Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg

Lehrstuhl für Multimediakommunikation und Signalverarbeitung

Prof. Dr.-Ing. André Kaup

Projektarbeit

Extrapolation von Finanzdaten

von Alexander Stegmann

April 2013

Betreuer: Jürgen Seiler

Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit ohne fremde Hilfe und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen angefertigt habe, und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat und von dieser als Teil einer Prüfungsleistung angenommen wurde. Alle Ausführungen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind als solche gekennzeichnet.

Ort, Datum

Unterschrift

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung

Die Frequenzselektive Extrapolation ist in der Bild- und Videosignalverarbeitung ein wichtiges Verfahren zur Rekonstruktion von Daten. Umgesetzt wird das Verfahren durch eine gewichtete Superposition von DFT-Basisfunktionen, womit ein Modell geschaffen wird, welches ein Originalsignal nachbildet. Dieses Modell gibt Auskunft über bisher unbekannte Bereiche, wodurch das ursprüngliche Signal auf unbekannte Bereiche extrapoliert werden kann. Angewendet auf Finanzdaten wird die Frequenzselektive Extrapolation am Aktienmarkt auf ihre Fähigkeiten hin untersucht und deren Prädiktion in einem Szenario getestet. Neben der Darstellung der Extrapolationsergebnisse wird Bezug zu anderen Verfahren der Finanzanalyse genommen und versucht Vor- und Nachteile dieser aufzudecken. Der Vergleich mit einer kubischen Spline-Extrapolation zeigt, dass die Frequenzselektive Extrapolation deutlich bessere Ergebnisse beim Erzielen von Kursgewinnen liefert. Jedoch kann eine Buy-and-Hold-Strategie unter Umständen trotzdem die bessere Wahl sein.

Abkürzungsverzeichnis

AG	Aktiengesellschaft
DAX	Deutscher Aktienindex
DFT	Diskrete Fourier-Transformation
EMD	Empirical Mode Decomposition
FSE	Frequenzselektive Extrapolation
FTSE	Financial Times Stock Exchange
IMF	Instrinsic Mode Function
MSCI	Morgan Stanley Capital International
S&P	Standard & Poor's

Kapitel 1

Einleitung

„Ich kann die Bahn der Himmelskörper auf Zentimeter und Sekunden genau berechnen, aber nicht, wohin die verrückte Menge einen Börsenkurs treiben kann“ klagte der berühmte Physiker Isaac Newton 1720, nachdem er 20.000 britische Pfund durch Spekulationen an der Londoner Wertpapierbörse verlor. Der damalige Börsencrash, ausgelöst durch die Südseeblase, eine der größten Spekulationsblasen der Geschichte, kostete zahlreiche Anleger ein Vermögen. Immense britische Staatsschulden und die Überbewertung der South Sea Trading Company, die das Monopol für Geschäfte in Südamerika und der Südsee innehatte, führten zu einem Desaster für zahlreiche Anleger [ES09]. Trotz dieser immer wiederkehrenden Erscheinungen hat sich seit dieser Zeit der Handel mit Wertpapieren vervielfacht. An den Finanzmärkten werden Unternehmensanteile, Devisen oder auch Rohstoff-Zertifikate von durchschnittlich vier Billionen Dollar pro Tag (Stand: April 2010) gehandelt [Ban10]. Ihr Preis wird nach wie vor durch Angebot und Nachfrage der Käufer und Verkäufer bestimmt. Deren Entscheidungen können rational sein, müssen es aber nicht.

Ungeachtet dieser Umstände lassen sich immer wieder Verhaltensweisen erkennen, die Anleger zu durchschauen versuchen. Damals wie heute ist es von entscheidender Bedeutung, eine Aussage über die zukünftige Entwicklung eines Kurses treffen zu können, um mit seinen Investitionen Gewinne zu realisieren. Die richtigen Methoden und Instrumente zur Analyse eines Wertes sind daher umso wichtiger, wenn es um die Maximierung des eigenen Portfoliowertes geht. Die Variationen an Werkzeugen reichen von rein grafischen Methoden, über komplexe Berechnungen bis hin zu Kombinationen aus beiden. Unterschieden wird auch, ob sich die Verfahren lediglich auf den vergangen Kursverlauf stützen oder ob auch auf äußere Einflüsse Bezug genommen wird. Der technische Fortschritt unserer Zeit ermöglicht zudem die Verarbeitung großer Datenmengen und das Ausführen äußerst rechenintensiver Operation, wie man es sich in den Anfangsjahren der Börse nicht hätte vorstellen können.

Mit der digitalen Signalverarbeitung entstand eine Wissenschaft, deren Erzeugnisse unser Leben nachhaltig geprägt haben und nach wie vor überall zu finden sind. Einen wichtigen Teilbereich stellt die Extrapolation von Signalen dar. Extrapolation, vom lateinischen *extra* für außerhalb, bezeichnet die Fortsetzung eines Signals über dessen bisherigen Definitionsbereich hinaus. Dabei wird versucht anhand gesicherter Informationen Rückschlüsse über das Verhalten des Datenverlaufs zu ziehen, um so Werte in Bereichen zu ermitteln, zu denen bisher keine Informationen vorliegen. Dadurch ist es möglich ein unvollständiges Signal näherungsweise zu rekonstruieren, beziehungsweise dessen zukünftigen Verlauf vorherzusagen. Die Frequenzselektive Extrapolation (FSE) ist ein Verfahren, bei dem ein Modell des Signals aus der Überlagerung von DFT-Basisfunktionen erzeugt wird. Das Modell deckt dabei die zu extrapolierenden Bereiche mit ab, sodass eine Aussage über die Fortsetzung des Signals getroffen werden kann. Das Verfahren findet vorwiegend in der Bild- und Videosignalverarbeitung Verwendung, wenn es um die Rekonstruktion von Bildpunkten geht [SK10]. Andere Einsatzgebiete, wie die der Finanzwirtschaft sind jedoch ebenfalls denkbar. Betrachtet man den gehandelten Preis eines Vermögensgegenstandes über die Zeit, erhält man einen Verlauf, welcher als ein diskretes Signal, ähnlich denen der Nachrichtentechnik, interpretiert werden kann.

Die vorliegende Arbeit setzt sich mit der Anwendbarkeit der Frequenzselektiven Extrapolation auf Finanzdaten auseinander. Ihr Fokus liegt auf den Wertentwicklungen von Aktien und Aktienindizes. Das Ziel der Arbeit beinhaltet eine Untersuchung der hier dargestellten Signalcharakteristiken und eine entsprechende Anpassung der Frequenzselektiven Extrapolation. Des Weiteren werden Bewertungskriterien ermittelt, die eine Aussage über die Qualität der Extrapolation auf den gegebenen Sachverhalt zulassen. Angefangen bei gängigen Verfahren der Finanzanalyse werden verschiedene Extrapolationsmöglichkeiten diskutiert. Danach folgen Betrachtungen fiktiver Szenarien, die als Basis für spätere Bewertungen dienen können, und die Umwandlung der Frequenzselektiven Extrapolation von bildbasierten in eindimensionalen Daten. Nach deren Implementierung wird ein Fazit über die Eignung des Verfahrens aus finanzwirtschaftlicher Sicht gezogen und ein Ausblick auf weitere Szenarien dieser Art gegeben.

Kapitel 2

Stand der Aktienanalyse

Die Möglichkeiten der Prognose bezüglich diskreter Signale sind vielfältig. Ansätze zur Analyse ökonomischer Daten stammen sowohl aus wirtschaftlichen als auch aus technischen Forschungsgebieten. Die folgenden Abschnitte versuchen einen Überblick über die Optionen zu geben, die sich Investoren bei ihren Anlagestrategien bieten.

2.1 Verfahren der Kursbewertung

Die Auswertung von Informationen über die finanzielle Situation von Unternehmen und Märkten ist für Investoren und andere Markteilnehmer von Bedeutung und für einige Verfahren zwingend notwendig. Die Finanzanalyse kennt eine Reihe an Methoden um den Wert eines Unternehmens, den Kursverlauf von Wertpapieren oder das Verhalten von Markteilnehmern zu ermitteln. Des Weiteren gibt es eine Reihe von Theorien bezüglich des Marktverhaltens von Aktien. Während die eine Seite eine mögliche Vorhersage völlig ausschließt, häufen sich auf der anderen Seite die Verfahren zur Extrapolation.

Nach der Random-Walk-Theorie sind Kursänderungen völlig unabhängig von ihrer Historie und damit nicht vorhersagbar. Sie wird auch als Theorie der symmetrischen Irrfahrt bezeichnet und stützt sich auf die Hypothese der effizienten Märkte. Demnach würden Markteilnehmer völlig rational und auf Basis derselben Informationen agieren. Ihr Verhalten spiegelt sich unmittelbar im Preis wieder, weshalb Überrenditen - Renditen oberhalb der marktüblichen Rendite - nicht möglich seien [Mur03]. Aus ihr resultiert unmittelbar die Anlagestrategie Buy-and-Hold, welche sich langfristig am steigenden Unternehmenserfolg orientiert. Sind Vorhersagen nicht möglich, verursachen Transaktionen nur unnötige Kosten, weshalb Anteile lediglich gekauft und gehalten werden [Mur03]. Aufgrund der Turbulenzen an der Börse in den letzten Jahrzehnten - siehe Dotcom-Blase und Finanzkrise - wird ihr Vorgehen zunehmend in Frage gestellt. Während man am Ende eines Zeitraumes von 30 Jahren - bezogen auf den Juni 2009 - mit dem MSCI Germany[1] von durchschnittlich 8,6 % Wertzuwachs profitieren konnte, erleidet man innerhalb der letzten 10 Jahre sogar eine negative Entwicklung von -1,4 % [ARIoJ].

Die Gegenposition dieser Theorien hält Überrenditen mit Hilfe von Prognosewerkzeugen für möglich. Ausgehend von diesem grundlegenden Gedanken bieten sich dem Anleger mehrere Instrumente für eine Kursbestimmung. Die wohl bedeutendsten Methoden auf diesem Gebiet sind die Fundamentalanalyse und die Technische Analyse. Die meisten Instrumente dieser Art lassen sich zu einem der beiden Herangehensweisen zuordnen.

