf die grafische Darstellung der prozentualen Vermögensentwicklung der TAB-Strategie im Vergleich zur buy&hold-Strategie. Zusätzlich werden die Outperformance als Renditemaß sowie die zuvor genannten Risikomaße angegeben.

5.3 Auswahl der Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume

Um aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten, ist es wichtig zu beachten, dass es keine Überschneidungen zwischen einem Kalibrierungs- und den zugehörigen Evaluierungszeiträumen geben sollte [vgl. WF05, S. 143-186]. Außerdem sollten die Kalibrierungszeiträume unterschiedliche Marktphasen repräsentieren, ebenso die Evaluierungszeiträume.

Weiterhin ist es erforderlich, dass die Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume lang genug sind. Die Länge dieser Zeiträume wurde basierend auf den folgenden Überlegungen ermittelt: Für die gewählten Fonds wird täglich höchstens ein Kurs festgestellt, so dass täglich höchstens eine Handelsentscheidung möglich ist. Bei den später untersuchten Fällen zeigt sich, dass bei einer Kaufentscheidung meistens das gesamte Barvermögen investiert und bei einer Verkaufsentscheidung meistens sämtliche Depotanteile verkauft werden sollen. Teilkäufe oder -verkäufe sind in den untersuchten Beispielen sehr selten. Da bei einem leeren Depot kein Verkauf von Fondsanteilen und bei einem zu 100% investierten Depot kein zusätzlicher Kauf möglich ist, wird deshalb vereinfachend angenommen, dass durchschnittlich höchstens an jedem 4. Handelstag ein Kauf erfolgt.

5.3. Auswahl der Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume

Ein Verkauf erfolgt entsprechend durchschnittlich ebenso höchstens an jedem 4. Handelstag. In Anbetracht des begrenzten Datenmaterials und unter der Annahme, dass für die Gewinnung aussagekräftiger Ergebnisse mindestens 30 Käufe und 30 Verkäufe innerhalb eines Kalibrierungs- oder Evaluierungszeitraums erstrebenswert sind, wurde die Dauer dieser Zeiträume auf jeweils 26 Wochen, also etwa 1/2 Jahr oder 130 Handelstage festgelegt.

Die Evaluierung der Ergebnisse wurde mit Hilfe der von Ian Witten und Eibe Frank [WF05, S. 149-151] beschriebenen Cross-Validation in etwas abgewandelter Form durchgeführt. Witten und Frank schlagen vor, 2/3 der Daten für die Kalibrierung und 1/3 der Daten für die Evaluierung zu nehmen. In dieser Arbeit werden zunächst für jeden 26-wöchigen Kalibrierungszeitraum 2 ebenso lange Evaluierungszeiträume betrachtet. Es werden also zunächst nur 1/3 der Daten für die Kalibrierung genutzt und 2/3 für die Evaluierung. Obwohl dadurch der Kalibrierungszeitraum und damit die Lernphase nur halb so lang ist, wie sie Witten und Frank vorschlagen, werden trotzdem überraschend gute Evaluierungsergebnisse erzielt.

Im September 2011, zu Beginn der Niederschrift dieser Arbeit, lagen vollständige Daten für die Zeit vom 14.9.2009 bis zum 21.6.2010 sowie ab dem 27.9.2010 vor (vgl. Abschnitt 3.1). In Anbetracht des verfügbaren Datenmaterials sowie der vorgenannten Überlegungen wurden zunächst die drei Halbjahreszeiträume $T_1 := 14.9.2009 - 12.3.2010$, $T_2 := 27.9.2010 - 25.3.2011$ und $T_3 := 28.3.2011 - 23.9.2011$ ausgewählt, die sich nicht überschneiden und jeweils an einem Montag beginnen und an einem Freitag enden. Die Entwicklung des zuerst untersuchten Wertpapiers, des DWS Convertibles, kann dabei etwas vereinfachend als tendenziell steigend im Zeitraum T_1 , als etwa gleich bleibend im Zeitraum T_2 und als tendenziell fallend im Zeitraum T_3 bezeichnet werden.

Für die Evaluierung wurden nun alle Kombinationen aus einem Kalibrierungszeitraums K_i und einem Evaluierungszeitraum E_j betrachtet, wobei $K_i := T_i$ und $E_j := T_j$ mit $1 \leq i, j \leq 3$. Für $K_i = E_j$ ist natürlich die zuvor geforderte Überschneidungsfreiheit zwischen Kalibrierungs-

5. Evaluierung der Handelsstrategie

und Evaluierungszeitraum verletzt. Im Folgenden werden Evaluierungsergebnisse im Evaluierungszeitraum E_j als infiziert bezeichnet, wenn diese Ergebnisse auf Basis eines Gewichtsvektors \hat{w}_i ermittelt wurden, der im Kalibrierungszeitraum K_i ermittelt wurde und es eine Überschneidung der Zeiträume E_j und K_i gibt. Solche infizierten Ergebnisse dürfen nicht in die endgültigen Evaluierungsergebnisse eingehen, sind aber hilfreich bei der Interpretation der übrigen Ergebnisse und werden deshalb auch ermittelt und dargestellt.

Bei der getroffenen Auswahl der Kombinationen von Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträumen erhalten wir keine nicht infizierten Ergebnisse für den Fall, dass die Entwicklung des DWS Convertibles im Evaluierungszeitraum die gleiche Tendenz aufweist wie im Kalibrierungszeitraum, so dass die Ergebnisse der TAB-Strategie in der Realität vermutlich besser ausfallen werden als die Evaluierungsergebnisse in dieser Arbeit. Deutlich wird dies an folgendem Extrembeispiel: Wird \hat{w}_i in einem Zeitraum mit stetig fallenden Kursen des DWS Convertibles ermittelt, würde es mit $\hat{w}_i := \vec{0}$ zu keinem Kaufsignal kommen, so dass ein als Barbestand vorhandenes Anfangsvermögen erhalten bliebe, was in diesem Falle optimal wäre. Bei der Anwendung von $\hat{w}_i = \vec{0}$ auf einen Evaluierungszeitraum mit ebenfalls stetig fallenden Kursen, wäre dort die Outperformance der TAB-Strategie ebenfalls optimal. In einem Evaluierungszeitraum mit stetig steigenden Kursen des DWS Convertibles würde es hingegen bei dem Einsatz von $\hat{w}_i = \vec{0}$ ebenfalls zu keinem Kauf kommen, so dass hier die geringste Rendite erzielt würde. Interessant wäre es deshalb zu untersuchen, welche Evaluierungsergebnisse erzielt werden, wenn Kalibrierungszeitraum und Evaluierungszeitraum sich nicht überschneiden, aber die gleiche Tendenz aufweisen. Auf Grund des begrenzten Datenmaterials wurde jedoch auf eine nähere Untersuchung dieser Fragestellung in dieser Arbeit verzichtet.

5.4 Ergebnisse des Evaluierungsverfahrens

Die erste Evaluierung erfolgt mit dem in Abschnitt 3.2.2 vorgestellten Wandelanleihenfonds DWS Convertibles und den Indikatoren aus Tabelle 3.2 unter Verwendung der in Abschnitt 5.3 beschriebenen Cross-Validation.

Dafür werden zunächst unter Einsatz des in Kapitel 4 beschriebenen Kalibrierungsalgorithmus für die Kalibrierungszeiträume K_i ($1 \leq i \leq 3$) die Gewichtsvektoren \hat{w}_i ermittelt. Anschließend wird für jeden Evaluierungszeitraum $E_j := T_j$ ($1 \leq j \leq 3$) untersucht, welche Vermögensentwicklung sich im Zeitraum E_j ergeben hätte, wenn die TAB-Strategie unter Einsatz von \hat{w}_i angewendet worden wäre.

Die Vergleichscharts in diesem Teil der Arbeit sind einheitlich nach folgendem Schema aufgebaut:

- Zu einem Wertpapier (hier zunächst DWS Convertibles) gibt es für jeden untersuchten Zeitraum E_j eine Grafik.
- Auf der horizontalen Achse wird das Datum aufgetragen, auf der vertikalen Achse die prozentuale Vermögensentwicklung.
- Für die buy&hold-Strategie wird V blau dargestellt.
- Die Kurve K_i gibt die prozentuale Vermögensentwicklung der TAB-Strategie unter Verwendung des im Kalibrierungszeitraum K_i ermittelten Gewichtsvektors \hat{w}_i wieder.
- Die Kurve mit den infizierten Evaluierungsergebnissen wird grau dargestellt.
- Die Kurven K_i mit nicht infizierten Evaluierungsergebnissen werden in unterschiedlichen Farben dargestellt, allerdings nicht in blau oder grau.

Aus den Abbildungen 5.1 bis 5.3 mit den Vergleichscharts für den DWS Convertibles für die Evaluierungszeiträume E_1 bis E_3 lassen sich die ersten Ergebnisse bezüglich des finanziellen Erfolges der TAB-Strategie ablesen:

5. Evaluierung der Handelsstrategie

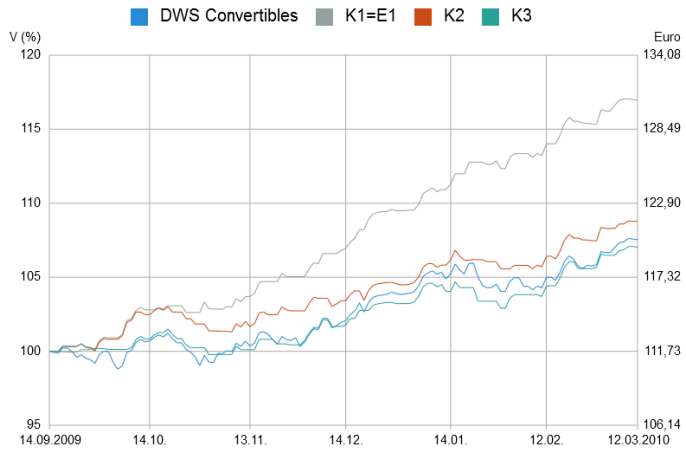


Abbildung 5.1. DWS Convertibles, Evaluierungszeitraum E1: 14.09.2009-12.03.2010

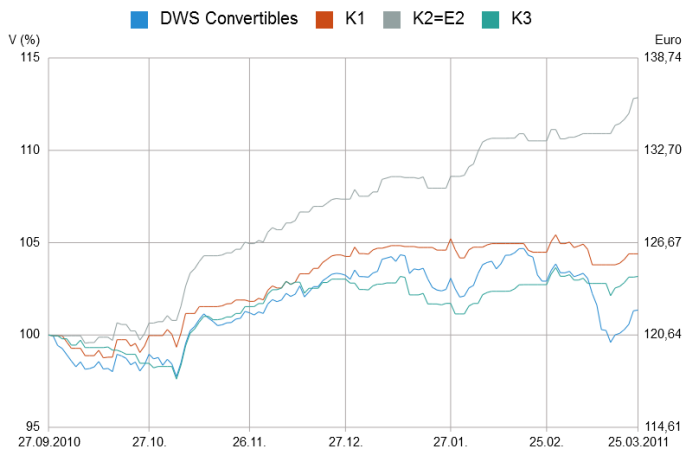


Abbildung 5.2. DWS Convertibles, Evaluierungszeitraum E2: 27.09.2010-25.03.2011

5.4. Ergebnisse des Evaluierungsverfahrens

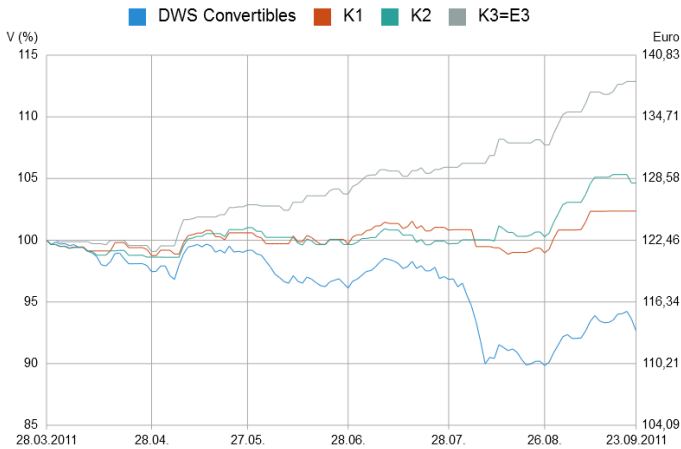


Abbildung 5.3. DWS Convertibles, Evaluierungszeitraum E3: 28.03.2011-23.09.2011

1. Für sämtliche 6 Paare (K_i, E_j) mit $1 \leq i, j \leq 3$ und $i \neq j$ liefert die TAB-Strategie eine deutlich positive Rendite, selbst in dem Evaluierungszeitraum E_3 , in dem der DWS Convertibles eine deutlich negative Rendite generiert.
2. In 5 von 6 Fällen erreicht die TAB-Strategie eine zum Teil deutliche Outperformance gegenüber der buy&hold-Strategie. In einem Fall ist die Rendite der TAB-Strategie geringfügig schlechter als die der buy&hold-Strategie.
3. Die graue Kurve mit den infizierten Evaluierungsergebnissen liegt immer deutlich oberhalb der übrigen Kurven. Dies ist zu erwarten, denn unter der Annahme, dass das Iterationsverfahren zur Suche von \hat{w} gut ist, sollte sich die graue Kurve in der Nähe des Optimums befinden, das unter den in Kapitel 3 genannten Voraussetzungen überhaupt erreichbar ist. Alle Kurven von Vermögensentwicklungen anderer Handelsstrategien sollten also - zumindest am Ende des betrachteten Evaluierungszeitraums - unterhalb der grauen Kurve verlaufen. Im

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Umkehrschluss lässt sich folgern, dass aus dem Verlauf dieser grauen Kurve Rückschlüsse auf die Güte des in Kapitel 4 beschriebenen Kalibrierungsalgorithmus gezogen werden können. Dabei ist allerdings zu beachten, dass einerseits w^* , mit dem das größtmögliche Vermögen am Ende des betrachteten Zeitraums erreicht wird, und damit die daraus resultierende Vermögensentwicklung unbekannt sind und andererseits selbst bei dem Einsatz von w^* wahrscheinlich auch falsche Handelssignale erzeugt würden.

