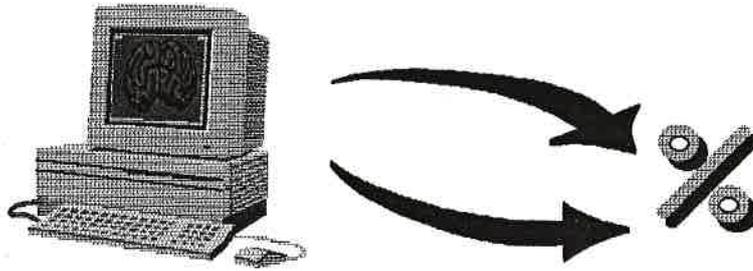


# ZINSPROGNOSEN UND NEURONALE NETZWERKE



Konzeptioneller Vergleich eines neuronalen Ansatzes mit traditionellen  
Verfahren zur Zinsprognose

---

## Diplomarbeit

im  
Ausbildungsbereich Wirtschaft  
Fachrichtung Bank  
an der  
Berufsakademie Heidenheim  
(Staatliche Studienakademie)

---

Betreuender Dozent : Prof. Dr. Dieter Gramlich

Abgabetermin : 05. Mai 1995

Vorgelegt von : Thomas Wüst  


Ausbildungsbetrieb : Landesgirokasse  
Öffentliche Bank und Landessparkasse  
Königsstraße 6-8  
70144 Stuttgart

## Vorwort

Die Auseinandersetzung mit interdisziplinären Wissenschaftsgebieten, wie der Chaostheorie oder dem Konnektionismus, fasziniert mich auf eine besondere Art und Weise. Denn dort wird praktiziert, was sich eigentlich in allen Bereichen des gesellschaftlichen Lebens durchsetzen sollte: die Bereitschaft zu einer produktiven Zusammenarbeit über vermeintliche Grenzen hinweg ohne Formalismus und bürokratischen Bereichdenkens.

Bei der Erstellung dieser Arbeit erlebte ich gerade diese Bereitschaft von zahlreichen Stellen. Daher möchte ich Herrn Stärk (Bayerische Hypotheken- und Wechselbank AG), Herrn Ragotzki (Bayerische Landesbank), Herrn Becker (Südwestdeutsche Landesbank), Herrn Kühn (Intelligent Financial Systems GmbH), Herrn Kistner (Public Financial Consult), Herrn Knöpfel (Knöpfel Neuronale Software), Frau Ologge (Scientific Computers GmbH), Frau Storm und Herrn Pampus (beide von der Siemens Nixdorf Informationssysteme AG) für die Unterstützung bei meiner Literatursammlung und für das bereitgestellte Informationsmaterial herzlich danken.

Innerhalb der Landesgirokasse machten mir Herr Flacke, Herr Hirschberg, Herr Hohneker und Herr Strohmeier zahlreiche Quellen und Informationen zugänglich, wofür ich mich an dieser Stelle herzlich bedanken möchte.

Besonders danken möchte ich Herrn Siegert von der Landesgirokasse, der mich spontan bei diesem Thema unterstützte und mir mit zahlreichen Tips und Anregungen auch während meiner Praxisphase zur Seite gestanden hat.

Nicht zuletzt möchte ich mich bei Herrn Prof. Dr. Gramlich für die sachkundige und engagierte Betreuung meiner Diplomarbeit bedanken.

Lorch, im Mai 1995

Thomas Wüst

**Inhaltsverzeichnis:**

<b>I. Relevanz von Zinsprognosen</b>	1
1. Prognoseproblematik der Zinsentwicklung und ihre Bedeutung für die Marktteilnehmer	1
2. Themenabgrenzung und Gang der Untersuchung	4
3. Dimensionen des Zinsbegriffs	6
<b>II. Chancen und Grenzen von Zinsprognosen: Kapitalmarkttheoretische Ansätze als Erklärungsmodelle des Kursverhaltens</b>	7
1. Markteffizienzhypothese und Random-Walk-Theorie: Ergebnisse einer mechanistischen Weltanschauung	7
2. Nichtlineare Ansätze in der Kapitalmarkttheorie	
2.1 Coherent-Market-Hypothese: ein Phasenmodell der Kapitalmarktentwicklung	10
2.2 Deterministisches Chaos	12
<b>III. Traditionelle Methoden zur Vorhersage der Zinsentwicklung</b>	14
1. Prognoseverfahren der Fundamentalanalyse	14
1.1 Kalkül der Fundamentalanalyse	14
1.2 Partialanalytische Ansätze	15
1.3 Ökonometrische Strukturmodelle	16
2. Prognoseverfahren der Technische Analyse	18
2.1 Kalkül der Technischen Analyse	18
2.2 Chartanalyse	18
2.3 Momentum als markttechnischer Indikator	19
3. Gemischte Ansätze	20

<b>IV. Künstliche Neuronale Netze als ein innovativer Ansatz in der Zinsprognose</b>	21
1. Wissenschaftliche Einordnung eines neuronalen Ansatzes	21
1.1 Künstliche Intelligenz und Konnektionismus	21
1.2 Kalkül des neuronalen Ansatzes	23
2. Vom Neuron zur Zinsprognose: Aufbau und Funktionsweise eines neuronalen Netzwerks	25
2.1 Künstliches Neuron	25
2.2 Netzarchitektur und Modellierungskonzept	27
2.3 Aufbau und Problematik der Trainingsphase	29
2.3.1 Lernalgorithmen in KNN	29
2.3.2 Validierungskonzept zur Netzwerkoptimierung	31
3. Aktueller Forschungsstand: Problemfelder und Entwicklungstendenzen in der Prognosepraxis	33
3.1 Problematik der Lernverfahren	33
3.2 Black-Box-Diskussion	34
3.3 Neue Techniken	35
<b>V. Traditionelle Verfahren versus KNN: Vergleich der Prognosegüte, Effizienz und wissenschaftlichen Fundierung</b>	36
1. Prognosegüte der Verfahren	36
1.1 Prognosequalität	36
1.2 Trefferquoten und Prognosehorizont	37
2. Effizienz und Kosten der Verfahren	39
3. Einordnung der Prognoseverfahren in den kapitalmarkttheoretischen Kontext	40
4. Prognoserisiko	42