2.1.1 Fundamentalanalyse

Die Fundamentalanalyse ist ein Verfahren der Wertpapieranalyse, die versucht aus der Untersuchung von volks- und betriebswirtschaftlichen Daten, den sogenannten Fundamentaldaten, ein Unternehmen und dessen Anteile zu bewerten. Man spricht hierbei von dem inneren Wert eines Unternehmens, der zu ermitteln versucht wird. Gemeint ist ein Wert, der unter Beachtung sämtlicher Informationen den Wert des Unternehmens objektiv widerspiegelt. Vergleicht man den ermittelten Wert der Fundamentalanalyse mit dem aktuell gehandelten Kurs an der Börse, erhält man eine Handlungsempfehlung für einen möglichen Kauf oder Verkauf des Wertpapiers. Man spricht von einer unterbe-

[1] Index des US-amerikanischer Finanzdienstleisters Morgan Stanley Capital International mit 51 Werten [MSC13]

werteten Aktie, wenn der innere Wert über dem des derzeit gehandelten Aktienkurses liegt. Ein Kauf wäre in diesem Fall sinnvoll. Eine Aktie ist dagegen überbewertet, wenn ihr innerer Wert unter dem des Börsenkurses liegt, sodass ein Verkauf der Aktie zu empfehlen ist [Sch02b].

Unternehmensbezogene Einflussgrößen sind unter anderem Umsatz, Gewinn, Personalkosten, Cashflow, Rücklagen und Rückstellungen. Hinzu kommen Informationen anderer Unternehmen derselben Branche sowie die allgemeine Bewertung des Marktes. Interessant ist vor allen Dingen der Trend, in welche Richtung sich die einzelnen Kennzahlen hin entwickeln [Ess02]. Die meisten volks- und betriebswirtschaftlichen Daten werden in der Regel monatsweise beziehungsweise quartalsweise mit gewissen Verzögerungen veröffentlicht. Zudem ist die Auswertung dieser Fülle an Daten äußerst aufwendig. Aus diesen Gründen eignen sich Analysen nach diesem Verfahren eher zur Prognose mittel- und langfristiger Trends, wenn es darum geht strategische Auswahlentscheidungen zu treffen [Pri06].

2.1.2 Technische Analyse

Anders als die Fundamentalanalyse lässt die Technische Analyse, auch als Chartanalyse bekannt, Unternehmenskennzahlen völlig außer acht. Ihre Prognose stützt sich allein auf den Chart, das heißt es zählt nur der historische Verlauf des Börsenkurses. Die Technische Analyse basiert auf der Dow-Theorie, nach der sich an Börsen Kursverläufe abzeichnen und erkennen lassen. Fundamentaldaten sind dafür unerheblich. Sämtliche Informationen spiegeln sich im Marktpreis wieder, sodass auch nur der Kursverlauf betrachtet werden muss [Ess02]. Bei der Technischen Analyse geht es vielmehr darum, den idealen Kauf- und Verkaufszeitpunkt zu bestimmen. Die Verhaltensweisen der Anleger, ihre Vermutungen und Gefühle spiegeln sich in Trends wieder, die im Chart sichtbar werden.

Mit Hilfe von Trendlinien werden mehrere aufeinanderfolgende Punkte miteinander verbunden und ein Trend bestimmt. Eine Aufwärtstrendlinie liegt vor, wenn anstei-

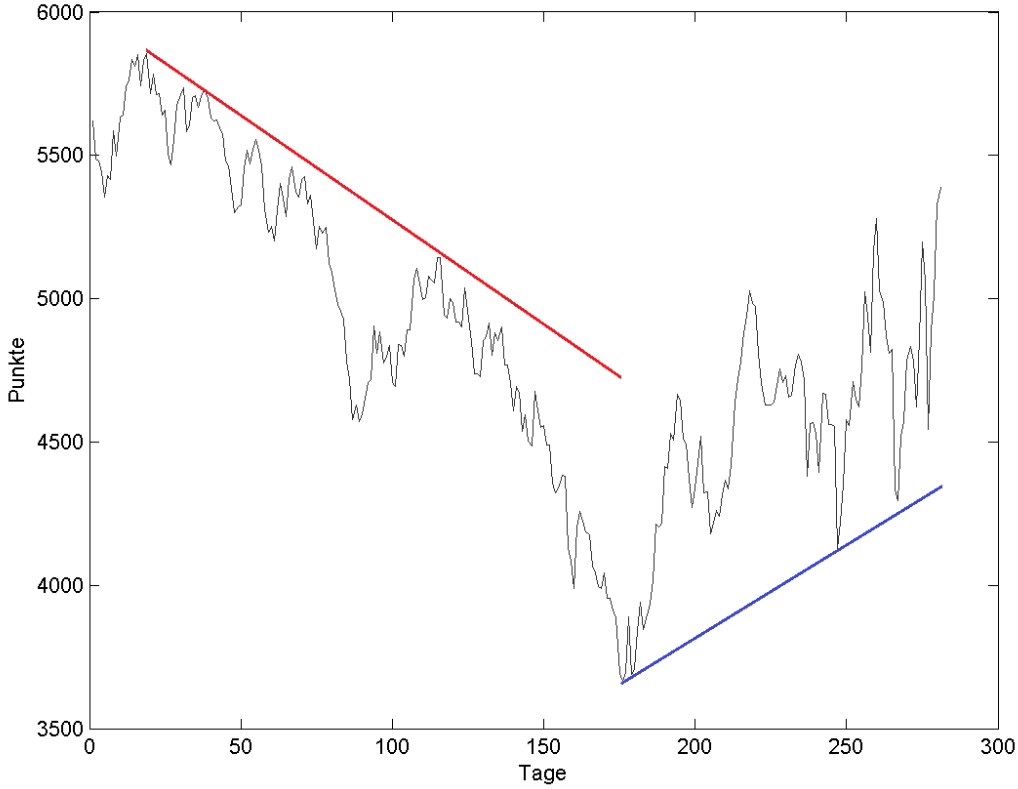

Abbildung 2.1: Abwärtstrendlinie (rot) und Aufwärtstrendlinie (blau)

gende Tiefpunkte miteinander verbunden werden. Eine Abwärtstrendlinie verbindet dagegen absteigende Hochpunkte. Abbilddung 2.1 zeigt beispielhaft sowohl eine Auf- als auch eine Abwärtstrendlinie. Durchbricht der aktuelle Kurs eine Trendlinie, zeichnet sich nach der Chartanalyse eine Trendwechsel ab. Einen Trendkanal erhält man, wenn sowohl Tief- als auch Hochpunkte miteinander verbunden werden und deren Linien parallel zueinander sind. Solange der Kurs sich zwischen den beiden Linien weiterentwickelt ist keine Änderung im Trend zu erwarten. Des Weiteren werden Unterstützungs- und Widerstandslinien eingesetzt (siehe Abbildung 2.2). Der letzte Tiefpunkt unterhalb des aktuellen Kurses setzt die Unterstützungslinie. Hierbei ist es unwahrscheinlich, dass der Chart unterhalb dieser Linie fällt, da die Verkaufsbereitschaft der Anleger ab diesem Preis deutlich abnimmt. Widerstandslinien werden durch das letzte Hoch oberhalb des aktuellen Kurses erkannt. Darüber hinaus sinkt die Nachfrage und der Druck auf die Anleger zu verkaufen steigt.

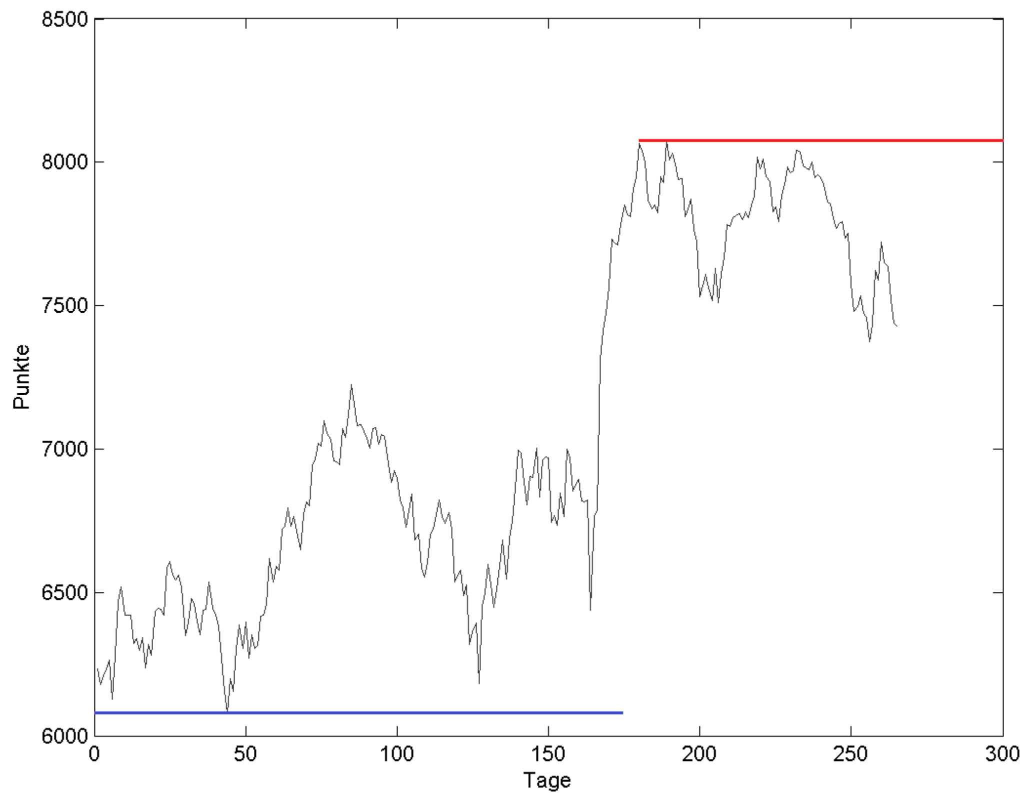

Abbildung 2.2: Unterstützungslinie (blau) und Widerstandslinie (rot)

Weitere Mittel der technischen Analyse sind Formationen, wie Dreiecke, Keile und Rechtecke, die einen Hinweis auf den weiteren Verlauf geben sollen, oder auch technische Indikatoren, wie einem gleitenden Durchschnitt über mehrere Tage, wodurch weniger aussagekräftige Tagesschwankungen außer Acht gelassen werden. Das Durchbrechen des gleitenden Durchschnitts von unten nach oben wird als Kaufsignal gedeutet. Im Umkehrschluss ist der Durchbruch von oben nach unten ein Verkaufssignal [Bor09]. Obwohl die Technische Analyse für viele wohl mehr eine Kunst als eine Wissenschaft ist, zählt sie zu einer der am meist verwendetsten Methoden der Kursvorhersage.

2.1.3 Data Mining

Aufgrund der immer weiter zunehmenden Datenmengen bieten sich der Wissenschaft neue Möglichkeiten Phänomene unsere Zeit zu analysieren. Das Data Mining ist eine computergestützte Methodik zur Datenanalyse. Dabei geht es darum, aus großen Informationsbeständen Muster zu erkennen und Unterschiede zwischen Gruppen aus Datensätzen herauszuarbeiten [BBK+01]. Die Finanzmärkte sind ein primäres Ziel solch quantitativer Untersuchungen. Bewegungen der Märkte haben einen enormen Einfluss auf Privatvermögen und geopolitische Ereignisse [PMS13]. Das Data Mining greift auf Verfahren und Erkenntnisse vieler unterschiedlicher Bereiche zurück. Einige davon sind die Datenbankforschung, die Statistik, die Neuronalen Netze und die heuristischen Suchverfahren. Untersucht wird unter anderem das menschliche Vorgehen in bestimmten Situationen [BBK+01].