4. In dem in Abbildung 5.1 dargestellten Evaluierungszeitraum E_1 weist die buy&hold-Strategie insgesamt eine deutlich positive Rendite auf. Die Outperformance der nicht infizierten K_i ist in diesem Zeitraum relativ gering, für K_3 ist die Outperformance sogar negativ.

Im Gegensatz dazu weist in dem in Abbildung 5.3 dargestellten Evaluierungszeitraum E_3 die buy&hold-Strategie insgesamt eine deutlich negative Rendite auf. Hier ist die Outperformance der nicht infizierten K_i relativ groß.

Grundsätzlich ist es so, dass in einer Phase, in der das zugrunde liegende Wertpapier kontinuierlich steigt, die buy&hold-Strategie unter den hier gegebenen Voraussetzungen (insbesondere dem Verzicht auf Hebelwirkungen) optimal ist. Daraus ergibt sich, dass bei der TAB-Strategie mit teilweise fehlerhaften Handelssignalen in einer solchen Phase meistens eine negative Outperformance erreicht wird.

In einer Phase, in der das Wertpapier kontinuierlich fällt, ist die buy&hold-Strategie entsprechend die schlechteste Strategie. Daher ist es nicht überraschend, dass mit der TAB-Strategie in dieser Zeit eine relativ hohe Outperformance erreicht werden kann.

Die Betrachtung einzelner Marktphasen für sich allein ist also nur bedingt aussagekräftig. Wichtig ist deshalb die Untersuchung unterschiedlicher Marktphasen und die Betrachtung sämtlicher Ergebnisse im Zusammenhang.

In Tabelle 5.1 sind die Werte der in Abschnitt 5.2 vorgestellten Rendite- und Risikomaße zusammengefasst, die zu den Vergleichscharts in den

5.4. Ergebnisse des Evaluierungsverfahrens

Abbildungen 5.1 bis 5.3 gehören. Diese Tabelle ist nach folgendem Schema aufgebaut:

- Für jeden Evaluierungszeitraum gibt es einen Abschnitt.
- In der ersten Zeile eines solchen Abschnittes, also oberhalb des Doppelstriches, steht zuerst die Bezeichnung des Evaluierungszeitraumes E_j , für den die Ergebnisse ermittelt wurden. Anschließend sind das Anfangs- und Enddatum dieses Zeitraums angegeben. In den folgenden Spalten stehen die Rendite- und Risikomaße der buy&hold-Strategie.
- In den Zeilen unterhalb des Doppelstriches stehen zunächst die nicht infizierten Ergebnisse der zugehörigen Kurven K_j . Also die Ergebnisse für den Evaluierungszeitraum E_j der TAB-Strategie, die mit den im Kalibrierungszeitraum K_j ermittelten Gewichten \hat{w}_i erzielt werden.
- Die angegebenen Renditen beziehen sich auf den jeweiligen 26-Wochen-Zeitraum. Ebenso basieren alle weiteren Maße auf den Daten des 26-Wochen-Zeitraums. Eine Hochrechnung auf einen Einjahreszeitraum findet nicht statt.
- In der Spalte „Outp.“ ist die Outperformance der Rendite der TAB-Strategie gegenüber der buy&hold-Strategie angegeben.
- Für die buy&hold-Strategie ist die Outperformance der Rendite gegenüber der buy&hold-Strategie natürlich 0. Dieser Wert wird deshalb nicht angegeben. Da bei der buy&hold-Strategie keinerlei Verkäufe erfolgen, wird für die Ermittlung der Maße M_3 und M_4 der buy&hold-Strategie angenommen, dass an allen Tagen ein Kaufsignal vorliegt.
- Unterhalb des einfachen Striches stehen zunächst die Durchschnittswerte der Rendite- und Risikomaße der nicht infizierten K_j .
- Infizierte Ergebnisse werden am Ende des Abschnittes kursiv dargestellt und sind hilfreich, um die übrigen Ergebnisse besser einordnen zu können.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.1. Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles

	Start	Ende	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	14.09.2009	12.03.2010	7,54%		1,8459	3,4994	0,5354	1,5002
K2	27.09.2010	25.03.2011	8,78%	1,24%	2,8102	5,2658	0,5591	1,7058
K3	28.03.2011	23.09.2011	7,03%	-0,50%	2,3257	4,1080	0,5669	1,4170
Ø			7,91%	0,37%	2,5680	4,6869	0,5630	1,5614
K1	14.09.2009	12.03.2010	16,95%	9,42%	5,6214	35,3397	0,6929	4,8030
E2	27.09.2010	25.03.2011	1,35%		0,3126	0,2782	0,5591	1,0806
K1	14.09.2009	12.03.2010	4,40%	3,04%	1,4621	2,8527	0,5669	1,4880
K3	28.03.2011	23.09.2011	3,17%	1,82%	1,0709	1,3306	0,6063	1,3055
Ø			3,78%	2,43%	1,2665	2,0917	0,5866	1,3967
K2	27.09.2010	25.03.2011	12,85%	11,50%	4,4239	13,7938	0,7244	4,2237
E3	28.03.2011	23.09.2011	-7,33%		-1,2995	-0,7219	0,5000	0,7283
K1	14.09.2009	12.03.2010	2,36%	9,69%	0,6938	0,8944	0,5859	1,6955
K2	27.09.2010	25.03.2011	4,64%	11,98%	1,4255	3,3165	0,5859	2,0806
Ø			3,50%	10,84%	1,0596	2,1055	0,5859	1,8881
K3	28.03.2011	23.09.2011	12,86%	20,20%	3,9634	13,9210	0,7031	5,0580

Bei Betrachtung der Rendite- und Risikomaße in Tabelle 5.1 lässt sich ablesen:

1. Bis auf eine Ausnahme können sämtliche Risikowerte der TAB-Strategie für die 6 Paare (K_i, E_j) mit $1 \leq i, j \leq 3$ und $i \neq j$ gegenüber der buy&hold-Strategie als besser angesehen werden.
2. Die infizierten Ergebnisse sind nicht nur bezüglich der Rendite und Outperformance, sondern auch hinsichtlich der Risikomaße im Vergleich zu den übrigen Ergebnissen als wesentlich besser anzusehen. Die infizierten Ergebnisse sollen jedoch lediglich eine Orientierungshilfe geben, wie die übrigen Risikowerte einzuordnen sind.
3. Bei der Betrachtung des Maßes M_3 fällt auf, dass diese Risikowerte für die 6 Paare (K_i, E_j) mit $1 \leq i, j \leq 3$ und $i \neq j$ nur geringfügig besser erscheinen als bei der buy&hold-Strategie und selbst bei den infizierten Ergebnissen lediglich in etwa 70% der Fälle eine richtige Handelsentscheidung getroffen wird. Allerdings liefert dieses Maß im Gegensatz zu M_4 ohnehin keine Aussage über die Höhe der mit den richtigen Handelsentscheidungen erzielten Gewinne oder vermiedenen

5.5. Einfluss des Kalibrierungszeitraums

Verluste beziehungsweise der mit den falschen Handelsentscheidungen entgangenen Gewinne oder erlittenen Verluste (s. Abschnitt 5.2).

4. Die Ergebnisse für M_4 im Evaluierungszeitraum E_3 zeigen, dass selbst bei einem gegenüber der buy&hold-Strategie geringfügig erhöhten M_3 das Verhältnis der Summe der Beträge der Renditen bei richtigen Handelsentscheidungen zur Summe der Beträge der Renditen bei falschen Handelsentscheidungen deutlich gesteigert werden kann.

Auch wenn die bisherigen Ergebnisse durchaus als positiv angesehen werden können, reichen die Evaluierungsergebnisse für die 6 Paare (K_i, E_j) nicht aus, um daraus eine allgemein gültige Aussage über den finanziellen Erfolg der TAB-Strategie abzuleiten. Im folgenden Abschnitt sollen deshalb zunächst zwei Fragestellungen untersucht werden:

1. Welche Ergebnisse werden mit weiteren Kalibrierungszeiträumen erzielt?
2. Wie stark variieren die Ergebnisse, wenn der Kalibrierungszeitraum nur geringfügig verschoben wird?

5.5 Einfluss des Kalibrierungszeitraums

Zur Untersuchung der vorhergehenden Fragestellungen und in Anbetracht des zur Verfügung stehenden Datenmaterials (s. Abschnitt 3.1) wurden 15 26-wöchige Kalibrierungszeiträume K_{01} bis K_{15} untersucht. Die Kalibrierungszeiträume beginnen jeweils an einem Montag und K_{i+1} beginnt jeweils eine Woche später als K_i . K_{01} beginnt am 14.9.2009 und endet am 12.3.2010, K_{15} geht vom 21.12.2009 bis zum 18.6.2010. Insgesamt überdecken diese 15 26-wöchigen Kalibrierungszeiträume nahezu den gesamten ersten Zeitraum, für den zusammenhängende Daten gesammelt werden konnten. Die übrigen Daten wurden zur Evaluierung verwendet: Bei dieser Untersuchung dauert E_1 vom 27.9.2010 bis zum 25.3.2011, E_2 vom 28.3.2011 bis zum 23.9.2011. Überschneidungen gibt es also nur zwischen verschiedenen Kalibrierungszeiträumen, nicht zwischen

5. Evaluierung der Handelsstrategie

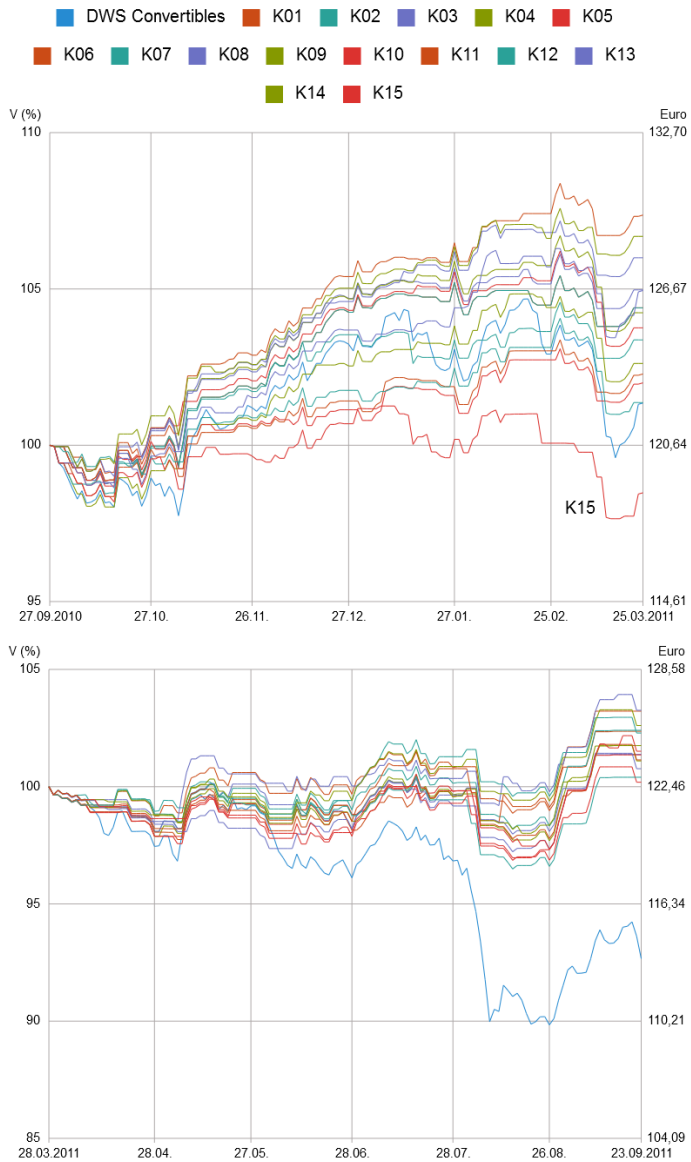


Abbildung 5.4. DWS Convertibles mit 15 Kalibrierungszeiträumen, Evaluierungszeiträume E1 und E2