	Seite
<b>VI. Resümee und Ausblick</b>	42
<b>Anlage 1</b> Dominante Zinseinflußfaktoren	43
<b>Anlage 2</b> Prognoseverfahren der technischen Analyse	44
<b>Anlage 3</b> Übersicht der verschiedenen KNN-Architekturen	45
<b>Anlage 4</b> Aufbau und Training eines KNN	46

**Abbildungsverzeichnis:**

	Seite
Abb. 1: Veränderungen der Zinsstrukturkurven als Ausdruck zunehmender Volatilität	3
Abb. 2: Kursverlauf des Bund-Futures im Vergleich zu den 10-Jahres-Renten-Renditen	6
Abb. 3: Typische Marktphasen gemäß der CMH	11
Abb. 4: Einordnung der kapitalmarkttheoretischen Ansätze	14
Abb. 5: Einfluß der amerikanischen Zinsen auf den deutschen Kapitalmarkt	15
Abb. 6: Regressionsgerade und Streuungsdiagramm	16
Abb. 7: Trenderkennung mit Hilfe der Chartanalyse	19
Abb. 8: Bund-Future-Kurs und Momentum	20
Abb. 9: Biologische Nervenzellen	23
Abb.10: Modell des Marktgeschehens	24
Abb.11: Künstliches Neuron	26
Abb.12: Formen der Schwellenwertfunktion	26
Abb.13: Das Multi-Layer-Perceptron als ein Feedforward-Modell	28
Abb.14: Die Bedeutung der Hiddenschicht	30
Abb.15: Problematik des Overlearnings	32
Abb.16: Aufteilung der Inputdaten	32
Abb.17: Standort der neuronalen Netze	40

**Tabellenverzeichnis:**

	Seite
Tab. 1: Die Problematik von Zinsprognosen	1
Tab. 2: Formen der Informationseffizienz	8
Tab. 3: Dominante Zinseinflußfaktoren auf der Basis eines KNN	34
Tab. 4: Richtungsprognosen des Kapitalmarktzinses mit KNN	38

**Abkürzungsverzeichnis:**

a.a.O.	am angegebenen Ort
Abb.	Abbildung
Aufl.	Auflage
B.Bl.	Betriebswirtschaftliche Blätter
bearb.	bearbeitet
bzw.	beziehungsweise
CMH	Coherent-Market-Hypothese
d.h.	das heißt
DBW	Die Betriebswirtschaft
DM	Deutsche Mark
erg.	ergänzte
f.	folgende
ff.	fortfolgende
Hrsg.	Herausgeber
J.	Jahr
Jg.	Jahrgang
KNN	Künstliches Neuronales Netzwerk
KI	Künstliche Intelligenz
MEH	Markteffizienzhypothese
NWP	Neue-Wirtschafts-Presse
Nr.	Nummer
p.a.	per anno
PC	Personal Computer
PFC	Public Financial Consulting
RWT	Random-Walk-Theorie
S.	Seite
T-Bond	Treasury-Bond
u.a.	und andere
überarb.	überarbeitete
U.S.	United States
vgl.	vergleiche
vollst.	vollständig
z.B.	zum Beispiel

"Das Streben des Menschen, den Zukunftsschleier zu lüften  
und den Gang der Dinge vorauszubestimmen, ist ebenso  
alt wie sein Bestreben, die Außenwelt zu erkennen."

Nikolai D. Kondratjew

## I. Relevanz von Zinsprognosen

### 1. Prognoseproblematik der Zinsentwicklung und ihre Bedeutung für die Marktteilnehmer

Am Ende des Jahres 1993 waren sich zahlreiche Finanzanalysten<sup>1</sup> einig und prognostizierten für das kommende Jahr eine Fortsetzung des Zinssenkungsprozesses am deutschen Kapitalmarkt. Bereits am Anfang des Jahres 1994 kündigte sich jedoch eine Zinswende an, welche die Vorhersage der Analysten geradezu auf den Kopf stellte. Die Tab. 1 verdeutlicht beispielhaft das Ausmaß dieser Fehlprognose.

Laufzeit	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Zinsprognose 31.12.1994 <sup>2</sup>	4,30 %	4,50 %	4,70 %	4,85 %	5,00 %	5,10 %	5,20 %	5,30 %	5,40 %	5,50 %
Ist-Zinssätze 31.12.1994 <sup>3</sup>	5,97 %	6,64 %	7,00 %	7,24 %	7,42 %	7,54 %	7,64 %	7,72 %	7,78 %	7,83 %

Tab. 1: Die Problematik von Zinsprognosen

Vor diesem Hintergrund argumentieren die Finanzanalysten jedoch, daß derjenige, der "... den Tatbestand ständiger Fehlprognosen mit ironischen Kommentaren versieht, .. den Sinn unternehmerischen Handelns ebenso wie die Funktion der Marktwirtschaft"<sup>4</sup> verkennt. Diese Argumentation stützt sich auf die Erkenntnis, daß Prognosen in einer unsicheren Welt die Voraussetzung für eine zielorientierte und rationale Entscheidungsfindung der Menschen sind<sup>5</sup>. Dabei haben Prognosen primär die Aufgabe, Aussagen über zukünftige Ereignisse zu machen, "... die nicht oder kaum durch denjenigen gestaltbar sind, der die Prognose vornimmt"<sup>6</sup>. Die Marktteilnehmer versuchen sich durch zukunftsbezogenes Handeln möglichst frühzeitig an Entwicklungen anzupassen, auf die sie selbst keinen