Angewendet auf den Aktienmarkt ergaben Untersuchungen mittels Google Trends[2] einen Zusammenhang des Börsenverlaufes mit der Suche nach dem Begriff „Schulden" im Internet. In Verbindung mit einem berechnenden Algorithmus wäre demnach von 2004 bis 2011 eine Rendite von 326 % zu erwirtschaften gewesen [PMS13]. Kritisiert wird am Data Mining, dass sich wie in diesem Fall Berechnungen oftmals auf vergangene Entwicklungen beziehen. Damit sagen sie lediglich aus, was in der Vergangenheit theoretisch für Renditen möglich gewesen wären. Beispiele die vorher prognostiziert wurden und dann eintraten sind selten.

2.2 Technische Möglichkeiten der Extrapolation

Während sich die wirtschaftlichen Untersuchungen mit ihren statistischen Methoden auf die Unternehmensinformationen und die Preisentwicklungen des Marktes berufen, gehen die Ingenieurwissenschaften einen etwas anderen Weg. Der historische Verlauf eines Kurses wird nicht nur als eine Reihe von Daten aufgefasst, die der Markt be-

[2] online Data Mining Service der Google Inc.

stimmt, sondern als ein Signal, welches ein bestimmtes Verhalten aufweist und damit bestimmbar ist.

2.2.1 Kubische Spline-Extrapolation

In den technischen Wissenschaften tritt immer wieder der Fall auf, dass aus einer Messung eine Reihe diskreter Werte gewonnen und diese nun in einer Funktion zusammengefasst werden sollen. Dadurch ist es möglich Zwischenwerte aus dieser Funktion näherungsweise zu ermitteln. Eine Lösung für diese Problematik stellen die Interpolationsverfahren dar. Sie führen eine Anpassung der Funktion an die gegebenen Funktionswerte durch. Die Verwendung von Polynomen höheren Grades hat dabei den Nachteil, dass eine Kurve deutlich zu oszillieren beginnt, was nur selten erwünscht ist. Dies versucht man mit Hilfe sogenannter Splines zu vermeiden. Ein Spline ist eine Funktion, welche aus ein oder mehreren Polynomen zusammengesetzt ist und stückweise in bestimmten Intervallen definiert ist. Hierbei wird eine Funktion immer nur lokal über jeweils zwei Stützstellen interpoliert [Sch02a].
Die Besonderheiten kubischer Splines sind, dass sie aus gegebenen Datenpunkten einen kontinuierlichen Verlauf machen und an den Intervallgrenzen stetig beziehungsweise ein oder zweimal differenzierbar sind. Das hat den Vorteil, dass sich außerhalb der gegebenen Intervallgrenzen, Funktionswerte berechnen lassen [UKP05]. Softwareprogramme wie Matlab bieteten bereits eine kubische Spline-Methode in ihrem Funktionsumfang an. Notwendig hierfür sind lediglich die Funktionsargumente und -werte sowie der zu interpolierende beziehungsweise extrapolierende Bereich. In Abbildung 2.3 wird beispielhaft aus einem gegebenen Datensatz eine Funktion interpoliert und der Datenbereich von acht auf zehn Elemente erweitert.

2.2.2 Lineare Extrapolation

Der Begriff „Lineare Extrapolation“ wird in der einschlägigen Literatur verschiedenartig verstanden. Oftmals wird im technischen nur von einer linearen Interpolation

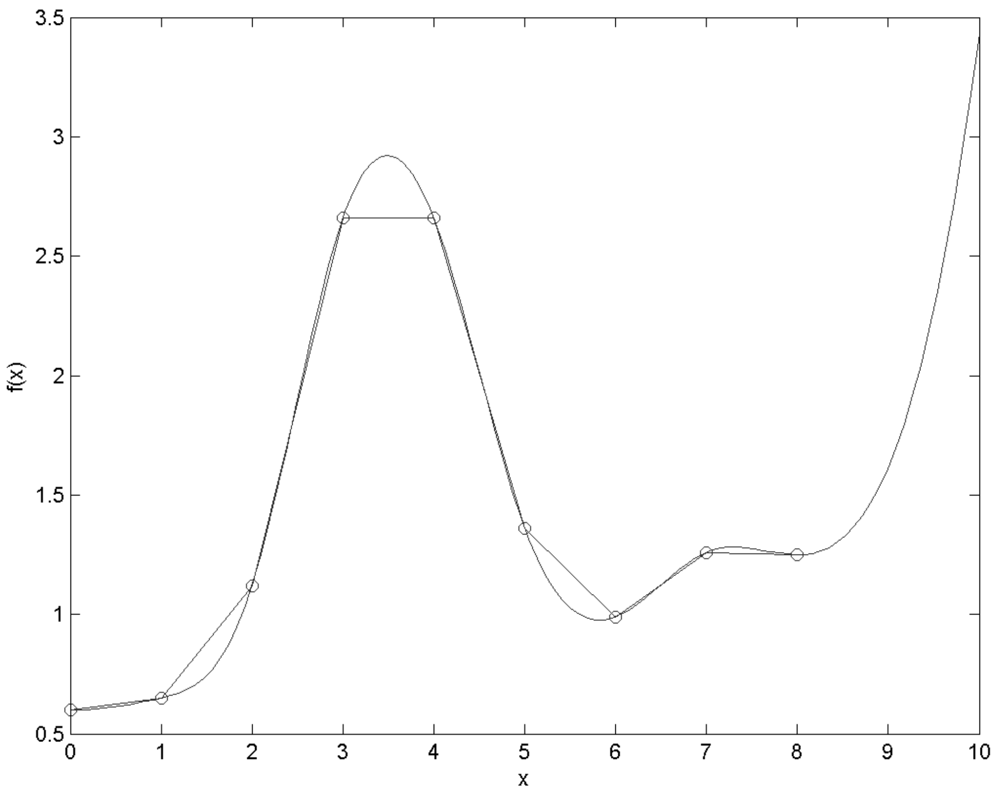

Abbildung 2.3: Spline-Funktion inklusive Stützstellen

gesprochen, die auf einen unbekannten Funktionesbereich ausgedeht wird. Dabei werden jeweils zwei Stützstellen ausgehend von der Gleichung

$$y = mx + n \tag{2.1}$$

durch eine Gerade miteinander verbunden. Bei einer Anzahl von N Datenpunkten resultieren daraus $N-1$ Geradengleichungen. Dargestellt in einem Diagramm ergibt sich ein Zick-Zack-Verlauf wie in Abbildung 2.4. Betrachtet man nun Funktionswerte außerhalb des Definitionsbereichs, wird ausgehend von den letzten beiden Stützstellen deren Gerade weitergeführt, wodurch neue Werte hinzugewonnen werden [SchoJ].

Der eher statistisch orientierte Ansatz der linearen Extrapolation geht von einer Regressionsanalyse aus. Regression, vom lateinischen *regredi*, heißt übersetzt umkehren oder zurückgehen. Es bedeutet soviel wie, dass eine Wirkung auf eine Ursache zurückgeht.

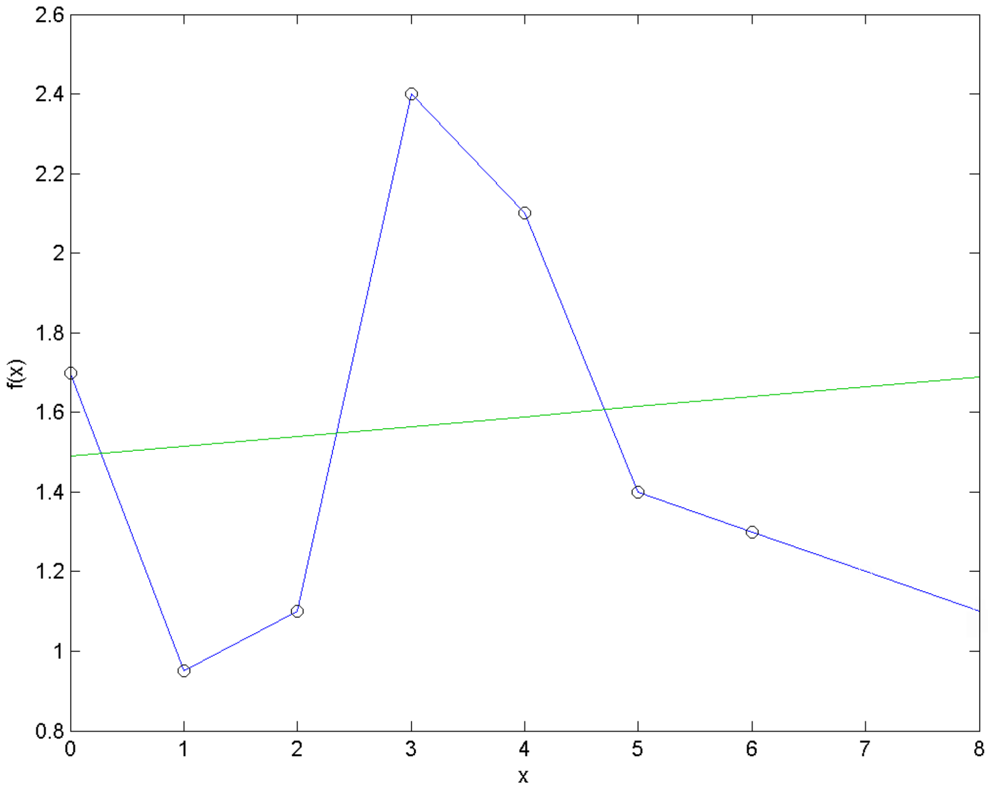

Abbildung 2.4: Lineare Interpolation/Extrapolation (blau) und Regressionsgerade (grün)

Man könnte die Regressionsanalyse als die Suche nach dem Funktionszusammenhang zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen bezeichnen [UM08]. Die lineare Regression stellt hierbei einen Spezialfall dar. Es ist ein Methode des Engländers Sir Francis Galton. Er untersuchte die Abhängigkeit der Körpergrößen von Söhnen und deren Vätern und leitete daraus einen Zusammenhang ab. Die lineare Regression ermitteln aus einer gegebenen Punktschar eine Regressionsgerade, die den Punktverlauf weitestgehend abbildet [Koh05]. In Bezug zur Vorhersage von Daten kann aus einer Reihe historischer Werte solch eine Regressiongerade gebildet und aus deren Fortführung eine Prognose für die Zukunft getroffen werden.