5.5. Einfluss des Kalibrierungszeitraums

Tabelle 5.2. Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles für 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume

	Start	Ende	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	27.09.2010	25.03.2011	1,35%		0,3126	0,2782	0,5591	1,0806
K01	14.09.2009	12.03.2010	4,40%	3,04%	1,4621	2,8527	0,5669	1,4880
K02	21.09.2009	19.03.2010	4,40%	3,04%	1,4621	2,8527	0,5669	1,4880
K03	28.09.2009	26.03.2010	4,97%	3,62%	1,6783	3,0382	0,5748	1,5829
K04	05.10.2009	02.04.2010	4,24%	2,89%	1,3093	1,4789	0,5748	1,4642
K05	12.10.2009	09.04.2010	3,76%	2,41%	1,2599	1,3105	0,5748	1,3892
K06	19.10.2009	16.04.2010	7,36%	6,01%	2,5585	4,7800	0,6378	2,0652
K07	26.10.2009	23.04.2010	3,37%	2,02%	1,1280	1,9658	0,5748	1,3331
K08	02.11.2009	30.04.2010	6,00%	4,65%	2,0008	3,6122	0,5984	1,7718
K09	09.11.2009	07.05.2010	2,62%	1,27%	0,8180	0,9762	0,5197	1,2310
K10	16.11.2009	14.05.2010	2,00%	0,65%	0,6845	1,2022	0,5197	1,1513
K11	23.11.2009	21.05.2010	2,28%	0,93%	0,7735	1,3736	0,5354	1,1868
K12	30.11.2009	28.05.2010	1,37%	0,01%	0,4357	0,4625	0,5039	1,0772
K13	07.12.2009	04.06.2010	4,95%	3,60%	1,5580	1,8429	0,5591	1,5810
K14	14.12.2009	11.06.2010	6,68%	5,33%	2,2212	4,7742	0,6063	1,9121
K15	21.12.2009	18.06.2010	-1,52%	-2,87%	-0,4303	-0,4267	0,4488	0,7887
Ø			3,79%	2,44%	1,2613	2,1397	0,5575	1,4340
E2	28.03.2011	23.09.2011	-7,33%		-1,2995	-0,7219	0,5000	0,7283
K01	14.09.2009	12.03.2010	2,36%	9,69%	0,6938	0,8944	0,5859	1,6955
K02	21.09.2009	19.03.2010	2,40%	9,74%	0,7043	0,9101	0,5859	1,7018
K03	28.09.2009	26.03.2010	1,38%	8,71%	0,4095	0,4582	0,5703	1,5555
K04	05.10.2009	02.04.2010	1,75%	9,08%	0,5178	0,6544	0,5703	1,6068
K05	12.10.2009	09.04.2010	1,36%	8,69%	0,4011	0,4358	0,5703	1,5521
K06	19.10.2009	16.04.2010	3,22%	10,55%	0,9077	1,4280	0,5703	1,8306
K07	26.10.2009	23.04.2010	2,29%	9,62%	0,6942	0,9644	0,6094	1,6842
K08	02.11.2009	30.04.2010	0,77%	8,10%	0,2430	0,2904	0,5703	1,4735
K09	09.11.2009	07.05.2010	1,10%	8,43%	0,3268	0,4420	0,5781	1,5176
K10	16.11.2009	14.05.2010	0,19%	7,52%	0,0544	0,0519	0,5469	1,4031
K11	23.11.2009	21.05.2010	1,14%	8,47%	0,3280	0,3118	0,5703	1,5238
K12	30.11.2009	28.05.2010	0,40%	7,73%	0,1190	0,1022	0,5234	1,4286
K13	07.12.2009	04.06.2010	3,26%	10,59%	0,8910	1,5544	0,5547	1,8372
K14	14.12.2009	11.06.2010	2,61%	9,94%	0,7979	1,2044	0,5781	1,7321
K15	21.12.2009	18.06.2010	1,51%	8,84%	0,4767	0,5440	0,5703	1,5725
Ø			1,72%	9,05%	0,5044	0,6831	0,5703	1,6076

einem Kalibrierungs- und einem Evaluierungszeitraum oder zwischen zwei Evaluierungszeiträumen.

Die Vergleichscharts in Abbildung 5.4 zeigen, dass für die 30 Paare (K_i, E_j) die TAB-Strategie in 29 Fällen eine positive Rendite und eine positive Outperformance gegenüber der buy&hold-Strategie liefert. Für (K_{15}, E_1) liefert die TAB-Strategie eine negative Rendite und sie schneidet gegenüber der buy&hold-Strategie schlechter ab.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Aus Tabelle 5.2 wird ersichtlich, dass die Outperformance der K_i für den Zeitraum E_1 zwischen $-2,87\%$ und $6,01\%$ liegt und damit relativ weit auseinander geht. Für den Zeitraum E_2 liegen die Werte zwischen $7,52\%$ und $10,59\%$ und damit deutlich enger zusammen. Im Übrigen untermauern die Rendite- und Risikowerte der Tabelle im wesentlichen die Ergebnisse, die aus den Vergleichscharts abgelesen werden können.

Interessant ist auch die grafische Darstellung der Rendite- und Risikomaße in Abbildung 5.5, bei der die Renditen auf der horizontalen und die Risikomaße auf der vertikalen Achse abgelesen werden können. Jedes Risikomaß $M_k (1 \leq k \leq 4)$ wird dabei in einer eindeutigen Farbe und einem eindeutigen Symbol dargestellt. Für jedes Risikomaß M_k gibt es in der zugehörigen Farbe eine gestrichelte, horizontale Linie in Höhe des Wertes M_k der buy&hold-Strategie. Risikowerte, die oberhalb einer solchen Linie derselben Farbe liegen, werden dabei als besser angesehen. So wird aus dieser grafischen Darstellung schnell ersichtlich, dass die Rendite- und Risikowerte der TAB-Strategie in den hier untersuchten Fällen meistens deutlich besser sind als die der buy&hold-Strategie.

In Abbildung 5.5 sieht es für beide Evaluierungszeiträume E_1 und E_2 so aus, als lägen die Punkte, die jeweils zu demselben Risikomaß M_k gehören, näherungsweise auf einer Geraden. Bei einer genaueren Untersuchung des Maßes M_1 zeigt sich, dass für einen festen Evaluierungszeitraum E_j die Standardabweichung gemäß Definition 5.2 für alle K_i sehr ähnlich ist. Für E_1 liegt die Standardabweichung zwischen $2,9$ und $3,5$ Prozent, für E_2 zwischen $3,2$ und $3,7$ Prozent. Sowohl die geringe Standardabweichung als auch das kleine Intervall bestätigen eindrucksvoll die in Abbildung 5.4 dargestellten Evaluierungsergebnisse, dass innerhalb eines Evaluierungszeitraums die Kurven K_i sehr ähnlich und die Schwankungen relativ gering sind. Analoge Untersuchungen für die Risikomaße M_2 bis M_4 zeigen, dass für die TAB-Strategie auch $M_2/Rendite$, M_3 ⁵ beziehungsweise $M_4/Rendite$ innerhalb eines Evaluierungszeitraums relativ unabhängig vom Kalibrierungszeitraum K_i sind. Da diese Ergeb-

⁵ Anders als bei der Definition der übrigen hier verwendeten Risikomaße (s. Definition 5.1, 5.3, 5.4 und 5.5) ist M_3 (das Maß für die Trefferquote der Prognose) unabhängig von der Höhe der Rendite, so dass hier - anders als bei den anderen Risikomaßen - M_3 nicht durch die Rendite dividiert wird.

5.5. Einfluss des Kalibrierungszeitraums

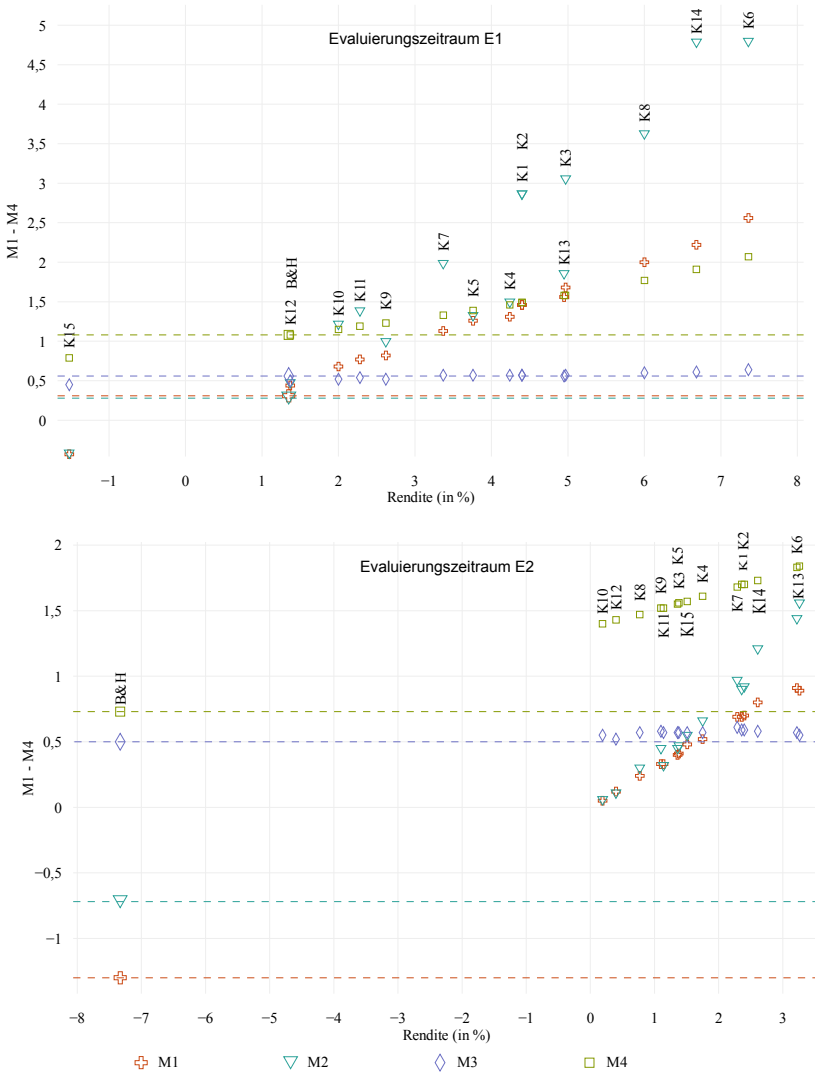


Abbildung 5.5. Grafische Darstellung der Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles für 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume

5. Evaluierung der Handelsstrategie

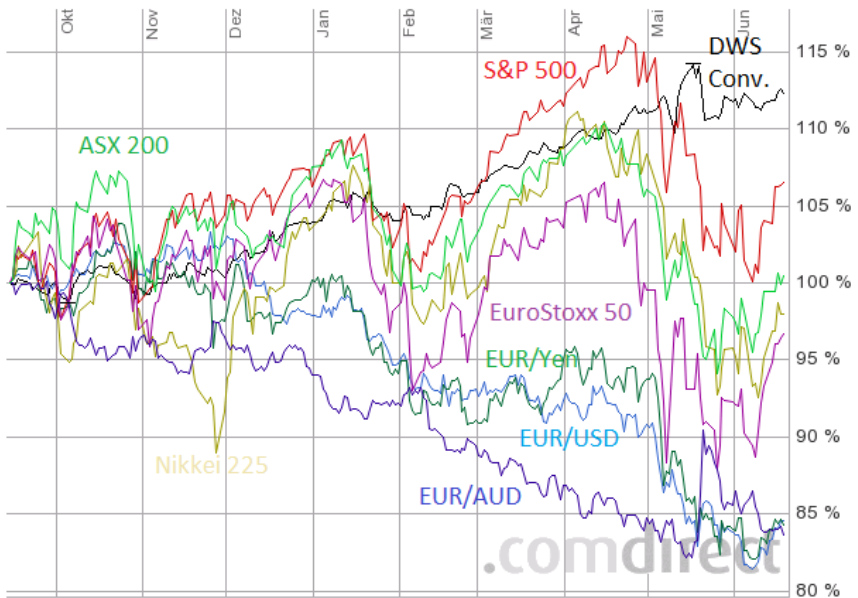


Abbildung 5.6. Entwicklung der Indikatoren vom 14.9.2009 bis zum 18.6.2010

nisse auch für die übrigen in dieser Arbeit untersuchten Evaluierungen gelten, werden im Folgenden die Risikowerte nicht mehr für jedes K_i einzeln angegeben, sondern stattdessen der jeweilige Durchschnittswert.