<sup>1</sup> vgl. z.B. Schubert, W. (1993): *Lange Strecke*, in: WirtschaftsWoche, Heft Nr. 51/1993, S. 100;  
Groß-Kaun, K. (1993): *Zinsen - auf neuen Tiefen*, in: BörseOnline, Heft Nr. 47/1993, S. 10-15

<sup>2</sup> Quelle: Groß-Kaun, K. (1993), a.a.O., S. 15

<sup>3</sup> Quelle: Kapitalmarktstatistik der Deutsche Bundesbank, Februar 1995, S.37

<sup>4</sup> Schober, S. / Zmarzly, J. (1992), *"Zins-Prognose-Generator" hat Modellcharakter*, in: B.Bl., Heft 09/92, S. 500

<sup>5</sup> vgl. Stöttner, R. (1989), *Finanzanalyse. Grundlagen der markttechnischen Analyse*, München, Wien 1989, S. 35

<sup>6</sup> Gabler *Wirtschafts-Lexikon*, Wiesbaden 1992, S. 2679

direkten Einfluß nehmen können. Gerade weil die Zinsentwicklung am Kapitalmarkt nicht entscheidend durch einen einzelnen Marktteilnehmer beeinflußt werden kann, haben Zinsprognosen auf makro- und mikroökonomischer Ebene eine wichtige Bedeutung.

Aus makroökonomischer Sicht hat die Zinsentwicklung einen erheblichen Einfluß auf die konjunkturelle Situation einer Volkswirtschaft<sup>7</sup>. Denn bei steigenden Zinsen erhöhen sich die Kosten der Kapitalbeschaffung, was zu einer Verringerung der rentablen Investitionsvorhaben führt, die sich wiederum negativ auf die Produktionstätigkeit und den Arbeitsmarkt auswirken kann. Umgekehrt gelten sinkende Zinsen als Stimulator der Konjunktur. Der Staat als Träger von konjunkturpolitischen Entscheidungen hat somit einen Bedarf nach Zinsprognosen, der in Deutschland zum Teil durch den "Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung" gedeckt werden soll<sup>8</sup>.

Auf mikroökonomischer Ebene haben Zinsprognosen prinzipiell die Aufgabe, die Marktteilnehmer in ihrem Streben nach einer Minimierung der Zinskosten und einer Maximierung der Zinserträge zu unterstützen. Auf dieser Ebene haben traditionell die Kreditinstitute das größte Interesse an einer möglichst genauen Vorhersage der Zinsentwicklung. Ob für die Konditionen- und Produktgestaltung, den Eigenhandel, die Kundenberatung, die Öffentlichkeitsarbeit, die Planungsrechnung und das aktive Bilanzstrukturmanagement - in nahezu allen Bereichen bankwirtschaftlicher Betätigung werden Zinsprognosen benötigt<sup>9</sup>. Durch die zunehmende Ver selbständigung der großen Industrie-, Handels- und Dienstleistungskonzerne auf dem finanziellen Sektor (Disintermediation) steigt der Bedarf nach Zinsprognosen auch bei den Nichtbanken ständig<sup>10</sup>.

Durch die vielschichtige Bedeutung von Zinsprognosen für die Marktteilnehmer einer Volkswirtschaft entsteht ein Spannungsfeld zwischen dem Prognosebedarf und der Prognoseproblematik. Das Eingangsbeispiel hat gezeigt, daß bereits eine Richtungsprognose der Kapitalmarktzinsen für den Analysten ein großes Problem darstellen kann.

<sup>7</sup> vgl. Filc, W. (1992), *Theorie und Empirie des Kapitalmarktzinses*, Stuttgart 1992, S.20

<sup>8</sup> vgl. Kern, D. (1991), *Das schwierige Geschäft mit den Prognosen*, in: P.M.-Perspektive: Geld, Heft Nr. 91/023, S. 56

<sup>9</sup> vgl. Schminke, P (1992), *Zinsprognosen als Faktor für geschäftspolitische Entscheidungen*, in: Sparkasse, Heft 09/92, S.421-423; vgl. auch Schober, S. / Zmarzly, J. (1992), a.a.O., S. 502

<sup>10</sup> vgl. Dresdner Bank (1994), *Zinsmanagement*, Frankfurt 1994, S.8

Loistl vergleicht die Prognoseproblematik von Kapitalmarktentwicklungen mit den Problemen bei der Wettervorhersage<sup>11</sup>. Ähnlich wie das Wetter, hängen Kapitalmarktentwicklungen von zahlreichen Faktoren ab, deren Einfluß sich im Zeitablauf verändern kann. In diesem Zusammenhang konstatiert Peters: "The capital markets are our own creation; yet we do not understand how they work"<sup>12</sup>. Neben der Problematik, die Kausalstruktur von Kapitalmarktentwicklungen zu erfassen, erschwert das Phänomen der zunehmenden Volatilität ihre Prognostizierbarkeit. Wurden in der Vergangenheit vor allem die Aktienmärkte als volatil angesehen, nehmen seit den 80er Jahren auch die Kursschwankungen an den Rentenmärkten stark zu<sup>13</sup>. Eller sieht die Gründe für die steigende Zinsvolatilität in der gestiegenen Inflationserwartung, der Internationalisierung der Finanzmärkte, den zunehmenden Haushaltsdefiziten der führenden Industrienationen, dem Zusammenbruch des Systems von Bretton-Woods und dem Abbau von staatlichen Reglementierungen<sup>14</sup>. Die Erweiterung der Schwankungsbreiten innerhalb des EWS auf 15% und der starke Einfluß des Terminhandels auf die Kassamärkte können als weitere Gründe für die zunehmende Volatilität am Rentenmarkt angeführt werden. Die Abb.1 veranschaulicht die Schwankungsbreite der Zinsstrukturkurven am deutschen Rentenmarkt von 1992 bis 1994.