2.2.3 Empirical Mode Decomposition

Die Empirical Mode Decomposition (EMD) stellt eine Methode dar, ein zu extrapolierendes Signal in mehrere einfachere Komponenten zu zerlegen, sodass die Summe dieser Komponenten das Extrapolationssignal ergibt [TDR11]. Der Gedanke hinter diesem Verfahren ist, dass die Komplexität uns umgebender Signale auf Aktivitäten verschiedener Zeitskalen zurückzuführen ist. Jedes Signal kann daher als eine Summe mehrere Signale mit verschiedenen Zeitskalen angesehen werden. Diese sind in ihrer Beschaffenheit wesentlich einfacher, wodurch sie sich mehr für eine Extrapolation eignen. Das EMD-Verfahren zerlegt Signale, mit der möglichen Ausnahme der letzten zu ergänzenden Funktion, in sich langsamer ändernde Instrinsic Mode Functions (IMF) [TDR11]. IMFs sind einfach oszillierende Funktionen, ähnlich dem einer Sinusschwingung. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass die Anzahl der Extremwerte und Nullstellen gleich sein müssen, beziehungsweise sie dürfen sich maximal um eins unterscheiden. Des Weiteren muss an jedem Punkt der Funktion der Mittelwert der Einhüllenden Null sein [HS05]. Eine reellwertige Funktion f könnte man somit durch

$$f = \sum_{j=1}^{m} f_j + r \tag{2.2}$$

beschreiben, wobei f_j die oszillierenden IMFs und r eine Abweichung von diesen darstellen. Die EMD kann aufgrund des Konzepts der IMF als eine verallgemeinerte Fourier-Transformation angesehen werden. Bei nicht stationären Signalen vollführt die letzte IMF normalerweise keine vollständige Schwingung innerhalb des Definitionsbereichs mehr aus [TDR11].

Untersuchungen bezüglich der Prognose von Devisen und Aktienindizes mit Hilfe des EMD-Verfahrens zeigte gute Ergebnisse bei der Extrapolation des unmittelbar folgenden Elements. In der Arbeit „Signal Extrapolation using Empirical Mode Decompostion with finanacial Applications“ von Tsakalozos, Drakakis und Rickard konnte das richtige Vorzeichen und damit ein steigender oder fallender Kurs mit einer Wahrscheinlichkeit von bis 60 % ermittelt werden [TDR11].

2.2.4 Neuronale Netze

Die Informationsverarbeitung des Menschen findet in Nervenzellen und Nervenverbänden statt. Künstliche neuronale Netze stellen ein Abbild dieser neurobiologischen Informationsverarbeitung dar. Aufgrund ihrer Beschaffenheit lassen sich Funktionen bis zu einem beliebigen Grad approximieren. Dadurch ist eine Prognose mit neuronalen Netzen möglich [Cro10]. Für die Vorhersage finanzwirtschaftlicher Daten wurden bereits eine ganze Reihe Untersuchungen durchgeführt. Zu erwähnen ist die Arbeit von Ramon Lawrence „Using Neural Networks to Forecast Stock Market Prices“ [Law97], die Prognosen zum Aktienmarkt ermittelt. Halbert White schrieb 1997 über die Prädiktion mit Hilfe neuronaler Netze am Beispiel der IBM-Aktie [Whi97]. Ebenso versuchten Takashi Kimoto und andere 1990 Kurse der Tokioter Börse vorherzusagen [KAYT90].

2.2.5 Hidden Markov Model

Eine Markov-Kette ist ein stochastischer Prozess bestehend aus Zuständen und Übergangswahrscheinlichkeiten. Die Besonderheit ist, dass für die Vorhersage des zukünftigen Zustands nur dessen vorheriger Zustand von Bedeutung ist. Die vergangene Entwicklung und deren Ursachen haben keinen Einfluss auf die Prognose. Diese wird aus dem derzeitigen Zustand und einer Übergangswahrscheinlichkeit gebildet.

Das Hidden Markov Model stellt in Form eines zweistufigen stochastischen Prozesses eine Erweiterung zur Markov-Kette dar. Die Zustandsfolge wechselt durch den zweiten Prozess aufgrund von Beobachtungen. Die Zustände selbst sind nicht erkennbar. Sie werden daher auch als „hidden states“ bezeichnet. Stattdessen werden Symbole beobachtet, die den einzelnen Zuständen zugeordnet sind [DS03].

Das Potential des Hidden Markov Model wurde in jüngerer Zeit von Aditya Gupta und Bhuwan Dhingra in „Stock market prediction using Hidden Markov Models“ an verschiedenen Aktienmärkten untersucht [GD12]. Ebenso veröffentlichte Luigi Troiano 2010 einen Markov-Ansatz am Beispiel des indischen Aktienmarktes Nifty[3] [Tro10]

[3] National Stock Exchange Fifty

2.3 Frequenzselektive Extrapolation

Die bisherigen Methoden der Aktienanalyse sollen in dieser Arbeit um das Verfahren der Frequenzselektiven Extrapolation erweitert werden. Dieses dient bisher dazu fehlende Bildinformationen so gut wie möglich zu rekonstruieren, sodass dem Betrachter der Informationsverlust weitestgehend verborgen bleibt. Das Verfahren der Frequenzselektiven Extrapolation generiert iterativ aus gewichteten Fourier-Basisfunktionen ein Model des zu extrapolierenden Signals. Dadurch ist es möglich aus bekannten Bereichen eines Signal bisher unbekannte Bereiche zu ermitteln. Das können Bildstörungen aufgrund von Übertragungsfehlern oder das Entfernen von Objekten aus einem Bild sein. Ausgehend von einem Unterstützungsgebiet A wird ein unbekanntes Gebiet B des Signals $s[m,n]$, in dem die Informationen verloren gingen, ermittelt. Beide Gebiete zusammen bilden das Extrapolationsgebiet L der Größe $M \times N$. Durch die Überlagerung von Fourier Basisfunktionen wird das Model

$$g[m,n] = \frac{1}{2} \sum_{(k,l)\in\mathfrak{K}} \hat{c}_{(k,l)} \varphi_{(k,l)}[m,n] \tag{2.3}$$

des Signals generiert. m und k repräsentieren die Ausdehnung in erster Dimension. n und l in Zweiter. Der Expansionskoeffizient $\hat{c}_{k,l}$ ist ein gewichtender Faktor, der in der Lage ist das Model zu beeinflussen. $\mathfrak{K}$ beinhaltet dabei alle Basisfunktionen. Diese sind definiert durch

$$\varphi_{(k,l)}[m,n] = \mathrm{e}^{j(2\pi/M)km}\mathrm{e}^{j(2\pi/N)ln}. \tag{2.4}$$

Jedes Mal wenn eine Basisfunktion ausgewählt und hinzugefügt wird, wird das Model dem Original ähnlicher. Um den Einfluss jedes einzelnen Samples zu kontrollieren wird die Gewichtsfunktion

$$w[m,n] = \begin{cases} \rho^{\sqrt{(m-(M-1)/2)^2+(n-(N-1)/2)^2}}, & \text{für}(m,n) \in A \\ 0, & \text{für}(m,n) \in B \end{cases} \tag{2.5}$$

verwendet. Hierdurch kann das Gebiet B von der Modellbildung ausgeschlossen und der Einfluss bestimmter Samples mittels ρ begrenzt werden. Insgesamt erfolgen I Iteration um eine Basisfunktion zu selektieren und deren Gewicht zu schätzen. Der gesamte Algorithmus kann im Fourier-Bereich ausgeführt werden. Lediglich eine Transformation des Eingangssignals in den Frequenzbereich und eine für das generierte Model zurück sind zusätzlich nötig [SK10].

Das Verfahren der Frequenzselektiven Extrapolation lässt mit Hilfe einiger Parameter in seinen Berechnungen beeinflussen, sodass dessen Ergebnisse deutlich voneinander variieren können. Die Länge des Eingangssignals spielt ebenso eine wichtige Rolle, wie die Anzahl der Iterationen, die das Verfahren Zeit hat, geeignete Basisfunktionen auszuwählen. Neben diesen beiden Parametern ist die Orthogonal Deficiency Compensation (γ) zu erwähnen. Sie steuert den Expansionskoeffizienten, der das Model des Extrapolationssignals erzeugt. Des Weiteren kann die Gewichtsfunktion durch den Parameter ρ beeinflusst werden, sodass der Beiwert unterschiedlich weit entfernter Samples anders eingerechnet wird.

Kapitel 3

Analyse der Extrapolationssituation

Die vielfältigen Methoden zur Prognose zukünftiger Werte, wie der eines Aktienindexes, machen es notwendig bestimmte Rahmenbedingungen festzulegen, um diese miteinander vergleichen zu können. Zentraler Bestandteil dieser Arbeit ist die Frequenzselektive Extrapolation, die sich bereits auf den Gebieten der Bild- und Videosignalverarbeitung bewährt hat. Ihre Fähigkeiten gilt es abseits dieser Bereiche auf ökonomische Daten anzuwenden, um ausgehend von historischen Verläufen die zukünftige Entwicklung eines Kurses bestimmen zu können.

3.1 Untersuchungsgenstand

Die genaue Definition der zu verarbeitenden Daten wird umso wichtiger, wenn es darum geht deren typische Charakteristiken zu bestimmen. Aus diesem Grund ist es notwendig, die für die Untersuchung relevanten Marktgegebenheiten genauer zu betrachten.

3.1.1 Definition

Der Begriff Finanzmarkt umfasst eine ganze Zahl an Märkten, an denen mit Geld gehandelt wird. Der Kapitalmarkt, im Speziellen der Aktienmarkt, soll hier Beachtung finden. In diesem werden vorwiegend auf organisierten Märkten, aber auch außerbörslich, Unternehmensanteile gehandelt. Um eine repräsentative Aussage über bestimmte Teilmärkte zu geben, werden ausgewählte Aktien in einem Index zusammengefasst.

Der wichtigste deutsche Aktienindex ist der DAX, der die 30 größten und umsatzstärksten deutschen Unternehmen in sich vereint. Er wird von der Deutschen Börsen AG ermittelt und üblicherweise als Performanceindex geführt. Das bedeutet, dass neben den Kursen jährliche Gewinnausschüttungen, die Dividenden, ebenfalls mit in den Index einfließen. Ein weiterer relevanter Index ist der Dow Jones Industrial Average der New Yorker Stock Exchange, welcher die 30 größten US-amerikanische Industrieunternehmen umfasst. Im Gegensatz zum DAX ist er wie viele andere ein Kursindex, sodass sein Wert lediglich auf sich ändernde Kursentwicklung der Aktien zurückzuführen ist [LT08]. Andere wichtige Indizes von internationaler Bedeutung sind der S&P 500 der Ratingagentur Standard & Poor's, der Londoner FTSE-100 mit den 100 wichtigsten Finanz- und Industrie-Aktien Großbritanniens, der von der Deutschen, Pariser und Schweizer Börse konzipierte Euro Stoxx 50, welcher die 50 Top-Unternehmen der Europäischen Währungsunion beinhaltet, und der japanische Nikkei mit insgesamt 225 Unternehmen der Tokioter Börse [Fug06].