Erstaunlich erscheint zunächst das schlechte Abschneiden der TAB-Strategie für die Kombination (K_{15}, E_1) insbesondere vor dem Hintergrund, dass die TAB-Strategie für die Kombination (K_{14}, E_1) relativ gute Rendite- und Risikowerte liefert. Bei der Untersuchung der in Abbildung 5.6 dargestellten Entwicklung der Indikatoren fällt jedoch auf, dass die Indikatoren teilweise sehr hohen Kursschwankungen von mehr als 10% innerhalb nur einer Woche unterliegen, so dass erklärlich wird, dass auch für unmittelbar aufeinander folgende Kalibrierungszeiträume sehr unterschiedliche Gewichtsvektoren berechnet werden können, die dann zu sehr unterschiedlichen Evaluierungsergebnissen führen können.

5.6. Auswirkungen anderer Konditionen beim Fondshandel

Als Ergebnis kann zunächst festgehalten werden, dass auch bei den Untersuchungen mit 15 Kalibrierungszeiträumen die TAB-Strategie gegenüber der buy&hold-Strategie meistens eine höhere Rendite bei besseren Risikowerten liefert. Es kann aber durchaus Fälle geben, in denen die TAB-Strategie eine negative Rendite und eine negative Outperformance liefert. Es ist zwar häufig so, dass die Unterschiede der Rendite und Risikowerte zwischen zwei aufeinander folgenden K_i relativ gering sind, in Einzelfällen können die Unterschiede jedoch sehr groß sein.

Ex post lässt sich relativ einfach ablesen, welches \hat{w}_i in einem Zeitraum E_j die höchste Rendite erwirtschaftet hätte und - gegebenenfalls unter Berücksichtigung der Risikowerte und individueller Risikoneigung - am besten gewesen wäre. Solange ex ante jedoch unklar ist, welches \hat{w}_i in diesem Sinne am besten ist, könnte ein hinreichend großes Gesamtvermögen in mehrere gleiche Teile unterteilt und für jeden Anteil getrennt die TAB-Strategie mit einem unterschiedlichen \hat{w}_i angewendet werden. Auf diese Weise wird eine Gesamrendite erreicht, die etwa dem Durchschnitt der zugehörigen Einzelrenditen entspricht. So kann das Risiko eliminiert werden, dass als einziger Gewichtsvektor ausgerechnet dasjenige \hat{w}_i eingesetzt wird, das die schlechteste Rendite liefert.

5.6 Auswirkungen anderer Konditionen beim Fondshandel

Bei den bisherigen Untersuchungen wurde davon ausgegangen, dass der Fondshandel wie auf Seite 37 beschrieben erfolgt und die Kosten für den Fondshandel bereits über die Verwaltungsgebühren des Fonds abgegolten sind, so wie es beispielsweise bei ebase gehandhabt wird. Durch diese Konditionen konnte die Entwicklung der TAB-Strategie einfacher realisiert werden, als dies bei der Berücksichtigung zusätzlicher Kosten möglich gewesen wäre. Außerdem schmälern zusätzliche Kosten natürlich die Rendite und die Outperformance der TAB-Strategie gegenüber der buy&hold-Strategie.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.3. Indikatoren für DWS Convertibles mit Cut-Off-Zeit 13 Uhr

	Bezeichnung	von	bis	Zeitzone	GMT
I_0	S&P 500	16:00 -2	16:00 -1	Eastern Time	-05:00
I_1	EUR/USD	14:00 -1	13:00 -0	Berlin	+01:00
I_2	S&P 500 Future	16:00 -1	07:00 -0	Eastern Time	-05:00
I_3	Nikkei 225	15:00 -1	15:00 -0	Tokyo	+09:00
I_4	EUR/YEN	14:00 -1	13:00 -0	Berlin	+01:00
I_5	EuroStoxx 50	17:15 -1	13:00 -0	Berlin	+01:00
I_6	ASX 200	16:00 -1	16:00 -0	Sydney	+10:00
I_7	EUR/AUD	14:00 -1	13:00 -0	Berlin	+01:00

Tabelle 5.4. Vergleich der Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles mit Cut-Off-Zeit 11:00 und 13:00 Uhr ohne Berücksichtigung zusätzlicher Fondshandelskosten

	Start	Cut-Off	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	14.09.2009		7,54%		1,8459	3,4994	0,5354	1,5002
∅		11:00	7,91%	0,37%	2,5680	4,6869	0,5630	1,5614
∅		13:00	12,31%	4,77%	3,9931	10,2047	0,6339	2,6279
E2	27.09.2010		1,35%		0,3126	0,2782	0,5591	1,0806
∅		11:00	3,78%	2,43%	1,2665	2,0917	0,5866	1,3967
∅		13:00	4,81%	3,46%	1,6016	2,9273	0,6102	1,6005
E3	28.03.2011		-7,33%		-1,2995	-0,7219	0,5000	0,7283
∅		11:00	3,50%	10,84%	1,0596	2,1055	0,5859	1,8881
∅		13:00	4,35%	11,69%	1,2761	2,3425	0,5820	2,0674

Trotzdem ist die Betrachtung anderer Handelsplattformen interessant, die zwar zusätzliche Gebühren für den Kauf und/oder Verkauf von Fondsanteilen in Rechnung stellen, dafür aber spätere Cut-Off-Zeiten anbieten. Da die exakte Berücksichtigung der unterschiedlichen Gebührenmodelle im FPGA-Teil des Kalibrierungsalgorithmus relativ aufwändig wäre, werden in dieser Arbeit die Gebühren nicht exakt berechnet, sondern abgeschätzt. Im Folgenden werden die Auswirkungen der abweichenden Konditionen beim Fondshandel beispielhaft für Cortal Consors⁶ untersucht. Für andere Handelsplattformen mit anderen Konditionen können die Untersuchungen entsprechend durchgeführt werden.

⁶Cortal Consors S.A.

5.6. Auswirkungen anderer Konditionen beim Fondshandel

Bei Cortal Consors beträgt die Gebühr für einen Kauf von Anteilen der in dieser Arbeit untersuchten Fonds für sogenannte Business-Kunden maximal 65€. Für Verkäufe werden keine Gebühren berechnet. Die Cut-Off-Zeit ist für den DWS Convertibles auf 13 Uhr festgelegt. Die Berücksichtigung dieser späteren Cut-Off-Zeit in der Spalte „bis“ der Tabelle 3.2 führt zu der Tabelle 5.3. Die Durchführung der Kalibrierung und Evaluierung für den DWS Convertibles mit den Indikatoren aus Tabelle 5.3 und sonst unveränderten Randbedingungen liefert - bei vorläufiger Vernachlässigung der Gebühren - die in Tabelle 5.4 aufgeführten Durchschnittswerte für die Rendite- und Risikomaße. Zur besseren Vergleichbarkeit sind die Durchschnittswerte für die Cut-Off-Zeit 11 Uhr ebenfalls in dieser Tabelle aufgeführt. Der Vergleich dieser Durchschnittswerte zeigt, dass fast sämtliche Werte für 13 Uhr deutlich besser als für 11 Uhr sind. Aus Gründen der Übersichtlichkeit der Darstellung wird auf die Spalte „Ende“ in dieser und folgenden Tabellen verzichtet; die untersuchten Zeiträume umfassen grundsätzlich 26 Wochen.

Bei der TAB-Strategie für den DWS Convertibles mit Cut-Off-Zeit 13 Uhr kam es für den Evaluierungszeitraum E_1 (E_2 , E_3) durchschnittlich zu 29,5 (33,5, 29,5) Käufen von Fondsanteilen, so dass maximal $29,5 * 65€ = 1.917,50€$ (2.177,50€, 1.917,50€) Gebühren angefallen wären. Die Durchschnittsbildung über die drei Evaluierungszeiträume E_1 bis E_3 ergibt einerseits eine durchschnittliche Outperformance von etwa 2,09% und eine durchschnittliche Kostenobergrenze von 2.004,17€, so dass bei dem hier betrachteten Beispiel die Handelsplattform Cortal Consors ab einer Anlagesumme von etwa 100.000€ auch unter Berücksichtigung der zusätzlichen Gebühren eine höhere Gesamtrendite als ebense geliefert hätte.

Die Untersuchung anderer Fonds und Handelsplattformen liefert selbstverständlich abweichende Ergebnisse. Allgemein ist jedoch zu beobachten, dass bei einer späteren Cut-Off-Zeit die Zuverlässigkeit der Handelssignale und damit die Rendite der TAB-Strategie tendenziell größer ist bei besseren Risikowerten.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.5. Vergleich der Rendite- und Risikowerte für DWS Convertibles mit Indikator DAX statt S&P 500 Future⁸

	Start	Indikator	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	14.09.2009		7,54%		1,8459	3,4994	0,5354	1,5002
∅		S&P 500 Future	12,31%	4,77%	3,9931	10,2047	0,6339	2,6279
∅		DAX	8,16%	0,63%	2,5459	4,5525	0,5787	1,6601
E2	27.09.2010		1,35%		0,3126	0,2782	0,5591	1,0806
∅		S&P 500 Future	4,81%	3,46%	1,6016	2,9273	0,6102	1,6005
∅		DAX	2,56%	1,21%	0,8000	1,7840	0,5866	1,3158
E3	28.03.2011		-7,33%		-1,2995	-0,7219	0,5000	0,7283
∅		S&P 500 Future	4,35%	11,69%	1,2761	2,3425	0,5820	2,0674
∅		DAX	3,40%	10,73%	0,9876	1,6165	0,5742	1,9083

5.7 Einfluss der Indikatorenauswahl

Einen wesentlichen Einfluss auf die Evaluierungsergebnisse hat - neben der Auswahl der Kalibrierungszeiträume und der Handelsplattform - vermutlich die Auswahl der Indikatoren. In diesem Abschnitt soll dieser Einfluss genauer untersucht und ein Anhaltspunkt für die Auswahl geeigneter Indikatoren gegeben werden.

Zu diesem Zweck wird zunächst der in den bisherigen Untersuchungen verwendete Indikator $I_2 = \text{S\&P 500 Future}$ aus Tabelle 5.3 durch den DAX⁷ ersetzt, wobei dieselben Zeitangaben verwendet werden wie für den Indikator $I_5 = \text{EuroStoxx 50}$. In Tabelle 5.5 werden die Ergebnisse gegenübergestellt, die erreicht werden, wenn Kalibrierung und Evaluierung mit dem einen oder dem anderen Indikator durchgeführt werden und alle übrigen 7 Indikatoren und anderen Randbedingungen unverändert bleiben. Sämtliche Ergebnisse, die mit dem DAX als Indikator erzielt wurden, sind schlechter als diejenigen Vergleichswerte, die mit dem S&P 500 Future erzielt wurden.