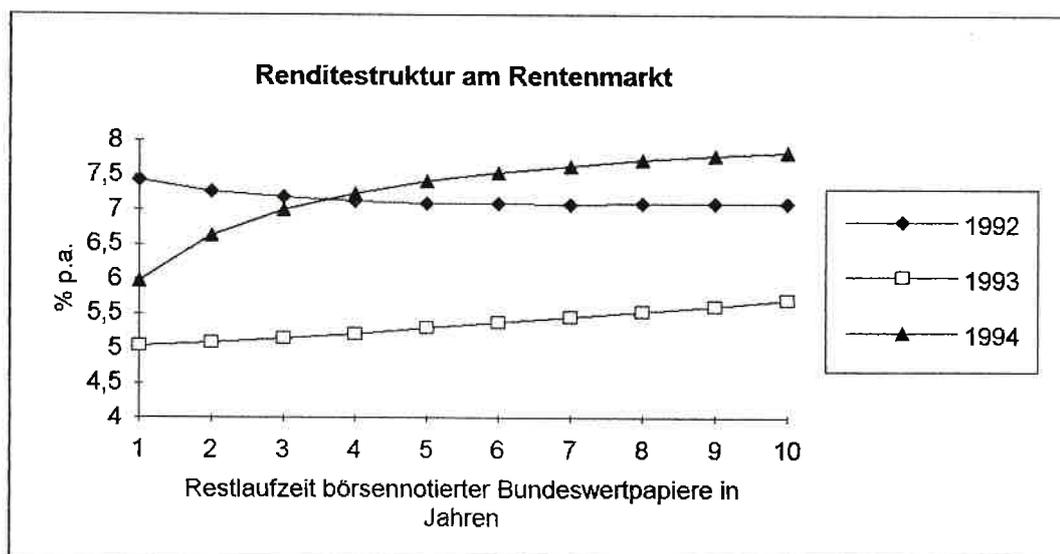


Abb. 1: Veränderungen der Zinsstrukturkurven als Ausdruck zunehmender Volatilität<sup>15</sup>

<sup>11</sup> vgl. Loistl, O. (1994), *Kapitalmarkttheorie*, München 1994, S. 92

<sup>12</sup> Peters, E. (1991), *Chaos and order in the capital markets*, New York u.a. 1991, S.3

<sup>13</sup> vgl. Grunow, A. (1987), *Portefeuille-Strategien für festverzinsliche Wertpapiere*, in: Rudolph, B. (Hrsg.): *Kapitalmarktanalyse. Institutionen, Instrumente und Anlagestrategien*, Frankfurt am Main 1987, S. 97

<sup>14</sup> vgl. Eller, R. (1994), *Zins- und Währungsrisiken optimal managen. Analyse, Risiko, Strategie*, Wiesbaden 1994

<sup>15</sup> Quelle: Kapitalmarktstatistik der Deutsche Bundesbank, Februar 1995, S.37 (die Renditeangaben beziehen sich jeweils auf das Jahresende)

Damit das Spannungsverhältnis zwischen der Prognoseproblematik und dem Prognosebedarf der Marktteilnehmer abgebaut werden kann, wurden zahlreiche Prognoseverfahren mit unterschiedlichster Konzeption entwickelt. Neben den herkömmlichen Verfahren der Technischen Analyse und der Fundamentalanalyse werden zunehmend auch Künstliche Neuronale Netzwerke in der Zinsprognose eingesetzt. Für die Marktteilnehmer stellt sich daher die Frage, welches Verfahren in der Praxis zu den besten Prognoseergebnissen führt. Über welches Prognoseverfahren können die komplexen Vorgänge, die die Zinsentwicklung beeinflussen, am besten erfaßt werden?

## **2. Themenabgrenzung und Gang der Untersuchung**

Im Rahmen dieser Arbeit werden die Technische Analyse und die Fundamentalanalyse als die traditionellen Methoden mit dem neuen Ansatz der Künstlichen Neuronalen Netzwerke zur Zinsprognose auf konzeptioneller Basis verglichen. Im Vordergrund steht dabei, inwieweit der Aufbau der verschiedenen Prognoseverfahren in den Kontext der kapitalmarkttheoretischen Ansätze eingeordnet werden kann und somit eine fundierte Basis für gute Prognoseergebnisse darstellt. Dabei wird der Schwerpunkt der Untersuchung auf die Analyse der Eignung von Künstlichen Neuronalen Netzwerken im Hinblick auf die Zinsprognose gesetzt.

Nach der Einleitung, in der auf die Notwendigkeit und Problematik von Zinsprognosen hingewiesen wurde, schließt das erste Kapitel mit einer Konkretisierung des Zinsbegriffs.

Im zweiten Kapitel werden aufeinander aufbauend verschiedene Ansätze aus der Kapitalmarkttheorie vorgestellt. Aus ihren Ansätzen zur Erklärung des Kursverhaltens werden prinzipielle Möglichkeiten und Grenzen von Zinsprognosen abgeleitet. Dabei werden die Prämissen der einzelnen Modelle kritisch auf ihre Realitätsnähe hin untersucht.

Das dritte Kapitel stellt die Technische Analyse und die Fundamentalanalyse als traditionelle Verfahren zur Prognose des Kapitalmarktzinses vor. Neben den Grundlagen werden ausgewählte Methoden und Theorien vorgestellt, welche nach Auffassung des Autors, die grundlegende Konzeption des jeweiligen Ansatzes verdeutlichen. Trotz der Distanz zwischen den "Fundamentalisten" und den "Technikern" gibt es auch gemischte Prognoseansätze, deren Hintergrund am Ende des dritten Kapitels kurz

erläutert wird. Um unnötige Wiederholungen zu vermeiden, wurde die kritische Würdigung der einzelnen Verfahren in den Vergleich des fünften Kapitels ausgegliedert.