3.1.2 Eigenschaften

Betracht man den Verlauf eines Börsenkurses, könnte man zu der Annahme kommen, es handle sich um einen beliebigen Zick-Zack-Kurs ganz nach der Random-Walk-Theorie. Ebenso ist immer wieder ein Aufwärts- und Abwärtstrend im Kursverlauf zu erkennen. In Abbildung 3.1 ist beispielhaft ein Ausschnitt aus dem deutschen Aktienindex dargestellt. Über eine Dauer von zwei Monaten, beziehungsweise 45 Börsentage, vollzieht der Kurs Schwankungen von bis zu 450 Punkten bei einem Durchschnitt von 7260 Punkten. Aufgrund der frequenzselektiven Verwendung lohnt es sich einen Blick auf dessen Spektrum zu werfen.

Im Spektrum (Abbildung 3.2) erkennt man ein deutliches Übergewicht im unteren Frequenzbereich. Der Chart ließe sich demnach mit einigen wenigen Frequenzen in seinem

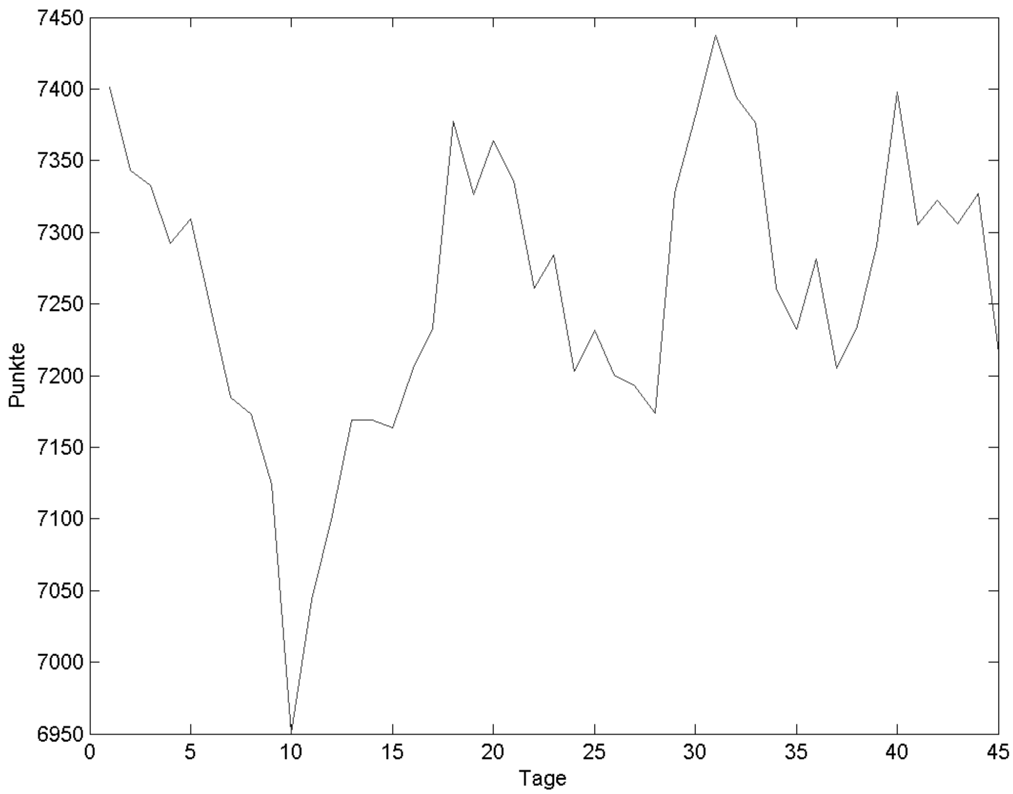

Abbildung 3.1: Ausschnitt aus dem deutschen Aktienindex

groben Verlauf rekonstruieren. Für das Verfahren der Frequenzselektiven Extrapolation würde demnach eine geringe Anzahl an Iterationen ausreichen, den Verlauf des Kurses im Groben zu rekonstruieren. Der Gewinn durch das Ergänzen weiterer Basisfunktionen würde demnach mit steigender Anzahl an Iterationen ab einer geringen Anzahl von I deutlich abnehmen.

3.2 Eingrenzung

Neben der Untersuchung des Signals ist die Frage zu klären, welcher Sachverhalt genau prognostiziert werden soll und unter welchen Bedingungen. Der Kurs des nächsten Tages lässt sich mit Sicherheit einfacher vorhersagen, als der in zwei Wochen. Genauso spielt die Datenbasis, in dem Fall der historische Verlauf und dessen Länge, eine

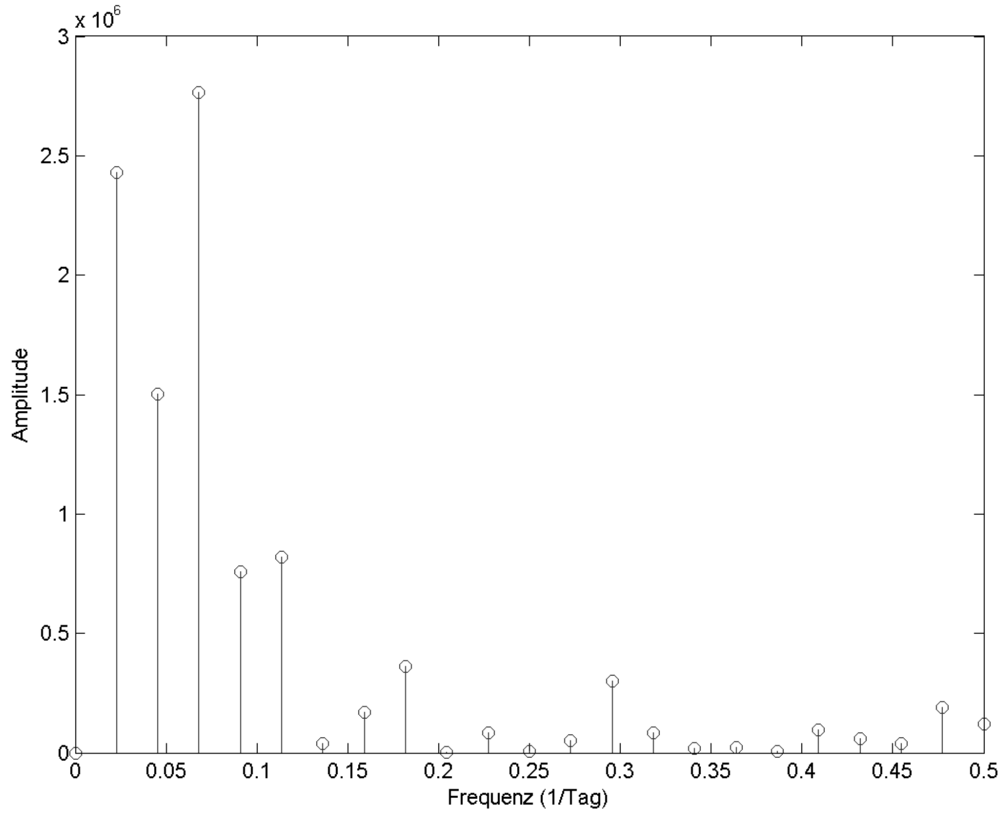

Abbildung 3.2: Betragsspektrum des Chartsignals von Abbildung 3.1

wichtige Rolle. Je mehr Datensätze vorliegen, desto genauer würde das geschätzte Ergebnis werden. Bevor mit Berechnungen über Kurswerte in ferner Zukunft geschätzt wird, soll sich diese Arbeit in einem ersten Schritt auf den einfacheren Fall des direkt unmittelbar nächsten Elements, den nächsten Tagesschlusskurs eines Indexes oder Unternehmensanteils beschränken. Dem Verfahren steht dabei pro Börsentag ein Kurswert zur Verfügung. Den unmittelbar folgenden Tag gilt es zu ermitteln.

3.3 Parametervariationen

Aufgrund des enormen Einflusses der Parameter auf die Extrapolation ist eine geeignete Wahl dieser umso wichtiger. Aus diesem Grund wird das Verfahren der Frequenzselektiven Extrapolation für eine ganze Schar aus Parametern ausgerechnet. Um zu

bestimmen welche die optimalen Parameter sind, muss festgelegt werden, was als bestmögliches Ergebnis bei diesem Algorithmus angesehen wird. Eine Auswahl danach zu treffen, dass der geschätzte Kurs am nächsten zum tatsächlich eingetretenen Kurs geschätzt wird, ist naheliegend. Bezieht man jedoch den wirtschaftlichen Aspekt mit ein, dass es um die Realisierung von Kursgewinnen geht, kann es wichtiger sein, einen für den nächsten Tag steigenden oder fallenden Kurs vorherzusagen. Aus diesem Grund wird in einer ersten Simulation eine Parameterschätzung durchgeführt, die die geringste Abweichung zum Original erreicht. In einem weiteren Schritt löst man sich von dem Gedanken, einen Kurs so genau wie möglich vorherzusagen und optimiert die Parameterermittelung in einem Szenario nach ihrem maximalen Gewinn.
Für die Umsetzung der Frequenzselektiven Extrapolation in einem Algorithmus hat dies zwei unterschiedliche Varianten des Parametertrainings zur Folge. Eine davon errechnet den folgenden Wert für alle möglichen Parameterkombinationen und wählt diejenige Kombination, die dem tatsächlich eingetretenen Wert am nächsten ist. Bei einem Trainingszeitraum von einem Jahr ergibt sich dadurch ein mittlerer Fehler, wobei die beste Kombinationen die niedrigste durchschnittliche Abweichung vom tatsächlich eingetretenen Wert aufweist. Die zweite Variante betrachtet jeweils einen Parametersatz und handelt nach diesem, sodass daraus am Ende der Trainingssequenz ein Gewinn resultiert. Anschließend wird ein Parameter verändert und der Vorgang wiederholt. Nach Variation aller Parameter liegt zu jeder Kombination ein Wert vor, wodurch der optimale Parametersatz durch den maximal errechneten Gewinn festgelegt wird.

Kapitel 4

Eindimensionale Frequenselektive Extrapolation

Die nach dem aktuellen Stand der Technik vorliegende Frequenzselektive Extrapolation ist für zweidimensionale Datensätze ausgelegt. Sie ist daher in ihrer jetzigen Beschaffenheit nicht für die Extrapolation von Kursverläufen einsetzbar. Aus diesem Grund muss das Verfahren von seiner bildbasierten Datenbasis auf einen eindimensionalen Sachverhalt wie in Abbildung 4.1 angepasst werden.