⁷Deutscher Aktienindex mit 30 Aktienwerten

⁸Cut-Off-Zeit 13 Uhr, ohne Berücksichtigung eventuell anfallender zusätzlicher Gebühren für den Fondshandel

5.7. Einfluss der Indikatorenauswahl

Tabelle 5.6. Korrelationsmatrizen mit $I_2 = \text{S\&P 500 Future}$

E1 14.09.2009 - 12.03.2010

	10	11	12	13	14	15	16	17
10		0,13	0,08	0,42	0,34	0,29	0,58	-0,32
11	0,13		0,59	0,25	0,58	0,44	0,41	-0,11
12	0,08	0,59		0,29	0,50	0,77	0,33	-0,41
13	0,42	0,25	0,29		0,54	0,34	0,65	-0,37
14	0,34	0,58	0,50	0,54		0,48	0,43	-0,27
15	0,29	0,44	0,77	0,34	0,48		0,41	-0,44
16	0,58	0,41	0,33	0,65	0,43	0,41		-0,47
17	-0,32	-0,11	-0,41	-0,37	-0,27	-0,44	-0,47	

E2 27.09.2010 - 25.03.2011

	10	11	12	13	14	15	16	17
10		0,26	0,04	0,34	0,37	0,22	0,50	-0,15
11	0,26		0,32	0,09	0,58	0,35	0,31	0,35
12	0,04	0,32		0,49	0,34	0,79	0,36	-0,27
13	0,34	0,09	0,49		0,34	0,46	0,58	-0,28
14	0,37	0,58	0,34	0,34		0,39	0,34	0,32
15	0,22	0,35	0,79	0,46	0,39		0,34	-0,20
16	0,50	0,31	0,36	0,58	0,34	0,34		-0,23
17	-0,15	0,35	-0,27	-0,28	0,32	-0,20	-0,23	

E3 28.03.2011 - 23.09.2011

	10	11	12	13	14	15	16	17
10		0,27	0,12	0,57	0,33	0,44	0,54	-0,38
11	0,27		0,51	0,35	0,73	0,57	0,40	0,26
12	0,12	0,51		0,39	0,44	0,75	0,56	-0,24
13	0,57	0,35	0,39		0,43	0,47	0,78	-0,32
14	0,33	0,73	0,44	0,43		0,54	0,40	0,13
15	0,44	0,57	0,75	0,47	0,54		0,54	-0,18
16	0,54	0,40	0,56	0,78	0,40	0,54		-0,38
17	-0,38	0,26	-0,24	-0,32	0,13	-0,18	-0,38	

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.7. Vergleich der Zeilen $I_2 = \text{DAX}$ und $I_5 = \text{EuroStoxx 50}$ der Korrelationsmatrizen mit geänderten Indikator I_2

E1 14.09.2009 - 12.03.2010								
	I0	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
I2	0,27	0,41		0,31	0,44	0,93	0,35	-0,43
I5	0,29	0,44	0,93	0,34	0,48		0,41	-0,44

E2 27.09.2010 - 25.03.2011								
	I0	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
I2	0,20	0,25		0,55	0,29	0,89	0,35	-0,31
I5	0,22	0,35	0,89	0,46	0,39		0,34	-0,20

E3 28.03.2011 - 23.09.2011								
	I0	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7
I2	0,51	0,52		0,53	0,52	0,92	0,60	-0,25
I5	0,44	0,57	0,92	0,47	0,54		0,54	-0,18

Ein plausibler Grund dafür, dass die mit dem DAX-Indikator erzielten Vergleichswerte relativ schlecht sind, kann bei der Betrachtung der zu den Indikatoren gehörigen Korrelationsmatrizen gefunden werden. In Tabelle 5.6 stehen die Korrelationswerte für die Indikatoren mit $I_2 = \text{S\&P 500 Future}$ für die Evaluierungszeiträume E_1 bis E_3 . Korrelationswerte nahe 1 oder -1 werden dabei mit dunkelgrünem beziehungsweise dunkelrotem Hintergrund dargestellt. Für betragsmäßig kleinere Korrelationswerte wird der Hintergrund heller dargestellt und für Korrelationswerte nahe 0 gelb. So ist relativ schnell zu erkennen, welche Indikatoren relativ stark miteinander korrelieren.

In Tabelle 5.7 werden die Zeilen $I_2 = \text{DAX}$ und $I_5 = \text{EuroStoxx 50}$ der Korrelationsmatrizen mit dem geänderten Indikator $I_2 = \text{DAX}$ statt $I_2 = \text{S\&P 500 Future}$ gegenübergestellt. Dabei fällt die besonders hohe Korrelation zwischen dem DAX und dem EuroStoxx 50 auf. Außerdem ähneln die Korrelationswerte zwischen dem DAX und den übrigen Indi-

katoren sehr denen zwischen dem EuroStoxx 50 und dem jeweils selben Indikator. Da der EuroStoxx 50 bereits als Indikator I_5 verwendet wurde, wird durch die Hinzunahme des DAX mit identischen Zeitangaben als Indikator nur sehr wenig orthogonale Information hinzugewonnen. Die Hinzunahme des DAX mit identischen Zeitangaben als Indikator ist also nahezu nutzlos.

Die Untersuchung weiterer Indikatorkombinationen und Fonds zeigt, dass die Auswahl der Indikatoren einen wesentlichen Einfluss auf die Rendite- und Risikowerte hat. Vorteilhaft ist es dabei meistens, wenn die Indikatoren untereinander eine dem Betrage nach relativ geringe Korrelation haben, auch wenn dieses Merkmal allein kein hinreichendes Kriterium für eine gute Auswahl ist. Bewährt hat sich auch die in Abschnitt 3.6 beschriebene Auswahl der Indikatoren nach wirtschaftlich plausiblen Aspekten. Ein Patentrezept für eine optimale Auswahl von Indikatoren wurde bisher nicht gefunden. Mit den in dieser Arbeit vorgestellten Methoden lässt sich jedoch die Suche nach einer geeigneten Auswahl automatisieren, was voraussichtlich zu einer Verbesserung der bisher erzielten Rendite- und Risikowerte führt.

5.8 Aktienfonds

Die Vergleichscharts in den Abbildungen 5.1 bis 5.4 zeigen, dass insbesondere in Zeiten hoher Schwankungen die Rendite- und Risikowerte der TAB-Strategie im Vergleich zu denen der buy&hold-Strategie besonders gut sind. In diesem Abschnitt soll deshalb untersucht werden, ob mit einem Aktienfonds, der im allgemeinen deutlich höheren Schwankungen unterliegt als der bisher untersuchte DWS Convertibles, noch bessere Rendite- und Risikowerte erreicht werden können. Exemplarisch werden hier die Ergebnisse für einen real existierenden Aktienfonds vorgestellt, der im Folgenden mit „AF“ bezeichnet wird. Da die Forschungsergebnisse auch wirtschaftlich genutzt werden sollen, wird in dieser Arbeit auf die Nennung der Originalbezeichnung und weiterer Details dieses Fonds verzichtet.

5. Evaluierung der Handelsstrategie

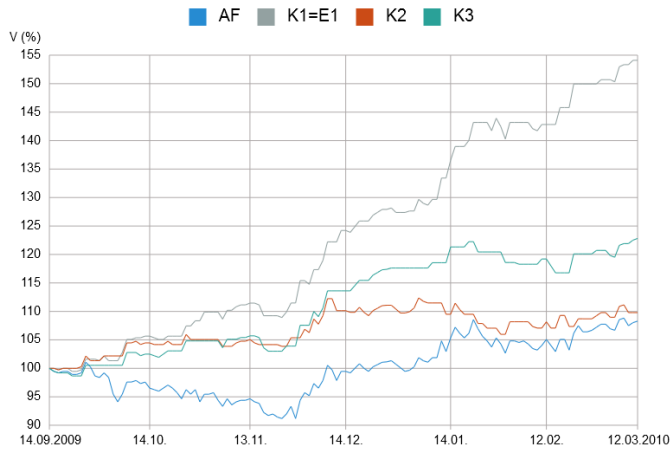


Abbildung 5.7. Aktienfonds AF, Evaluierungszeitraum E1: 14.09.2009-12.03.2010

Zur besseren Vergleichbarkeit werden dieselben Kalibrierungs- und Evaluierungszeiträume sowie dieselben Handelskonditionen betrachtet wie für den DWS Convertibles. Da die Cut-Off-Zeiten des AF sich von denen des DWS Convertibles unterscheiden, wurde eine Anpassung der Zeiten bei den Indikatoren vorgenommen, wie sie bereits in Abschnitt 5.6 beschrieben wurde. Alle übrigen Randbedingungen blieben unverändert.

Die Vergleichscharts für den Aktienfonds AF in den Abbildungen 5.7 bis 5.9 sind nach dem bisherigen, auf Seite 137 beschriebenen Schema aufgebaut. Der direkte Vergleich mit den Abbildungen 5.1 bis 5.3 für den DWS Convertibles zeigt eindrucksvoll, dass meistens sowohl die Rendite als auch die Outperformance des Aktienfonds deutlich größer sind.

In Tabelle 5.8 stehen die Rendite- und Risikowerte des Aktienfonds entsprechend dem ebenfalls bereits bekannten Schema. Tabelle 5.9 liefert eine direkte Gegenüberstellung der Durchschnittswerte für die Evaluierungszeiträume E_1 bis E_3 und am Ende eine Gegenüberstellung der Durch-

5.8. Aktienfonds

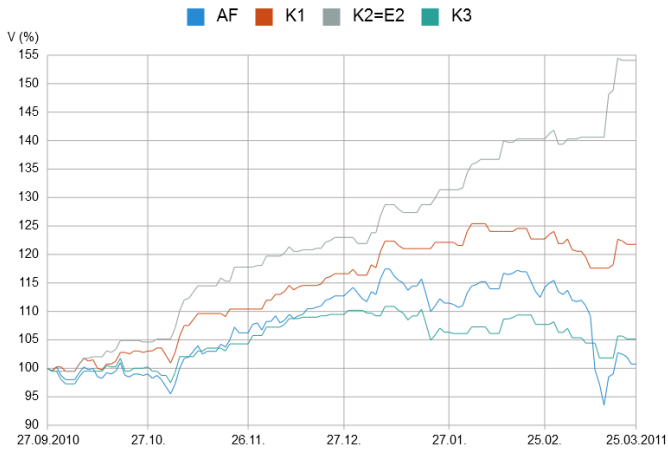


Abbildung 5.8. Aktienfonds AF, Evaluierungszeitraum E2: 27.09.2010-25.03.2011

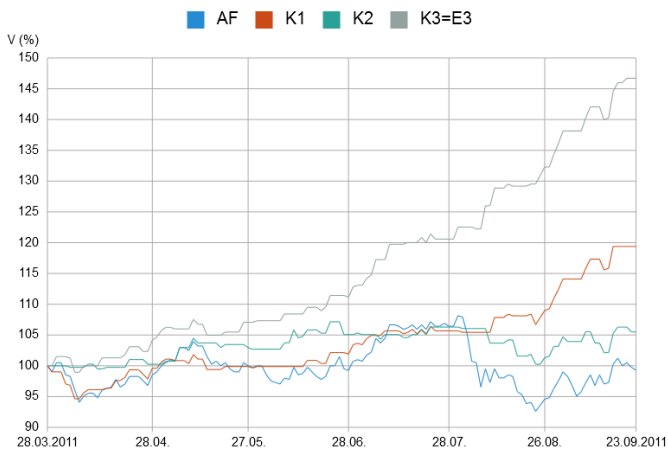


Abbildung 5.9. Aktienfonds AF, Evaluierungszeitraum E3: 28.03.2011-23.09.2011

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.8. Rendite- und Risikowerte des Aktienfonds AF

	Start	Ende	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	14.09.2009	12.03.2010	8,29%		0,6176	0,8468	0,4915	1,1620
K2	27.09.2010	25.03.2011	9,79%	1,50%	1,0928	1,7189	0,5254	1,1975
K3	28.03.2011	23.09.2011	22,82%	14,53%	2,6477	5,0999	0,6186	1,7752
Ø			16,30%	8,01%	1,8702	3,4094	0,5720	1,4864
K1	14.09.2009	12.03.2010	54,10%	45,81%	5,3619	21,3158	0,7203	4,9984
E2	27.09.2010	25.03.2011	0,75%		0,0457	0,0367	0,5364	1,0356
K1	14.09.2009	12.03.2010	21,78%	21,03%	2,4003	3,5063	0,5909	1,9348
K3	28.03.2011	23.09.2011	5,16%	4,41%	0,5239	0,6319	0,5182	1,1609
Ø			13,47%	12,72%	1,4621	2,0691	0,5545	1,5479
K2	27.09.2010	25.03.2011	54,10%	53,36%	5,5806	31,3132	0,7636	5,9777
E3	28.03.2011	23.09.2011	-0,74%		-0,0515	-0,0515	0,5000	1,0046
K1	14.09.2009	12.03.2010	19,38%	20,13%	2,3286	3,6121	0,6207	1,8067
K2	27.09.2010	25.03.2011	5,50%	6,24%	0,6567	0,8537	0,5345	1,1958
Ø			12,44%	13,18%	1,4927	2,2329	0,5776	1,5012
K3	28.03.2011	23.09.2011	46,70%	47,44%	5,2617	18,6349	0,7500	4,2519

schnittswerte über alle drei Evaluierungszeiträume. Die durchschnittliche Rendite und die Outperformance des Aktienfonds sind in allen drei Evaluierungszeiträumen deutlich positiv und höher als die des DWS Convertibles. Die Risikomaße M_1 bis M_4 des Aktienfonds sind teilweise besser und teilweise schlechter als die des DWS Convertibles. Die Unterschiede sind jedoch relativ gering.

Zur Überprüfung dieser ersten Ergebnisse wurde analog zu den Untersuchungen in Abschnitt 5.5 geprüft, welche Ergebnisse erzielt werden bei Betrachtung der dort angegebenen 15 26-wöchigen Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume. Die Vergleichscharts sind in Abbildung 5.10 zu sehen. In Tabelle 5.10 stehen die zugehörigen durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte. Sämtliche dort angegebenen Werte des Aktienfonds sind besser als die des DWS Convertibles. Die Untersuchung weiterer Aktienfonds mit der TAB-Strategie lieferte ähnlich überzeugende Ergebnisse, so dass die hier erzielten Forschungsergebnisse wirtschaftlich genutzt werden sollen.