Künstliche Neuronale Netzwerke (KNN) werden im vierten Kapitel als ein innovativer Ansatz zur Zinsprognose analysiert. Aus der kurzen Einführung in die Theorie der neuronalen Netzwerke wird eine ökonomische Interpretation des neuronalen Ansatzes abgeleitet. Vor dem Hintergrund der betriebswirtschaftlichen Eignung von KNN zur Zinsprognose werden die Konzeptionen verschiedener Netzwerkmodelle erläutert und diskutiert. Desweiteren wird eine Methodik vorgestellt, nach der ein neuronales Netzwerk zum Einsatz in der Zinsprognose entwickelt werden kann. Am Ende des Kapitels werden neue Tendenzen sowie der augenblickliche Stand der Forschung im Bereich der KNN aufgezeigt.

Im fünften Kapitel werden die erläuterten Prognoseverfahren über ausgewählte Kriterien miteinander verglichen. Die wissenschaftliche Fundierung der Prognosemethoden im Hinblick auf die kapitalmarkttheoretischen Ansätze aus Kapitel II wird dabei als wichtigstes Vergleichskriterium herangezogen. Praktische Ergebnisse und Erfahrungen anderer Autoren mit den Prognoseverfahren im Bereich der Zinsprognose verleihen dem Vergleich den notwendigen empirischen Bezug. Am Ende wird der Frage nachgegangen, wie der Unsicherheitsaspekt von Prognosen im Zusammenhang mit den Verfahren bewertet werden muß.

Im Resümee werden die Ergebnisse des Vergleichs kurz zusammengefaßt. Als Ausblick werden eigene Erfahrungen des Autors mit dem Einsatz von KNN zur Zinsprognose eingebracht, die als Anregung für den Forschungsdrang experimentierfreudiger Leser zu verstehen sind.

Der Zinsbegriff bezieht sich innerhalb dieser Arbeit auf die langfristigen Kapitalmarktzinssätze. Ähnlich wie die Umlaufrendite repräsentiert der Bund-Future spätestens seit seiner Einführung an der DTB im November 1990 in Börsenberichten die aktuelle Lage am Kapitalmarkt. Sein Basiswert ist eine synthetische Bundesanleihe mit einem Nominalzins von 6% und einer Restlaufzeit zwischen 8,5 und 10 Jahren. Die Kursentwicklung des Bund-Futures erfolgt wie die Kursentwicklung an den Kassamärkten umgekehrt proportional zur Zinsentwicklung, wie die Abb. 2 verdeutlicht. Innerhalb dieser Arbeit wird daher beispielhaft der Kursverlauf des Bund-Futures zur Veranschaulichung der einzelnen Prognoseverfahren herangezogen.

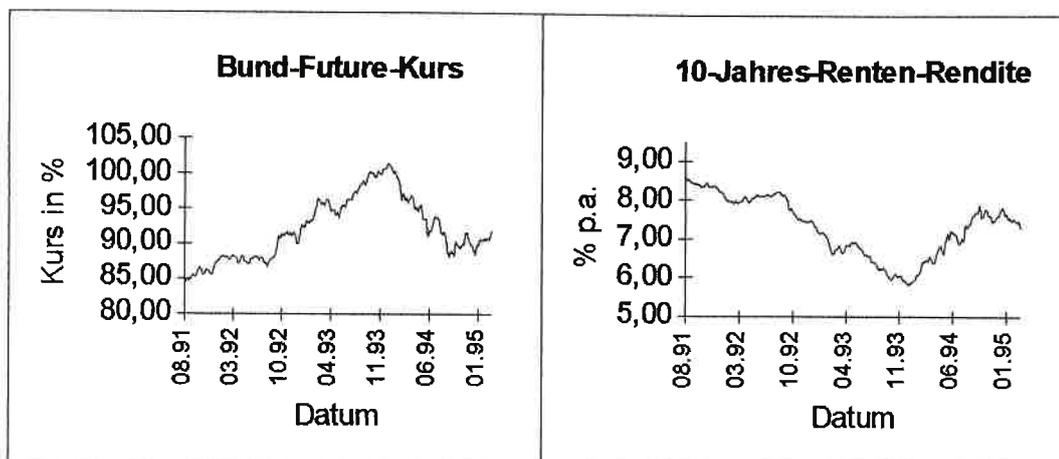


Abb. 2: Kursverlauf des Bund-Futures im Vergleich zu den 10-Jahres-Renten-Renditen<sup>16</sup>

Aus Gründen der besseren Lesbarkeit, werden Künstliche Neuronale Netzwerke (KNN) im folgenden auch als neuronale Netze bezeichnet.

### 3. Dimensionen des Zinsbegriffs

Gemeinhin ist der Zins definiert als der "Preis für die zeitliche Inanspruchnahme von Geldkapital (= Kredit), ausgedrückt in Prozenten und bezogen auf eine Periode (meistens 1 Jahr)"<sup>17</sup>. Aus güterwirtschaftlicher Sicht bezeichnen Duwendag u.a. den Zins als den "... Preis, den derjenige zahlen muß, der früher über Güter verfügen will, bzw. der demjenigen gezahlt wird, der zeitweise auf das Verfügungsrecht über Güter verzichtet"<sup>18</sup>. Somit liegt der Grund für einen positiven Zinssatz, den ein Geld- bzw. Kapitalanleger erhält, in der höheren Bewertung von Gegenwartsgütern im Vergleich mit Zukunftsgütern (Gegenwartspräferenz)<sup>19</sup>.