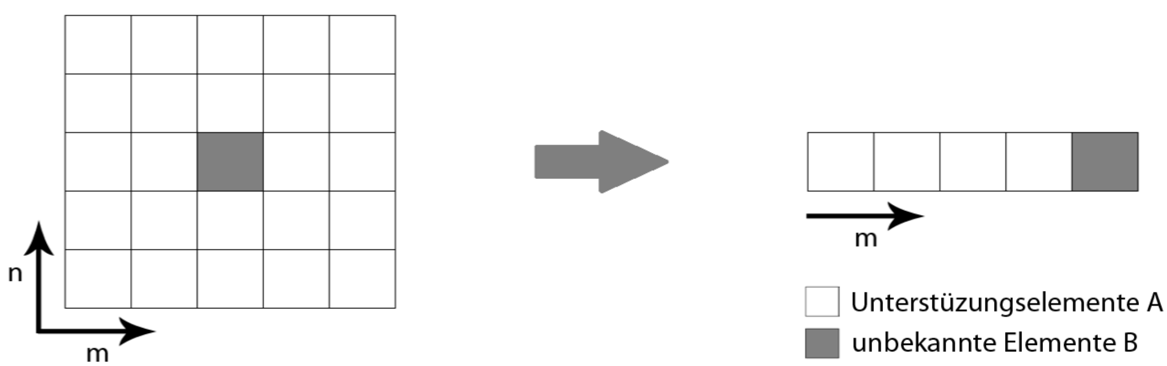

Abbildung 4.1: Umwandlung eines zweidimensionalen auf einen eindimensionalen Sachverhalt

Für den Algorithmus ändert sich dadurch sowohl das Berechnungsverfahren als auch die zu extrapolierenden Elemente. Aus dem Unterstützungsgebiet A und dem unbekannten Gebiet B werden Unterstützungselemente und unbekannte Elemente. Des Weiteren handelt es sich hierbei nun um ein einseitig offenes Extrapolationsgebiet. Informationen für die Extrapolation stammen lediglich von zeitlich vorangegangenen Samples. Zukünftige oder gleichzeitig definierte Samples stehen nicht zur Verfügung. Das aus der Superposition von Fourier Basisfunktionen zu generierende Model berechnet sich nun aus

$$g[m] = \sum_{k \in \mathfrak{K}} \hat{c}_k \varphi_k[m]. \tag{4.1}$$

Der Einfluss der Basisfunktionen wird durch den Expansionskoeffizienten $\hat{c}_k$ kontrolliert. Diese Funktionen sind hier durch

$$\varphi_k[m] = e^{j(2\pi/M)km} \tag{4.2}$$

definiert. Die Summe aller ergibt das Model, welches ein Abbild vom Original darstellt, mit dem Unterschied, dass das Model über die bisherigen Grenzen hinaus ragt und vorher nicht bekannte Bereiche angibt. Mit Hilfe der Gewichtungsfunktion

$$w[m] = \begin{cases} \rho^{M-m}, & \text{für}(m) \in A \\ 0, & \text{für}(m) \in B \end{cases} \tag{4.3}$$

wird der Einfluss der unterstützenden Elemente gesteuert. In Bezug auf die Berechnung eines nächsten Elements sehe $w[m]$ wie folgt aus (Abbildung 4.2). Die noch unbekannten Elementen fließen nicht in die Berechnung mit ein. Ihr Wert ist daher Null. Die anderen Werte werden in Bezug auf ihren Zeitpunkt gewichtet. Ältere Samples, die weiter vom zu bestimmenden Element entfernt sind, bekommen eine geringere Gewichtung, Jüngere eine höhere. Die Wahl des Parameters ρ kann die Funktion erheblich verändern. Wohingegen bei einem Wert von 1 alle Samples gleich gewichtet werden, ist der Einfluss weit vom Extrapolationsgebiet entferter Samples ab 0,7 und kleiner kaum noch zu erkennen. In diesem Zusammenhang wird die Bedeutung der Länge des Eingangssignals deutlich. Je nach der Anzahl der Samples fließen in die Modellbildung eine ganze Reihe zusätzlicher Informationen mit ein beziehungsweise werden ältere Samples von diesem Prozess ausgeschlossen.

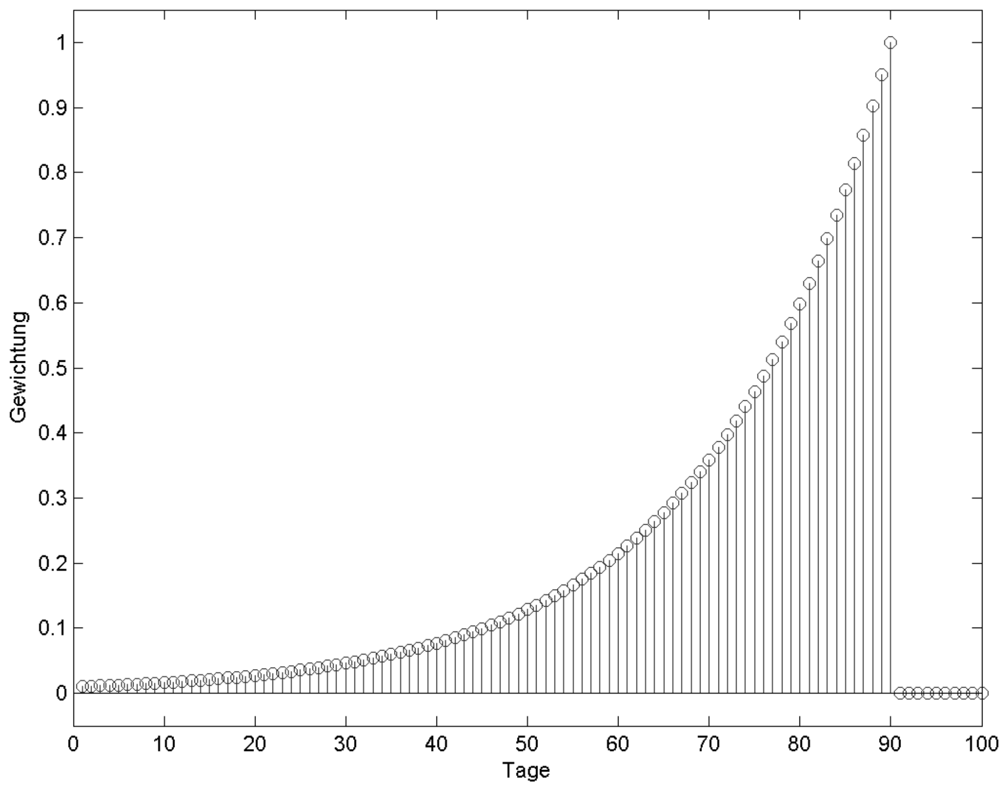

Abbildung 4.2: Beispielhafte Gewichtsfunktion der Frequenzselektiven Extrapolation

Der Extrapolationsvorgang stellt sich dabei als eine Abfolge von Iterationen dar, die wie folgt aussehen. In einem ersten Schritt wird eine bestimmte DFT-Basisfunktion ausgewählt, die zu dem Modell des Signals hinzugefügt werden soll. Dazu wird der Expansionskoeffizient geschätzt, wodurch der Beitrag der Basisunktion zum Modell variiert wird. Der Einfluss des Expansionskoeffizienten kann mit γ beeinflusst werden. Für das Modell ergibt sich eine Abweichung zum Original, die es zu minimieren gilt. Diese Abweichung stellt den Fehler des Modells zum Original dar. Nach der optimalen Wahl von $\hat{c}_k$ endet eine Iteration und ein Modell wird ausgegeben. Sollen weitere Basisfunktionen in das Modell einfließen, beginnt eine neue Iteration und eine andere

Basisfunktion wird gewählt. Es erfolgt ebenfalls eine Expansionskoeffizientenschätzung und das Ergänzen der Funktion zum bestehenden Modell. Nach Ablauf dieser Iteration besteht ein neues Modell und ein neuer Fehler zum Original. Mit jeder weiteren Iteration nähert sich das Modell dem Orignial und der Fehler minimiert sich. Der Mehrwert durch das Ergänzen weiterer Funktionen wird irgendwann vernachlässigbar gering, sodass der Extrapolationsvorgang beendet werden kann und keine weiteren Iterationen erfolgen. Der Parameter I ist daher in der Lage nur die wesentlichen Frequenzen in die Modellbildung miteinfließen zu lassen, sodass sich der Rechenaufwand in Grenzen hält. Ebenso ermöglicht eine hohe Anzahl an Iterationen ein Modell, welches vom Originalsignal kaum noch zu unterscheiden ist.

Kapitel 5

Untersuchung der Vorhersagequalität

Nach der Umwandlung der Frequenzselektiven Extrapolation in ein eindimensionales Verfahren wird ein Simulation durchgeführt, welche eine Aussage über die Fähigkeiten des Verfahren zur Kursprognose geben soll. Dazu ist es erforderlich einen optimalen Parametersatz zu ermitteln, der sich aus dem Gewichtungsfaktor ρ, der Anzahl an Iterationen I, der Länge des Eingangssignals L und der Orthogonal Deficiency Compensation γ zusammensetzt.

5.1 Testszenario

Innerhalb von einen Jahr soll der Algorithmus selbstständig Kauf- und Verkaufsentscheidungen treffen und so Kursgewinne erwirtschaften. Als Datenbasis für die Untersuchung wird der deutsche Aktienindex verwendet. Gehandelt werden fiktive Anteile des DAX. Als Startkapital wird ein Betrag von 10000 € festgesetzt. Wie bereits erwähnt, wird das Verfahren den unmittelbar nächsten Wert ermitteln.

Steigt der Kurs laut Prognose werden Anteile bei vorhandenem Kapital gekauft. Befinden sich bereits Aktien im Besitz, das heißt es ist kein Kapital mehr vorhanden, wird nichts getan. Fällt der Kurs dagegen, werden vorhandene Anteile verkauft. Soll-

	Kurs steigt	Kurs fällt
Aktien in Besitz	nichts tun	verkaufen
keine Aktien	kaufen	nichts tun

Tabelle 5.1: Entscheidungsmatrix des Testalgorithmus

ten keine Aktien im Besitz sein, macht der Algorithmus ebenfalls nichts (siehe Tabelle 5.1). Es werden immer Kapital und Anteile vollständig in einander umgewandelt. Das bedeutet, dass geteilte Anteile auftreten können.