5.8. Aktienfonds

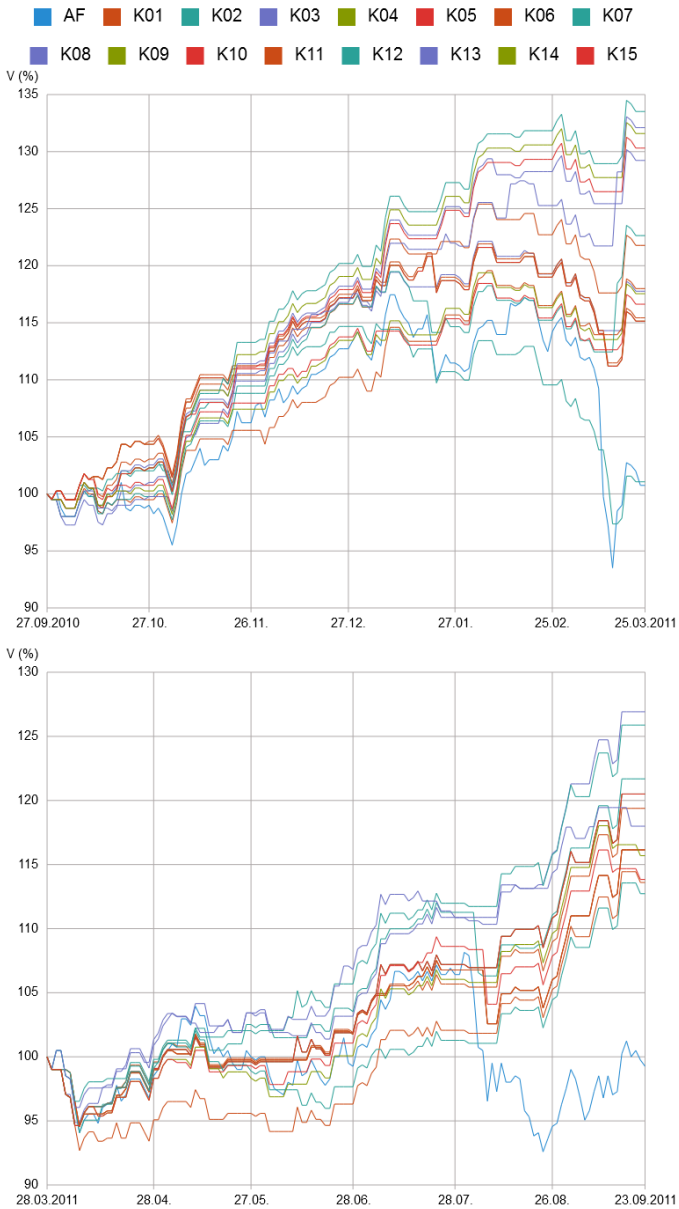


Abbildung 5.10. Aktienfonds AF mit 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträumen

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.9. Vergleich der durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles mit denen des Aktienfonds AF für 3 Kalibrierungszeiträume mit jeweils 2 Evaluierungszeiträumen

	Start	Fonds	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	14.09.2009	Conv.	7,91%	0,37%	2,5680	4,6869	0,5630	1,5614
E1	14.09.2009	AF	16,30%	8,01%	1,8702	3,4094	0,5720	1,4864
E2	27.09.2010	Conv.	3,78%	2,43%	1,2665	2,0917	0,5866	1,3967
E2	27.09.2010	AF	13,47%	12,72%	1,4621	2,0691	0,5545	1,5479
E3	28.03.2011	Conv.	3,50%	10,84%	1,0596	2,1055	0,5859	1,8881
E3	28.03.2011	AF	12,44%	13,18%	1,4927	2,2329	0,5776	1,5012
EØ		Conv.	5,06%	4,55%	1,6314	2,9614	0,5785	1,6154
EØ		AF	14,07%	11,30%	1,6083	2,5705	0,5680	1,5118

Tabelle 5.10. Vergleich der durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles mit denen des Aktienfonds AF für 15 Kalibrierungs- und 2 Evaluierungszeiträume

	Start	Fonds	Rendite	Outp.	M1	M2	M3	M4
E1	27.09.2010	Conv.	3,79%	2,44%	1,2613	2,1397	0,5575	1,4340
E1	27.09.2010	AF	21,19%	20,44%	2,2987	4,7913	0,5903	1,9692
E2	28.03.2011	Conv.	1,72%	9,05%	0,5044	0,6831	0,5703	1,6076
E2	28.03.2011	AF	18,51%	19,25%	2,0893	3,5749	0,6259	1,7772
EØ		Conv.	2,76%	5,75%	0,8829	1,4114	0,5639	1,5208
EØ		AF	19,85%	19,85%	2,1940	4,1831	0,6081	1,8732

5.9 Wird die Handelsstrategie auch in Zukunft funktionieren?

Von besonderem Interesse ist natürlich die Frage, welche Ergebnisse sich in Zukunft mit der TAB-Strategie erzielen lassen.

Zur Untersuchung dieser Fragestellung wurden im September 2011, also zu Beginn der Niederschrift dieser Arbeit, aus den bis dahin vorliegenden Daten mit Hilfe des Kalibrierungsalgorithmus Gewichtsvektoren für verschiedene Fonds und Handelsplattformen ermittelt. Anschließend, also parallel zur Fertigstellung dieser Arbeit, wurden diese Gewichtsvektoren vom 26.9.2011 bis zum 23.3.2012, also einem weiteren - ebenfalls 26-wöchigen - Evaluierungszeitraum, unverändert auf die jeweiligen Fonds und Handelsplattformen angewendet.

5.9. Wird die Handelsstrategie auch in Zukunft funktionieren?

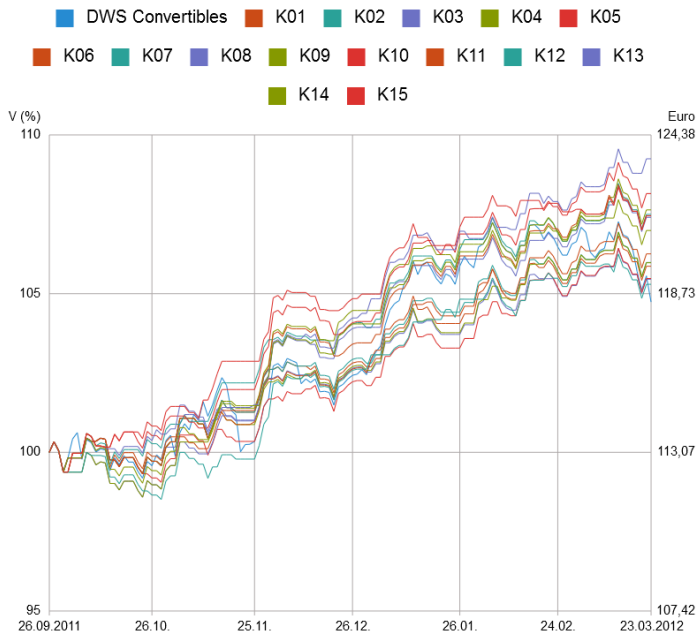
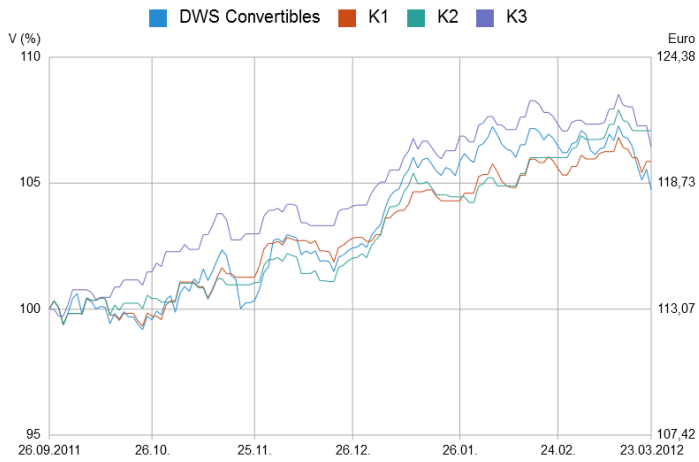


Abbildung 5.11. DWS Convertibles für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012 mit 3 beziehungsweise 15 Kalibrierungszeiträumen

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.11. Rendite- und Risikowerte des DWS Convertibles für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012

buy&hold	Rendite 4,74%	Outp.	M1 1,0865	M2 2,0087	M3 0,5397	M4 1,2662
\emptyset_{K1-K3}	6,46%	1,73%	2,1294	4,7256	0,5503	1,4907
$\emptyset_{K01-K15}$	6,81%	2,07%	2,2288	5,0856	0,5333	1,5504

Der obere Vergleichschart in Abbildung 5.11 zeigt die Vermögensentwicklung für die 3 gemäß Abschnitt 5.4 ermittelten Gewichtsvektoren im Vergleich zur buy&hold-Strategie. Der untere Vergleichschart zeigt die Vermögensentwicklung entsprechend für die 15 gemäß Abschnitt 5.5 ermittelten Gewichtsvektoren. Insgesamt entwickelte sich der DWS Convertibles in dem hier betrachteten Zeitraum tendenziell positiv. Die blaue Linie der buy&hold-Strategie liegt meistens zwischen der untersten und der obersten Kurve K_i . In Zeitabschnitten, in denen sich der DWS Convertibles unterdurchschnittlich entwickelte, wuchs die durchschnittliche Outperformance der K_i zu der buy&hold-Strategie. In Zeitabschnitten, in denen sich der DWS Convertibles besonders positiv entwickelte, verringerte sich die durchschnittliche Outperformance wieder. Am Ende des betrachteten Zeitraums wurde für sämtliche K_i eine - zum Teil allerdings geringe - positive Outperformance gegenüber der buy&hold-Strategie erreicht.

In Tabelle 5.11 stehen Rendite- und Risikowerte der buy&hold-Strategie sowie der Durchschnittswerte für die 3 beziehungsweise 15 Kalibrierungszeiträume. Diese Werte bestätigen den optischen Eindruck aus den Vergleichscharts, dass selbst in diesem Zeitraum vom 26.9.2011 bis 23.3.2012, in dem sich der DWS Convertibles tendenziell positiv entwickelt hat, die TAB-Strategie im Durchschnitt geringfügig besser war.

Die Vergleichscharts für den Aktienfonds AF in Abbildung 5.12 sind wesentlich eindrucksvoller: In der Zeit vom 26.9.11 bis zum 26.12.11, also etwa der ersten Hälfte des Zeitraums, schwankt der Kurs des AF um den Anfangswert vom 26.9.11. Die Kurven K_i erreichen in dieser Zeit eine Outperformance von durchschnittlich etwa 15%. In der restlichen Zeit entwickelt sich auch AF tendenziell positiv. Die Rendite- und

5.9. Wird die Handelsstrategie auch in Zukunft funktionieren?

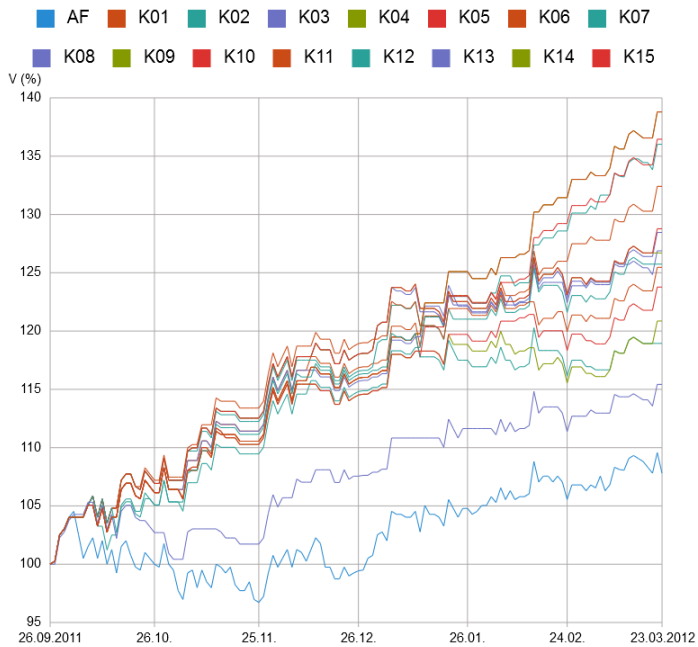
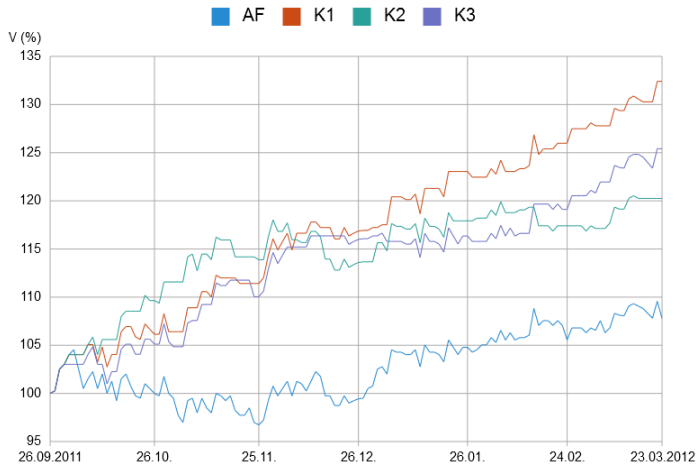


Abbildung 5.12. Aktienfonds AF für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012 mit 3 beziehungsweise 15 Kalibrierungszeiträumen

5. Evaluierung der Handelsstrategie

Tabelle 5.12. Rendite- und Risikowerte des Aktienfonds AF für den Zeitraum 26.9.2011 bis 23.3.2012

buy&hold	Rendite 7,81%	Outp.	M1 0,6279	M2 1,0453	M3 0,4957	M4 1,1619
$\bar{\emptyset}_{K_1-K_3}$	26,02%	18,22%	2,6728	8,7125	0,6154	2,1187
$\bar{\emptyset}_{K_{01}-K_{15}}$	28,23%	20,42%	2,8890	10,3007	0,6291	2,3143

Risikowerte des Aktienfonds AF in Tabelle 5.12 zeigen jedoch, dass am Ende des betrachteten Zeitraums trotzdem noch eine durchschnittliche Outperformance von 18,22% (für K_1 bis K_3) beziehungsweise 20,42% (für K_{01} bis K_{15}) erreicht wurde. Zudem sind sämtliche durchschnittlichen Rendite- und Risikowerte der TAB-Strategie - zum Teil deutlich - besser als die der buy&hold-Strategie.