Innerhalb einer Volkswirtschaft gibt es keinen einheitlichen Zins, da sich die Höhe des Zinssatzes nach dessen Fristigkeit und der Bonität des Schuldners richtet<sup>20</sup>. Wichtige Unterscheidungskriterien für Zinssätze sind auch der Ort ihrer Bildung oder die Art ihrer Festsetzung<sup>21</sup>. So kenn-

<sup>16</sup> Quelle: Kursdaten vom 09.08.91 bis 17.03.95 auf Wochenbasis (Freitagskurse) aus der Datenbank der Neuen-Wirtschafts-Presse (NWP).

<sup>17</sup> Woll, A. (1990), *Allgemeine Volkswirtschaftslehre*, München 1990, S. 269

<sup>18</sup> Duwendag, D. u.a. (1993), *Geldtheorie und Geldpolitik. Eine problemorientierte Einführung mit einem Kompendium monetärer Fachbegriffe*, Köln 1993, S.193

<sup>19</sup> vgl. ebenda, S. 193; vgl. auch Filc, W. (1992), a.a.O., S. 27; sowie Fuhmann, W. (1987), *Geld und Kredit. Prinzipien monetärer Makroökonomik*, München, Wien 1987, S.227

<sup>20</sup> vgl. Fuhmann, W. (1987), a.a.O., S. 204 u. 211; vgl. auch Steinbring, R. (1985), *Die Fristigkeitsstruktur der Zinssätze. Ein portfoliotheoretischer Ansatz für inflationsfreie und inflationäre Wirtschaften*, Frankfurt am Main u.a. 1985, S.13

<sup>21</sup> Poddig, T. (1994), *Mittelfristige Zinsprognose mittels KNN und ökonomischer Verfahren*, in: Rehkugler H. / Zimmermann, H.G. (Hrsg.): *Neuronale Netze in der Ökonomie. Grundlagen und finanzwirtschaftliche Anwendungen*, München 1994, S. 214

zeichnet die Kapitalmarktzinsen, daß sie im Gegensatz zu den Diskont- und Lombardzinsen nicht durch die Bundesbank administrativ festgelegt, sondern marktmäßig an der Börse gebildet werden. Aus diesem Grund liefern die kapitalmarkttheoretischen Ansätze, welche die Charakteristika von Preisbildungsmechanismen an den Finanzmärkten erklären, wichtige Hinweise auf die Prognostizierbarkeit der Kapitalmarktzinsen.

## II. Chancen und Grenzen von Zinsprognosen: Kapitalmarkttheoretische Ansätze als Erklärungsmodelle des Marktverhaltens

Die Zinsentwicklung wird durch das Kapitalangebot und die Kapitalnachfrage am Rentenmarkt bestimmt. Die börslichen Preisbildungsmechanismen sind dafür verantwortlich, daß mit einer Erhöhung der Kapitalnachfrage bzw. einer Reduzierung des Kapitalangebots sinkende Wertpapierkurse und steigende Zinsen einhergehen. Da Kapital ein knappes Gut darstellt, hat insbesondere das Verhalten der Anleger als "Verkäufer von Kapital" eine wichtige Bedeutung für die Zinsentwicklung. Die Summe aller Verhaltensweisen ergibt das Marktverhalten, das die kapitalmarkttheoretischen Ansätze modellhaft zu erklären versuchen.

### 1. Markteffizienzhypothese und Random-Walk-Theorie: Ergebnisse einer mechanistischen Weltanschauung

Die Markteffizienzhypothese (MEH) geht von einem rationalen Anlegerverhalten aus<sup>22</sup>. Dies bedeutet, daß die Anleger kursrelevante Informationen gleichartig bewerten und eine risikoaverse Anlagestrategie verfolgen<sup>23</sup>. Bei einer risikoaversen Anlagestrategie wählt der Investor stets diejenige Anlagealternative, die bei gleicher Ertragsersparung das geringste Risiko (Volatilität) aufweist.

Die MEH bezeichnet einen Kapitalmarkt als effizient, wenn "... die Wertpapierkurse zu jeder Zeit alle verfügbaren Informationen vollständig reflektieren"<sup>24</sup>. Die Markteffizienz bezieht sich daher auf die Informationseffizienz eines Kapitalmarktes, die nach ihrem Grad in drei Formen unterteilt werden kann<sup>25</sup>:

<sup>22</sup> vgl. Peters, E. (1991), a.a.O., S. 17

<sup>23</sup> vgl. Steiner, M. / Bruns, C. (1995), *Wertpapiermanagement*, Stuttgart 1995, S. 114

<sup>24</sup> ebenda, S. 36

<sup>25</sup> vgl. ebenda, vgl. auch Stöttner, R. (1989), a.a.O., S. 76 f.

Wertpapierkurse enthalten vollständige Informationen über...			
Grad der Informationseffizienz	die vergangene Kursentwicklung	öffentl. zugängliches Wissen	nichtöffentliches Wissen
schwach			
halb-streng			
streng			

Tab. 2: Formen der Informationseffizienz

Ist ein Rentenmarkt effizient im Sinne einer strengen Informationseffizienz, stellen die Wertpapierkurse Gleichgewichtspreise dar, in denen sämtliche Informationen, auch sog. Insiderinformationen, enthalten sind (vgl. Tab. 2). Die Kurse entsprechen dann zu jedem Zeitpunkt ihrem inneren Wert<sup>26</sup>. Sie verändern sich nur dann, wenn neue kursrelevante Informationen bekannt werden, die durch die rationale Bewertung der Marktteilnehmer sofort zu einer neuen Einschätzung der inneren Werte führen<sup>27</sup>. Da neue Informationen unabhängig voneinander am Markt auftauchen, besteht an einem effizienten Markt kein Zusammenhang zwischen den vergangenen und den zukünftigen Wertpapierkursen<sup>28</sup>. Daraus folgt ein zufälliger Verlauf der Kursentwicklung, der auch von der Random-Walk-Theorie postuliert wird<sup>29</sup>.