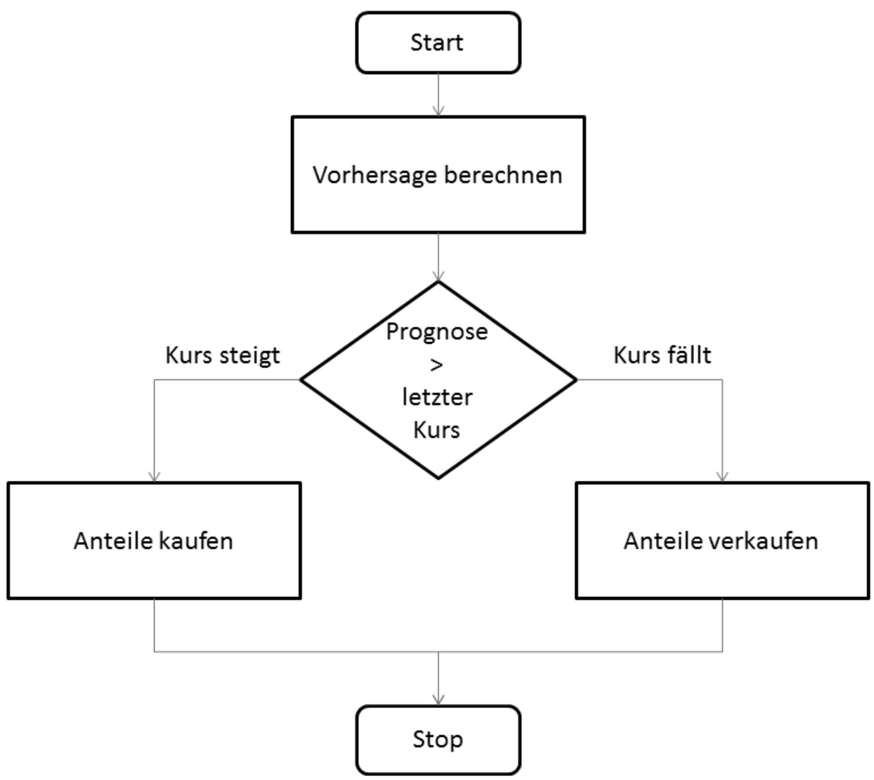

Abbildung 5.1: Programmablaufplan des Algorithmus

In einem ersten Jahr wird der Algorithmus trainiert, sodass dieser für die Vorhersage die optimalen Parameter verwendet. Im zweiten Jahr wird jeden Tag der nächste Kurs nach Börsenschluss prognostiziert. Anschließend wird gemäß Abbildung 5.1 gehandelt. Das heißt, dass der prognostizierte Wert mit dem letzten bekannten Wert verglichen und eine Kaufentscheidung getroffen wird. Am Ende des Jahres werden Anteile gegebenenfalls verkauft und das Vermögen mit dem zu Beginn des Jahres verglichen, woraus sich die Rendite für ein Jahr ergibt.

5.1.1 Parameterbestimmung nach der geringsten Abweichung zum Original

Bevor das eben genannte Szenario durchgespielt werden kann, müssen die Parameter für die Vorhersage ermittelt werden. Dies geschieht im vorangegangenen Jahr, der Trainingssequenz. In der ersten Variante des Algorithmus werden die Parameter so bestimmt, dass das Extrapolationsergebnis so nah wie möglich am tatsächlich eingetretenen Kurs liegt. Dazu wird jeder tägliche Wert mit einer Reihe möglicher Parameter ermittelt und der Fehler aus diesem und dem realen Kurs berechnet. In mehreren ineinander geschachtelten Schleifen wird jeweils ein Parameter verändert und anschließend der Vorgang erneut durchgeführt. Aus diesem Prozess ergeben sich pro Tageswert optimale Parameter, die die geringste Abweichung erreichen.

Weil Kursbewegungen pro Tag sehr unterschiedlich sein können und sich über das Jahr daraus eine ganze Reihe an Parametern ergeben, wird am Ende der Durchschnitt der verschiedenen Parameter berechnet. Mit Hilfe dieser wird nun im darauffolgenden Jahr, wie im Kapital 5.1 beschrieben, gehandelt.

5.1.2 Parameterbestimmung nach dem maximalen Gewinn

Eine andere Möglichkeit den optimalen Parametersatz zu ermitteln wird ersichtlich, wenn man betrachtet, dass es hierbei um die Vermehrung von Kapital durch Aktienhandel geht und weniger um eine möglichst genaue Vorhersage. Das heißt, dass in einem weiteren Schritt die Parameter so bestimmt werden, dass der Gewinn am Ende eines Jahres maximal wird.

In Abschnitt 5.1.1 wurde von Tag zu Tag der beste Parametersatz bestimmt. Nun werden zu Beginn die Parameter ρ, I, L und γ festgelegt und das Testszenario gestartet. Das ganze Jahr über werden mit diesen Parametern Kurse prognostiziert und Anteile entsprechend gehandelt. Das Testszenario dient hier gleichzeitig als Trainingsalgorithmus. Nach Ablauf dieses Vorganges wird ein Parameter nach und nach verändert und der Prozess wiederholt sich. Daraus ergeben sich für jeden Parametersatz Jahresendbeträge, die durch den Handel erwirtschaftet wurden. Der höchste Betrag gibt dadurch die bestmöglichen Parameter an, um den Gewinn zu maximieren. Aufgrund der vier verschiedenen Parameter und der täglichen Berechnung eines Kurses potenziert sich der Rechenaufwand. Die Auflösung der Parameter sollte daher mit Bedacht gewählt werden.

5.2 Simulationsergebnisse

Die Frequenzselektive Extrapolation wurde für die Prognose zukünftiger Aktienkurse in einem Algorithmus implementiert. In dem in 5.1 beschriebenen Szenario wurden deren Fähigkeiten untersucht und zwei verschiede Methoden entwickelt. Variante 1 bestimmt die Parameter nach der geringsten Abweichung zum Originalsignal. Das bedeutet, dass die Parameter innerhalb der Trainignssequenz so bestimmt werden, dass die prognostizierten Werte einen minimalen Fehler zu den tatsächlich eingetretenen Werten aufweisen. Variante 2 vernachlässigt die Abweichung zum tatsächlichen Kurs und wählt die Parameter nach dem Aspekt der Gewinnmaximierung aus. Je mehr Kapital mit einem Parametersatz in einem bestimmten Zeitraum durch Handeln erwirtschaftet wird, desto besser sind die Parameter für Realisierung von Kursgewinnen.

In den Jahren 1992 bis 2012 wurde mit der Frequenzselektiven Extrapolation in der ersten Variation eine durchschnittliche Rendite von 5,08 % erzielt. 39,10 % wurden im Besten und -45,78% schlechtesten Fall generiert (siehe Tabelle 5.2).

Durch die Maximierung in Variante 2 zum Gewinn hin steigt die Rendite auf 6,81 %. Das schlechteste Ergebnis bei dieser Variante liegt im Jahr der Wirtschaftskrise 2008. Der DAX fiel in diesem Jahr um mehr als 39 % von 7908 auf 4810 Punkte. Aus den anfangs 10000 € wurden am Ende des Jahres 6712 €. Das entspricht einem Minus von -32,88 %. Das beste Ergebnis wurde im Jahr 1997 erzielt. Der Anstieg von 48 % von

	FSE1		FSE2	
Jahr	Vermögen in €	Rendite in %	Vermögen in €	Rendite in %
1992	9656	-3,44	10050	0,50
1993	11748	17,48	11977	19,77
1994	9625	-3,75	9883	-1,17
1995	12368	23,68	12325	23,25
1996	10909	9,09	10894	8,94
1997	13910	39,10	14177	41,77
1998	9529	-4,71	9867	-1,33
1999	11427	14,27	11379	13,79
2000	11353	13,53	11228	12,28
2001	9098	-9,02	9529	-4,71
2002	9332	-6,68	9656	-3,44
2003	12468	24,68	12443	24,43
2004	10400	4,00	10662	6,62
2005	11633	16,33	11713	17,13
2006	11544	15,44	11583	15,83
2007	10187	1,87	10120	1,20
2008	5422	-45,78	6712	-32,88
2009	11094	10,94	11112	11,12
2010	10515	5,15	10860	8,60
2011	8238	-17,62	7794	-22,06
2012	10207	2,07	10334	3,34

Tabelle 5.2: Vermögen und Rendite zum Jahresende

2848 auf 4224 Punkte ermöglichte einen Gewinn von 4177 €, also eine Vermehrung des Startkapitals um 41,77 %.

Die in dieser Untersuchung umgesetzte eindimensionale Frequenzselektive Extrapolation wurde mit unterschiedlichen Werten für die Parameter ρ, I, L und γ getestet. Deren Bandbreite und die für die FSE optimalen Werte zeigt Tabelle 5.3. Eine Menge von knapp 80 zurückliegenden Kurstagen ist für die Prognose der FSE in beiden Varianten optimal. Der Wert für den Gewichtungsfaktor und die Anzahl der Iteration unterscheiden sich in den Variationen. ρ tendiert um den Wert von circa 0,86 für FSE1 und 0,92 für FSE2. I liegt bei den mittleren Werten von 199 für Variante 1 und 177 für Variante 2. Der Faktor der Orthogonal Deficiency Compensation optimiert die Berechnungen bei circa 0,9.

Parameter	min	max	Variante 1	Variante 2
L	10	100	77	79
ρ	0,7	1	0,86	0,92
I	10	500	199	171
γ	0,7	1	0,89	0,93

Tabelle 5.3: Wahl der optimalen Parameter

Die für diesen Datensatz optimierten Parameter erzielten im DAX eine mehr als 6 prozentige Rendite. Der Wechsel des Datensatzes zu denen des Euro Stoxx 50 brachte noch einen Wert von 3,39 %. Die Vorhersage ist also immer noch möglich, wenn auch um einen gewissen Betrag geringer. Zu Beachten ist, dass der Euro Stoxx 50 als Kursindex geführt wird und sich daher in seiner Struktur vom DAX unterscheidet.

Auf Grund der vielen verschiedenen Methoden und Ansätze zur Vorhersage zukünftiger Börsenkurse gestaltet sich eine Bewertung der Verfahren als äußerst schwierig. Einige sind in ihrer Berechnung auf eine Vielzahl von Informationen angewiesen, die auch nicht immer täglich aktualisiert werden. Andere geben nur über einen steigenden oder fallenden Kurs Auskunft. Aus wirtschaftlicher Sicht stellt sich die konkrete Frage nach dem Gewinn, der in einer Periode erwirtschaftet wurde. Dabei ist allerdings auch zu unterscheiden, ob es sich um eine Strategie oder um eine konkretes Verfahren zur Vorhersage handelt, nach der eine Order ausgeführt wird. Die kubische Spline-Extrapolation stellt eine ausgezeichnete Möglichkeit dar, aus gegebenen Stützstellen eine Kurvenverlauf zu interpolieren und in Bereiche außerhalb ihres gegebenen Definitionsbereichs zu erweitern. Dadurch ist sie für die Prognose von Entwicklungen von Bedeutung und wird auch zur Vorhersage von Kursverläufen an der Börse eingesetzt. Aufgrund ihrer Beschaffenheit lässt sie sich ebenfalls in dem hier verwendeten Szenario testen. Sie erreicht in den 21 Jahren des DAX ein mittlere Rendite von 3,6 %. Deren Extrema reichen von -26,91 % bis 52,69 %. Mit Hilfe der Frequenzselektiven Extrapolation konnte ein deutlich besseres Ergebnis als das der Spline-Extrapolation erzielt werden. Die FSE in ihrer zweiten Ausführung kommt auf eine mittlere Rendite von 6,81 %. Die Tabelle 5.4 stellt die Ergebnisse der beiden Methoden gegenüber.