Insgesamt hat sich also die TAB-Strategie mit den Gewichtsvektoren, die vor dem 26.9.2011 ermittelt wurden, auch für den - aus damaliger Sicht - zukünftigen 26-wöchigen Evaluierungszeitraum erfreulich entwickelt. Aber selbstverständlich ist bei Fertigstellung dieser Arbeit auch der damals in der Zukunft liegende Evaluierungszeitraum inzwischen wieder Teil der Vergangenheit. Letztlich konnten naturgemäß nur Indizien dafür gesammelt werden, dass die TAB-Strategie auch in naher Zukunft eine erfolgversprechende Handelsstrategie ist. Die Indizien erscheinen jedoch so überzeugend, dass die Forschungsergebnisse wirtschaftlich genutzt werden sollen, auch wenn der Erfolg der TAB-Strategie nicht garantiert werden kann.

Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick

6.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Vor dem Hintergrund einer gestiegenen Finanzmarktvolatilität mit einer zunehmenden Häufigkeit der Finanzmarktkrisen wurde ein Algorithmus für eine Wertpapierhandelsstrategie auf der Grundlage der technischen Finanzmarktanalyse entwickelt, um eine überdurchschnittliche Rendite unter besonderer Berücksichtigung von Sicherheitsbeziehungswise Risikoaspekten zu erzielen. Entscheidend für den Erfolg dieser Handelsstrategie ist eine möglichst optimale Gewichtung von Indikatoren, die akkumuliert zu einer Handelsentscheidung führen.

Die exakte Berechnung der optimalen Gewichte scheitert an der Komplexität der Aufgabe. Als Alternative wurde deshalb ein Suchverfahren entwickelt, um nahezu optimale Gewichte zu finden. Auch die Lösung dieser Aufgabe stellte sich für praxisrelevante Fälle als zu umfangreich heraus, als dass sie auf einem herkömmlichen High Performance PC in akzeptabler Zeit hätte gelöst werden können.

Für die Suche nach den optimalen Gewichten wurde deshalb eine parallele Version des Algorithmus entwickelt, die ausgezeichnet für die massiv parallele und FPGA-basierte Rechnerarchitektur des Supercomputers RIVYERA geeignet ist. Durch mathematisch äquivalente Transformationen und Optimierungsschritte aus verschiedenen Bereichen der

6. Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick

Informatik wurden 8 Arithmetikeinheiten je FPGA realisiert, so dass im Vergleich zu dem als Referenzsystem genutzten High Performance PC eine mehr als 22.600-fache Performance erreicht wird. Durch die effiziente FPGA-Implementierung können unter den in der Performanceanalyse genannten Randbedingungen etwa 4,3 Milliarden Gewichtsvektoren in circa 10,9 Sekunden ausgewertet werden. Darauf aufbauend wurde durch die zusätzliche Entwicklung eines zweiphasigen Iterationsverfahrens zur Suchraum-Optimierung schließlich eine praxistaugliche Version des Algorithmus entwickelt, die auf der RIVYERA weniger als 12 Minuten Rechenzeit benötigt. Der Stromverbrauch ist dabei im Vergleich zu einer Lösung der Aufgabenstellung auf dem PC etwa 99,99% geringer.

Für die wirtschaftliche Evaluation wurden zunächst vier Rendite- und Risikomaße sowie das Evaluierungsverfahren definiert. Auf dieser Basis wurde zuerst für einen Wandelanleihenfonds gezeigt, dass die Rendite- und Risikomaße bei Anwendung der TAB-Strategie bis auf wenige Ausnahmen deutlich besser sind als bei einer buy&hold-Strategie. Die Untersuchung unterschiedlicher Randbedingungen - beispielsweise einer geänderten Auswahl der Indikatoren, unterschiedlicher Kalibrierungszeiträume oder veränderter Handelskonditionen - lieferte erste Ergebnisse über den Einfluss dieser Randbedingungen. Auf der Basis der Ergebnisse dieser Arbeit bieten sich in diesem Bereich wirtschaftliche Optimierungsmöglichkeiten an.

Die Evaluierung der TAB-Strategie zeigt, dass die Outperformance der TAB-Strategie gegenüber einer buy&hold-Strategie im Durchschnitt in fallenden Märkten deutlich größer ist als in steigenden Märkten und besonders hoch in Märkten mit erhöhter Volatilität. Letzteres führte dazu, dass die TAB-Strategie auch auf Aktienfonds angewendet wurde. Die TAB-Strategie generierte dort für Evaluierungszeiträume von 26 Wochen eine durchschnittliche Rendite von 19,85%, während die buy&hold-Strategie eine durchschnittliche Rendite von etwa 0% lieferte.

Die Ergebnisse dieser Arbeit sind also sowohl im Hinblick auf die Entwicklung, Parallelisierung und Implementierung des Algorithmus für das massiv parallele FPGA-System RIVYERA als auch bezüglich des

finanzwirtschaftlichen Erfolgs erfreulich und bieten Ansätze für weitere Forschungsarbeiten.

6.2 Ausblick

Aus finanzwirtschaftlicher Sicht sind mehrere Ansätze zur Steigerung der Rendite offensichtlich und - auf der Basis des in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmus - verhältnismäßig einfach zu realisieren. Folgende Beispiele seien hier genannt:

- Die verwendeten Indikatoren wurden lediglich aufgrund plausibler Annahmen gewählt und - aus Gründen der besseren Vergleichbarkeit - einheitlich für die unterschiedlichen Fonds eingesetzt. Die Auswahl fondsspezifischer Indikatoren und deren automatisierte Optimierung führt aller Wahrscheinlichkeit nach zu höheren Renditen.
- Auf der Grundlage eines solchen automatisierten Verfahrens wäre die systematische Analyse der am Markt verfügbaren Fonds und anderer Wertpapiere bezüglich der jeweils zu erwartenden Rendite attraktiv.
- Interessant wäre auch zu ermitteln, bis zu welcher Grenze Hebelstrategien unter Berücksichtigung der Rendite- und Risikomaße eingesetzt werden sollten, um die Rendite zu steigern.

Aus algorithmischer Sicht interessanter und voraussichtlich ebenfalls wirtschaftlich attraktiv ist die Betrachtung von Portfolios. In dieser Arbeit wurde jeder Fonds separat betrachtet. Bei der Betrachtung eines Portfolios von Wertpapieren mit attraktiven Rendite-/Risikoprofilen stellt sich zu jedem möglichen Handelszeitpunkt eines dieser Wertpapiere die Frage, welcher Anteil des Vermögens in welches Papier investiert werden sollte und welcher Barbestand für spätere Handelsentscheidungen aufgehoben werden sollte. Grundlage für solche Überlegungen könnte jeweils ein Gewichtsvektor pro Papier und Handelszeitpunkt sein. Falls kein besseres Verfahren zur Lösung dieser Aufgabe gefunden wird, wäre wieder eine massiv parallele Suche auf der RIVYERA denkbar.

6. Zusammenfassung der Ergebnisse und Ausblick

Mit Fertigstellung dieser Arbeit wurde das neue Modell RIVYERA S6-LX150 angekündigt, das nochmals deutlich leistungsfähiger sein soll. Interessant wäre eine Prüfung, ob die für die RIVYERA S3-5000 bestehende Implementierung relativ einfach übertragen werden kann, ob es dort zusätzliche Optimierungsmöglichkeiten gibt und schließlich, welche Performancesssteigerung mit der neuen Maschine erreicht wird.

Für volkswirtschaftlich interessant halte ich die Fragestellung, ob - bei einer Anwendung der TAB-Strategie in großem Umfang - die Volatilität der Märkte vergrößert oder verringert wird. Anders als bei den ebenfalls auf der technischen Analyse basierenden Trendfolgesystemen, die Trends und damit potentiell die Blasen- und Crashbildung verstärken, beruht der Erfolg der TAB-Strategie auf extrem frühzeitigen Verkaufssignalen nach Kursanstiegen und ebenso frühzeitigen Kaufsignalen nach Kursverlusten. Ein eventuell bestehender, längerfristiger Trend bleibt bei der TAB-Strategie absolut unberücksichtigt. Die TAB-Strategie kann also - zumindest im Vergleich mit einem Trendfolgesystem - eher als antizyklische Strategie betrachtet werden. Eine antizyklische Strategie reduziert jedoch die Gefahr einer Blasen- und Crashbildung, so dass die Anwendung der TAB-Strategie in großem Umfang möglicherweise zu einer Reduzierung dieser Gefahr und zu einer Beruhigung der Finanzmärkte führt. Eine seriöse Untersuchung dieser Fragestellung ist vermutlich relativ aufwändig. Eine positive Antwort in dem Sinne, dass die TAB-Strategie zu einer geringeren Volatilität der Finanzmärkte führt, wäre jedoch von großem volkswirtschaftlichen Nutzen, der diesen Aufwand rechtfertigen würde.

Literatur

- [Bac64] Louis Bachelier. „Theory of Speculation“. In: *The random character of stock market prices* (1964), S. 17–78.
- [Bar98] Andrew Barry. „The Trader: With Little Cheery News in Sight, Stocks Take a Break“. In: *Barron's: The Dow Jones Business and Financial Weekly* 78.46 (1998), MW3–MW6.
- [Bas] „Vorsprung durch Technik - die wichtigsten Trends 2012“. In: *Börse am Sonntag* 9 (2012).
- [BC72] Stephen P. Bradley und Dwight B. Crane. „A Dynamic Model for Bond Portfolio Management“. In: *Management Science* 19.2 (1972), S. 139–151. URL: <http://www.jstor.org/stable/2629328>.
- [Boy77] Phelim P. Boyle. „Options: A Monte Carlo Approach“. In: *Journal of Financial Economics* 4.3 (1977), S. 323–338. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304405X77900058>.
- [BS73] Fischer Black und Myron Scholes. „The Pricing of Options and Corporate Liabilities“. In: *Journal of Political Economy* 81.3 (1973), S. 637–654.
- [Bun05] Deutsche Bundesbank. „Zur Rolle von Volatilitätsmustern an den Finanzmärkten“. In: *Monatsbericht September 2005* 57.9 (Sep. 2005). URL: <http://www.bundesbank.de>.
- [Bun11] Deutsche Bundesbank. „Die Wirtschaftslage in Deutschland um die Jahreswende 2010/2011“. In: *Monatsbericht Februar 2011* 63.2 (Feb. 2011). URL: <http://www.bundesbank.de>.
- [Db2] Finanzstabilitätsbericht. Frankfurt am Main: Deutsche Bundesbank. Nov. 2011. URL: <http://www.bundesbank.de>.
- [Dwsa] DWS Convertibles: Fondsreporting Dezember 2011. Frankfurt am Main: DWS Investment GmbH. Dez. 2011.