Eine Prognose der Zinsentwicklung wäre an einem effizienten Rentenmarkt unmöglich, weil Prognosen prinzipiell auf der Analyse vergangenheitsorientierter Daten basieren<sup>30</sup>. Die Kapitalanleger können an effizienten Märkten durch Prognosen keine überdurchschnittlichen Renditen erzielen, die die Erträge aus einer einfachen "buy-and-hold"-Strategie übertreffen<sup>31</sup>.

Diese Aussagen der MEH gelten jedoch nur unter den theoretischen Modellprämissen, daß sich die Investoren stets rational verhalten und sämtliche Informationen in den Wertpapierkursen enthalten sind. In der Realität zeigt sich, daß diese Voraussetzungen bereits durch die Kosten der Informationsbeschaffung, die zu einem unterschiedlichen Kenntnisstand der Anleger führen, keine Gültigkeit haben<sup>32</sup>. Desweiteren wird kritisiert, daß durch die subjektiven Interpretationsmöglichkeiten des Börsengeschehens die Anleger zu einer vollständig unterschiedlichen

<sup>26</sup> vgl. Steiner, M / Bruns, C. (1995), a.a.O., S. 271

<sup>27</sup> vgl. Peters, E. (1991), a.a.O., S. 13 f.

<sup>28</sup> vgl. ebenda, S. 14

<sup>29</sup> vgl. Hinder, A. (1983), a.a.O., S.87

<sup>30</sup> vgl. Stöttner, R. (1989), a.a.O., S. 37

<sup>31</sup> vgl. ebenda, S.84

<sup>32</sup> vgl. Hinder, A (1983), a.a.O., S. 93

Erwartungshaltung kommen können<sup>33</sup>. Auch die verschiedenen Anlagehorizonte und Anlagemotive kurzfristig-orientierter Trader und langfristig-orientierter Investoren führen zu unterschiedlichen Markteinschätzungen.

Massenpsychologische Phänomene (z.B. Herdentrieb), irrationale Entscheidungen von Individuen (z.B. Spieltrieb) und zeitlich versetzte Reaktionen der Anleger auf Informationen (z.B. Trägheit) zeigen ebenfalls, daß die Kursentwicklung an der Börse nicht nur von rational handelnden Anlegern bestimmt wird<sup>34</sup>.

Diese Marktunvollkommenheiten, die in der Praxis durchaus vorkommen, werden durch die MEH nicht erfaßt. Die Komplexität des Anlegerverhaltens wird innerhalb der MEH durch eine sehr vereinfachende Modellvorstellung ersetzt. Es ist das Ergebnis einer mechanistischen Weltanschauung, wenn davon ausgegangen wird, daß aus einer vereinfachenden Theorie heraus Schlußfolgerungen für die komplexe Praxis möglich sind<sup>35</sup>. Bereits im Jahre 1889 erkannte Poincaré, daß durch die Vernachlässigung einzelner Faktoren bei der Analyse komplexer Systeme gänzlich falsche Schlußfolgerungen entstehen können<sup>36</sup>.

Somit haben die pessimistischen Aussagen der MEH über die Prognostizierbarkeit von Kursentwicklungen nur in Verbindung mit den Modellvorstellungen Gültigkeit und müssen für die Praxis erheblich angezweifelt werden. Die Forderung nach einer umfangreicheren theoretischen Erklärung des Zusammenhangs zwischen dem Anlegerverhalten und der Kursentwicklung wird vor diesem Hintergrund verständlich. Die nichtlinearen Ansätze der Kapitalmarkttheorie sollen dieser Forderung gerecht werden, indem sie auch Marktunvollkommenheiten in Form eines nichtlinearen Anlegerverhaltens berücksichtigen.

---

<sup>33</sup> vgl. Peters, E. (1991), a.a.O., S.38

<sup>34</sup> vgl. ebenda; vgl. auch Steiner, M./Bruns, C.(1995), a.a.O., S. 40-43

<sup>35</sup> vgl. Kosko, B. (1993), *fuzzy-logisch. Eine neue Art des Denkens*, New York 1993, S. 18ff.

<sup>36</sup> vgl. Scriba, J. (1993), *Auf dem Weg ins deterministische Chaos ging der Laplacesche Dämon verloren*, in: Geo Wissen: Chaos und Kreativität, Hamburg 1993, S. 54

## 2. Nichtlineare Ansätze in der Kapitalmarkttheorie

### 2.1 Coherent-Market-Hypothese: ein Phasenmodell der Kapitalmarktentwicklung

Die Coherent-Market-Hypothese (CMH) stellt eine Erweiterung der Markteffizienzhypothese dar, in der die rationalen Erwartungen auf der Ebene des Individuums mit dem massenpsychologischen Phänomen des Gruppenverhaltens zu einem Phasenmodell der Kapitalmarktentwicklung ergänzt werden<sup>37</sup>. Die CMH geht auf die "Theory of Social Imitation" zurück, die ein nichtlineares statistisches Modell darstellt und "... die Entwicklungs- und Polarisationsmechanismen der Entscheidungsfindung in sozialen Gruppen zu erklären"<sup>38</sup> versucht.

Dabei erklärt die "Theory of Social Imitation" das gesellschaftliche Phänomen, daß zu bestimmten Zeiten innerhalb einer Gruppe keine übereinstimmende Meinung herrscht, während zu einem anderen Zeitpunkt ein vollständig konformes Gruppenverhalten vorliegt<sup>39</sup>. Von der aktuellen fundamentalen Situation hängt es ab, inwieweit die Anleger ihre individuelle Entscheidungsfindung aufgeben und durch eine vorherrschende Meinung ersetzen. Die CMH geht davon aus, daß die Anleger in einem positiven oder negativen fundamentalen Umfeld eher dazu bereit sind, einem Herdentrieb folgend die vorherrschende Meinung zu akzeptieren. Nur in einem neutralen fundamentalen Umfeld neigen die Anleger zu einer individuellen Entscheidungsfindung auf rationaler Basis. Die CMH bietet daher einen Erklärungsansatz für die Entstehung und das Abklingen von Trends, die sich auch am Rentenmarkt beobachten lassen.