Methode	Vermögen am Jahresende in €	Rendite in %
Spline	10360	3,6 %
Buy-and-Hold	10975	9,75 %
FSE 1	10508	5,08 %
FSE 2	10681	6,81 %

Tabelle 5.4: Mittlere Gewinne und Renditen verschiedener Verfahren

Der Vergleich mit anderen Verfahren muss mit Vorsicht betrachtet werden. Oftmals fehlt es an konkreten Kriterien zur Bewertung der verschiedenen Methoden. Der Gewinn über einen Zeitraum ist wohl eines der Deutlichsten von ihnen. Eine Buy-And-Hold-Strategie innerhalb diesem Testszenario mit einem Kauf zu Beginn und dem Verkauf am letzten Börsentag eines Jahres hätte eine Rendite von 9,75 % erzielt. Untersuchungen auf der Grundlage des MSCI Germany sprechen bei einem 20 jährigen Zeitraum von 6,2 % Rendite (Stand Juni 2009), wobei die bereits erwähnten Kritikpunkte bei dieser Anlagestrategie bestehen bleiben [ARIoJ].

In Bezug auf die reale Anwendung der FSE auf dem Aktienmarkt, muss man erwähnen, dass anfallende Kosten durch das Handeln die Rentabilität des Verfahrens beeinflussen können. Während feste Gebühren, beispielsweise für ein Depot, mit zunehmendem Kapitaleinsatz vernachlässigbar werden, gestalten sich variable Kosten, die an die Transaktionshäufigkeit und das Volumen gebunden sind, als Problem. Innerhalb des Testszenarios wurde für das Erreichen der 6,81 prozentigen Rendite während den circa 260 Börsentagen im Jahr durchschnittlich 64 Mal eine Handelsorder ausgeführt. Das bedeutet, dass ungefähr jeden vierten Tag Kosten entstehen, die von den eigentlichen Kursgewinnen abgezogen werden müssen.

Die hier dargestellte Untersuchung hat gezeigt, dass die Frequenzselektive Extrapolation bei der Anwendung auf Finanzdaten durchaus Potential hat. Mit ihr wurde ein deutlich besseres Ergebnis erzielt, als mit der Spline-Extrapolation. In wie weit sie auf den Finanzmärkten profitabel eingesetzt werden kann, muss an dieser Stelle offen bleiben.

Kapitel 6

Ausblick

Aufgrund der positiven Ergebnisse der Frequenzselektiven Extrapolation stellt sich die Frage nach den weiteren Entwicklungsmöglichkeiten. Eine zentrales Thema in Bezug auf diese Arbeit bleibt die Realisierung von Gewinnen am Aktienmarkt. Bisher wurde die Berechnung des unmittelbar nächsten Tagesschlusskurses betrachtet. Wie würde ein längerer Zeitraum sich auf das Extrapolationsergebnis und die damit verbundene Rendite auswirken? Zum einen lässt ein längerer Beobachtungszeitraum auf größere Kursunterschiede zwischen zwei Ordern hoffen, wodurch das Ergebnis, ähnlich einem Hebel, verstärkt werden könnte. Zum anderen würden die häufigen Transaktionen und ihre anfallenden Kosten, die ein massives Problem für den rentablen Einsatz der FSE bei dieser Untersuchung darstellen, deutlich verringert werden, sodass ein Handel nach ihrer Berechnung eine gewinnbringende Option sein könnte.

Des Weiteren wäre eine Untersuchung unterschiedlicher Märkte und ihr Zusammenspiel für die Kapitalanlage interessant. Wie sehr verändert eine Diversifikation das mögliche Verlustrisiko der FSE, wenn man an die negative -32,88 prozentige Rendite aus dem Jahre 2008 denkt. Neben Aktienindizes könnte sie genauso gut am Devisenmarkt eingesetzt werden. Deren Bewegungen unterliegen wiederum anderen Ursachen, wodurch ein frequenzselektives Verfahren stärker oder schwächer ansprechen könnte. Somit stellen sich der Frequenzselektiven Extrapolation in der Finanzwirtschaft eine ganze Reihe weiterer Optionen.

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Literaturverzeichnis

[ARIoJ] ARIVA.DE AG. Der langfrist-anleger (buy-and-hold-strategie): Buy-and-hold-strategie bewährt sich kaum. `http://www.boerse.de/grundlagen/etc/Der-Langfrist-Anleger-Buy-and-Hold-Strategie-|18`, o.J.

[Ban10] Bank for International Settlements. *Triennial Central Bank Survey Report on global foreign exchange market activity in 2010.* Bank for International Settlements, Basel, Switzerland, 2010.

[BBK+01] Andrea Back, Jorg Becker, Wolfgang König, Hermann Krallmann, and Peter Mertens. *Lexikon der Wirtschaftsinformatik.* Springer DE, Berlin, 2001.

[Bor09] Karl Born. *Intelligente Kapitalanlage: durch Aktienanalyse zum langfristigen Börsenerfolg.* Linde Verlag Wien GmbH, Wien, 2009.

[Cro10] Sven F. Crone. *Neuronale Netze Zur Prognose und Disposition Im Handel.* Gabler Verlag, Wiesbaden, 2010.

[DS03] Martin Dugas and Karin Schmidt. *Medizinische Informatik und Bioinformatik.* Springer Verlag, Berlin Heidelberg New York, 2003.

[ES09] Christian E. Elger and Friedhelm Schwarz. *Neurofinance - Wie Vertrauen, Angst und Gier Entscheidungen treffen.* Haufe-Lexware, Planegg, München, 1. auflage 2009 edition, 2009.

[Ess02] Werner Esser. *Die hundert wichtigsten Fragen und Antworten zu Aktien und Aktienauswahl.* Campus Verlag GmbH, Frankfurt/Main, 2002.

[Fug06] Horst Fugger. *Börsenlexikon - simplified: Börsenwissen von A-Z*. FinanzBuch Verlag GmbH, München, 2006.

[GD12] Aditya Gupta and Bhuwan Dhingra. Stock market prediction using hidden markov models. *Students Conference on Engineering and Systems (SCES)*, 2012.

[HS05] Norden E. Huang and Samuel S. P. Shen. *Hilbert-Huang Transform and Its Applications*. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Singapore, 2005.

[KAYT90] Takashi Kimoto, Kazuo Asakawa, Morio Yoda, and Masakazu Takeoka. Stock market prediction system with modular neural networks. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks*, 1990.

[Koh05] Wolfgang Kohn. *Statistik: Datenanalyse und Wahrscheinlichkeitsrechnung*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2005.

[Law97] Ramon Lawrence. Using neural networks to forecast stock market prices. *Department of Computer Science, University of Manitoba*, 1997.

[LT08] Hans G. Linder and Volker Tietz. *Das große Börsenlexikon: Kompaktes Börsenwissen von A-Z das was jeder wissen muss*. FinanzBuch Verlag GmbH, München, 2008.

[MSC13] MSCI Inc. Msci germany index. `http://www.msci.com/resources/factsheets/index_fact_sheet/msci-germany-index-net.pdf`, 2013.

[Mur03] John J. Murphy. *Technische Analyse der Finanzmärkte: Grundlagen, Methoden, Strategien, Methoden, Anwendungen*. FinanzBuch Verlag GmbH, München, 2003.

[PMS13] Tobias Preis, Helen Susannah Moat, and Eugene Stanley. Quantifying trading behavior in financial markets using googletrends. *Scientific Reports*, Vol. 3 No. 1684, 2013.

[Pri06] Thomas Priermeier. *Fundamentale Analyse in der Praxis: Kennzahlen, Strategien, Praxisbeispiele*. FinanzBuch Verlag GmbH, München, 2006.

[Sch02a] Reinhold Schneider. Spline-interpolation. `http://www-user.tu-chemnitz.de/~uro/teaching/SS2002-numerik/misc/Splines.pdf`, 2002.

[Sch02b] Klaus Schredelseker. *Grundlagen der Finanzwirtschaft: ein informationsökonomischer Zugang*. Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, München, 2002.

[SchoJ] Udo Schweitzer. Interpolation. `http://public.beuth-hochschule.de/~marganit/Interpolation.pdf`, o.J.

[SK10] Jürgen Seiler and André Kaup. Complex-valued frequency selective extrapolation for fast image and video signal extrapolation. *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 17, No. 11:949–952, 2010.

[TDR11] Nikolaos Tsakalozos, Konstantinos Drakakis, and Scott Rickard. Signal extrapolation using empirical mode decompostion with finanacial applications. *UCD CASL, University College Dublin*, pages 5744–5747, 2011.

[Tro10] Luigi Troiano. Predicting trend in the next-day market by hierarchical hidden markov model. *International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications (CISIM)*, 2010.

[UKP05] Christoph W. Ueberhuber, Stefan Katzenbeisser, and Dirk Praetorius. *MATLAB 7: Eine Einführung*. Springer-Verlag, Wien, 2005.

[UM08] Dieter Urban and Jochen Mayerl. *Regressionsanalyse - Theorie, Technik und Anwendung*. VS Verlag für Sozialwissenschaften, Wiesbaden, 3. auflage edition, 2008.

[Whi97] Halbert White. Economic prediction using neural networks: The case of ibm daily stock returns. *Department of Economics, University of California*, 1997.

Formelverzeichnis

$+$	Addition
$-$	Subtraktion
$/$	Division
$=$	Gleichheit
$\in$	Element von
A	Unterstützungseelemente
B	unbekannte Elemente
$\hat{c}$	Expansionskoeffizient
f	beliebige reellwertige Funkion
f_j	Instrinsic Mode Function
I	Anzahl an Iterationen
k	Ausdehnung in erster Dimension
$\mathfrak{K}$	Menge an Basisfunktionen
L	Größe eines Eingangssignals
l	Ausdehnung in zweiter Dimension
M	Anzahl an m Elementen
m	Ausdehnung in erster Dimension
N	Anzahl an n Elementen
n	Ausdehnung in zweiter Dimension
g	Modell eines Signals
j	Nummer der IMF
r	Abweichung

s	Eingangssignal
w	Gewichtsfunktion
γ	Orthogonal Deficiency Compensation
ρ	Gewichtungsfaktor
φ	Basisfunktion