Literatur

- [Dwsb] DWS Vermögensbildungsfonds I: Fondsreporting Januar 2012. Frankfurt am Main: DWS Investment GmbH. Jan. 2012.
- [Fam65a] Eugene F. Fama. „The Behavior of Stock-Market Prices“. In: *The Journal of Business* 38 (1965), S. 34–105.
- [Fam65b] Eugene F. Fama. „Tomorrow on the New York Stock Exchange“. In: *The Journal of Business* 38 (1965), S. 285–299.
- [Fam91] Eugene F. Fama. „Efficient Capital Markets“. In: *The Journal of Finance: The Journal of the American Finance Association* 46 (1991), S. 1575–1617.
- [Fan+10] Junfeng Fan, Daniel V. Bailey, Lejla Batina, Tim Güneysu, Christof Paar und Ingrid Verbauwhede. „Breaking Elliptic Curve Cryptosystems Using Reconfigurable Hardware“. In: *IEEE Field Programmable Logic and Applications*. 2010, S. 133–138.
- [FRGMSR00] Fernando Fernández-Rodríguez, Christian González-Martel und Simón Sosvilla-Rivero. „On the Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks: Evidence from the Madrid Stock Market“. In: *Economics Letters* 69.1 (2000), S. 89–94.
- [Ga2] Gabler Wirtschaftslexikon. Wiesbaden: Gabler, 2010.
- [Gav+00] Martin Gavrilov, Dragomir Anguelov, Piotr Indyk und Rajeev Motwani. „Mining The Stock Market: Which Measure Is Best? (Extended Abstract)“. In: *In proceedings of the 6th ACM Int'l Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2000, S. 487–496.
- [Gei] QML 2010 - GeIL DDR3 Value PLUS Series Dual Channel Kit. <http://www.geil.com.tw>. Golden Emperor International Ltd.
- [GRS06] Stefan Gerlach, Srichander Ramaswamy und Michela Scatigna. „150 Years of Financial Market Volatility“. In: *BIS Quarterly Review* (Sep. 2006). URL: <http://ssrn.com/paper=1632414>.

- [Hag01] Robert G. Hagstrom. *The Essential Buffett: Timeless Principles for the New Economy*. New York, NY [u.a.]: John Wiley, 2001.
- [Ham22] William P. Hamilton. *The Stock Market Barometer: A study of its forecast value based on Charles H. Dow's theory of the price movement. With an analysis of the market and its history since 1897*. 9. Aufl. New York; London: Harper & Brothers, 1922.
- [HAS10] Ehsan Hajizadeh, Hamed Davari Ardakani und Jamal Shah-rabi. „Application of data mining techniques in stock mar-kets: A survey“. In: *Journal of Economics and International Finance* 2.7 (2010), S. 109–118. URL: <http://www.academicjournals.org/JEIF>.
- [HE93] Randall S. Hiller und Jonathan Eckstein. „Stochastic Dedi-cation: Designing Fixed Income Portfolios Using Massively Parallel Benders Decomposition“. In: *Management Science* 39.11 (1993), S. 1422–1438.
- [HK05] Po-Hsuan Hsu und Chung-Ming Kuan. „Reexamining the Profitability of Technical Analysis with Data Snooping Checks“. English. In: *Journal of Financial Econometrics* 3.4 (2005), S. 606–628.
- [HZ91] James M. Hutchinson und Stavros A. Zenios. „Financial Simulations On a Massively Parallel Connection Machine“. In: *International Journal of High Performance Computing Ap-plications* 5.2 (1991), S. 28–46. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=110258.110261>.
- [Int] Intel Core i7-900 Desktop Processor Series. Intel Corpo-ration. URL: <http://www.intel.com/content/dam/www/public/us/en/documents/datasheets/core-i7-900-ee-and-desktop-processor-series-datasheet-vol-1.pdf>.
- [JLT11] Qiwei Jin, Wayne Luk und David B. Thomas. „Unifying Fi-nite Difference Option-Pricing for Hardware Acceleration“. In: *Proceedings of International Conference on Field Programmable Logic and Applications (FPL)*. 2011, S. 6–9.

Literatur

- [Joh97] George Johnson. *Fire in the Mind: Science, Faith, and the Search for Order*. London: Penguin Books, 1997.
- [KA11] Charles P. Kindleberger und Robert Z. Aliber. *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*. 6. Aufl. Basingstoke [u.a.]: Palgrave Macmillan, 2011.
- [Kan+10] K. Senthamarai Kannan, P. Sailapathi Sekar, M.Mohamed Sathik und P. Arumugam. „Financial Stock Market Forecast using Data Mining Techniques“. In: *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists I* (2010), S. 555–559. URL: http://www.iaeng.org/publication/IMECS2010/IMECS2010_pp555-559.pdf.
- [Kit09] Arnold Kitzmann. *Massenpsychologie und Börse: So bestimmen Erwartungen und Gefühle Kursverläufe*. 1. Aufl. Wiesbaden: Gabler, 2009.
- [Kuh96] Thomas S. Kuhn. *The Structure of Scientific Revolutions*. 3. Aufl. Chicago [u.a.]: Univ. of Chicago Press, 1996.
- [Kum+06] Sandeep Kumar, Christof Paar, Jan Pelzl, Gerd Pfeiffer, Andy Rupp und Manfred Schimmler. „How to Break DES for €8,980“. In: *SHARCS2006, Cologne, Germany*. 2006.
- [KV00] Boris Kovalerchuk und Evgenii Vityaev. *Data Mining in Finance : Advances in Relational and Hybrid Methods*. Boston [u.a.]: Kluwer Acad., 2000.
- [KZ86] M. J. Kusy und W. T. Ziemba. „A Bank Asset and Liability Management Model“. In: *Operations research* 34.3 (1986), S. 356–376.
- [Kö11] Renate Köcher. „Mobile: Neue Dimensionen der Internetnutzung“. In: *Allensbacher Computer- und Technik-Analysen 2011* (2011), S. 13–14.
- [Lan02] Stephen Langdell. „Examples of the Use of Data Mining in Financial Applications“. In: *Financial Engineering News* (2002).
- [Lan06] Hans W. Lang. *Algorithmen in Java*. 2. Aufl. München [u.a.]: Oldenbourg, 2006.

- [Man63] Benoît Mandelbrot. „The Variation of Certain Speculative Prices“. In: *The Journal of Business* 36.4 (1963), S. 394–419.
- [Mar52] Harry Markowitz. „Portfolio Selection“. In: *The Journal of Finance* 7.1 (1952), S. 77–91.
- [MCC00] Ben R. Marshall, Rochester H. Cahan und Jared Cahan. „Technical Analysis Around the World“. In: *SSRN eLibrary* (2000). URL: <http://ssrn.com/paper=1181367>.
- [Mer73] Robert C. Merton. „Theory of Rational Option Pricing“. In: *The Bell Journal of Economics and Management Science* 4.1 (1973), S. 141–183.
- [Mur99] John J. Murphy. *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York: New York Institute of Finance, 1999.
- [MV92] John M. Mulvey und Hercules Vladimirou. „Stochastic Network Programming for Financial Planning Problems“. In: *Management Science* 38.11 (1992), S. 1642–1664. URL: <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.38.11.1642>.
- [PI04] Cheol-Ho Park und Scott H. Irwin. „The Profitability of Technical Analysis: A Review“. English. In: *SSRN eLibrary* (2004). URL: <http://ssrn.com/paper=603481>.
- [PI07] Cheol-Ho Park und Scott H. Irwin. „What Do We Know About The Profitability Of Technical Analysis?“ In: *Journal of Economic Surveys* 21.4 (Sep. 2007), S. 786–826. URL: <http://ideas.repec.org/a/bla/jecsur/v21y2007i4p786-826.html>.
- [Pri02] Martin J. Pring. *Technical Analysis Explained: The Successful Investor’s Guide to Spotting Investment Trends and Turning Points*. 4. Aufl. New York, NY [u.a.]: McGraw-Hill, 2002.

Literatur

- [QAA09] Syed Manzoor Qasim, Shuja Ahmad Abbas und Bandar Almashary. „A Review of FPGA-Based Design Methodology and Optimization Techniques for Efficient Hardware Realization of Computation Intensive Algorithms“. In: *Multimedia, Signal Processing and Communication Technologies, 2009. IMPACT '09. International* (2009), S. 313–316. URL: <http://ipac.kacst.edu.sa/eDoc/eBook/3780.pdf>.
- [Rhe32] Robert Rhea. The Dow Theory: An Explanation of its Development and an Attempt to Define its Usefulness as an Aid in Speculation. *An Explanation of its Development and an Attempt to Define its Usefulness as an Aid in Speculation*. 11. Aufl. New York, NY: Barron, 1932.
- [SAB99] William F. Sharpe, Gordon J. Alexander und Jeffery V. Bailey. Investments. 6. Aufl. Upper Saddle River, NJ [u.a.]: Prentice-Hall International, 1999.
- [Sch+10] Manfred Schimmler, Lars Wienbrandt, Tim Güneysu und Jost Bissel. „COPACOBANA: A Massively Parallel FPGA-Based Computer Architecture“. In: *Bioinformatics : High Performance Parallel Computer Architectures*. Hrsg. von Bertil Schmidt. CRC Press, Juli 2010, S. 223–262.
- [Sch96] Jack D. Schwager. Technical Analysis. Schwager on Futures. New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore: John Wiley & Sons, 1996.
- [Sta+12a] Christoph Starke, Vasco Grossmann, Lars Wienbrandt und Manfred Schimmler. „An FPGA Implementation of an Investment Strategy Processor“. In: *Proceedings of the International Conference on Computational Science (ICCS)*. Bd. 9. Elsevier, 2012, S. 1880–1889.
- [Sta+12b] Christoph Starke, Vasco Grossmann, Lars Wienbrandt, Sven Koschnicke, John Carstens und Manfred Schimmler. „Optimizing Investment Strategies with the Reconfigurable Hardware Platform RIVYERA“. In: *International Journal of Reconfigurable Computing 2012* (2012).

- [Sta85] Christoph Starke. „Systolisierung paralleler Sortierverfahren“. Diplomarbeit. Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, Deutschland, 1985.
- [TB10] Xiang Tian und K. Benkruid. „Fixed-Point Arithmetic Error Estimation in Monte-Carlo Simulations“. In: *Proceedings of International Conference on Reconfigurable Computing and FPGAs (ReConFig)*. 2010, S. 202–207.
- [Tse+10] Anson H.T. Tse, David B. Thomas, Kuen H. Tsoi und Wayne Luk. „Reconfigurable Control Variate Monte-Carlo Designs for Pricing Exotic Options“. In: *Proceedings of International Conference on Field Programmable Logic and Applications (FPL)*. 2010, S. 364–367.
- [Tse+11] Anson H.T. Tse, David B. Thomas, Kuen H. Tsoi und Wayne Luk. „Efficient Reconfigurable Design for Pricing Asian Options“. In: *SIGARCH Comput. Archit. News* 38.4 (2011), S. 14–20. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/1926367.1926371>.
- [Wal64] Christopher S. Wallace. „A Suggestion for a Fast Multiplier“. In: *IEEE Transactions On Electronic Computers* EC-13.1 (1964), S. 14–17. URL: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4038071.
- [WF05] Ian H. Witten und Eibe Frank. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 2. Auflage. San Francisco, CA [u.a.]: Kaufmann [u.a.], 2005.
- [Whi00] Halbert White. „A Reality Check for Data Snooping“. In: *Econometrica* 68.5 (Sep. 2000), S. 1097–1126. URL: <http://www.jstor.org/stable/2999444>.
- [Wie+10] Lars Wienbrandt, Stefan Baumgart, Jost Bissel, Carol May Yen Yeo und Manfred Schimmler. „Using the reconfigurable massively parallel architecture COPACOBANA 5000 for applications in bioinformatics“. In: *ICCS2010, Procedia Computer Science*. Bd. 1. 2010, S. 1021–1028.

Literatur

- [Wie+11] Lars Wienbrandt, Stefan Baumgart, Jost Bissel, Florian Schatz und Manfred Schimmler. „Massively parallel FPGA-based implementation of BLASTp with the two-hit method“. In: *ICCS2011, Procedia Computer Science*. Bd. 4. 2011, S. 1967–1976.
- [Xila] Spartan-3 FPGA Family. Xilinx Inc., 2009. URL: http://www.xilinx.com/support/documentation/data_sheets/ds099.pdf.
- [Xilb] Xilinx UG331 Spartan-3 Generation FPGA User Guide. Xilinx Inc., 2011. URL: http://www.xilinx.com/support/documentation/user_guides/ug331.pdf.
- [Zen91] Stavros A. Zenios. „Massively Parallel Computations for Financial Planning under Uncertainty“. In: *Very Large Scale Computation in the 21st Century*. Hrsg. von Jill P. Mesirov. Philadelphia, PA: Society for Industrial & Applied Mathematics, 1991, S. 273–294.
- [Zen93] Stavros A. Zenios, Hrsg. *Financial Optimization*. Cambridge, England: Cambridge University Press, 1993.
- [Zie05] William T. Ziemba. „The Symmetric Downside-Risk Sharpe Ratio“. In: *The Journal of Portfolio Management* 32.1 (2005), S. 108–122.
- [Zim00] Heinz Zimmermann. „‘Survivorship’ - die verzerrte Wahrnehmung von Chancen und Risiken“. In: *Finanzmarkt und Portfolio Management* 14.1 (2000).