Vaga ermittelt den aktuellen Marktzustand über eine Funktion in Abhängigkeit von dem Grad des Gruppenverhaltens und der fundamentalen Situation am Kapitalmarkt<sup>40</sup>. Er kategorisiert dabei vier verschiedene Marktzustände, deren Übergänge jedoch fließend sind: den Coherent Bull Markt, den Coherent Bear Markt, den chaotischen Markt und den effizienten Markt (vgl. Abb.3)

<sup>37</sup> vgl. Vaga, T. (1990), *The Coherent Market Hypothesis*, in: Financial Analysts Journal, Heft Nov. / Dez. 1990, S. 36-49

<sup>38</sup> Wittkemper, H.-G. (1994), *Neuronale Netze als Hilfsmittel zur Rendite- und Risikoschätzung von Aktien*, Köln 1994, S. 202

<sup>39</sup> vgl. ebenda

<sup>40</sup> vgl. Vaga, T. (1990), a.a.O., S. 40

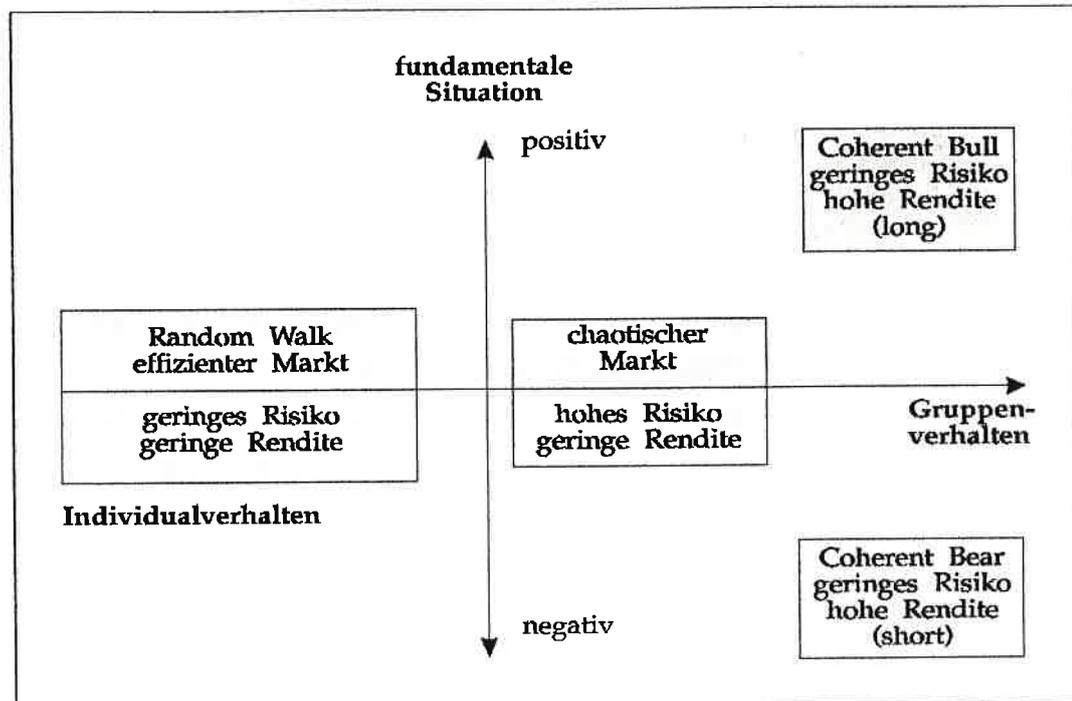


Abb. 3: Typische Marktphasen gemäß der CMH<sup>41</sup>

In einem Coherent-Bull- bzw. Bear-Markt bilden sich durch ein ausgeprägtes Gruppenverhalten und starke fundamentale Einflüsse Trends, deren Entwicklung prognostizierbar ist<sup>42</sup>. Die vorherrschende Meinung erzeugt eine Sogwirkung, so daß neuen gegen den Trend gerichtete Informationen weniger Bedeutung beigemessen wird.

In einem chaotischen Marktzustand fehlen die fundamentalen Einflüsse, die einen deutlichen Trend erzeugen<sup>43</sup>. Es bestehen jedoch gewisse Meinungsbilder zwischen Anlegergruppen, wobei noch nicht klar ist, ob sich die Optimisten ("Bullen") oder Pessimisten ("Bären") durchsetzen. Das Marktverhalten ist in dieser Phase nur schwer prognostizierbar.

Aus der Abb. 3 geht jedoch auch hervor, daß die MEH ein Spezialfall der CMH darstellt. Die CMH schließt eine Random-Walk-Phase der stochastischen Kursentwicklung, in der keine Prognosen möglich sind, nicht aus. Aufgrund der Kritikpunkte an der MEH muß jedoch bezweifelt werden, ob es eine Phase überhaupt gibt, in der von einem effizienten Markt gesprochen werden kann. Für den Prognostiker liefert die CMH daher einen unbefriedigenden Eklärungsansatz des Marktverhaltens. Die zentralen Kritikpunkte an der MEH können nicht durch eine bloße Erweiterung um anderen Marktphasen eliminiert werden. Es stellt sich vielmehr die Frage,

<sup>41</sup> vgl. Vaga, T (1990), a.a.O., S. 47; vgl. auch Wittkemper, H.-G. (1994), a.a.O., S. 206

<sup>42</sup> vgl. Vaga, T (1990), a.a.O., S. 47

<sup>43</sup> vgl. ebenda

ob sich hinter den augenscheinlich zufälligen Bewegungsmustern von Kursverläufen Gesetzmäßigkeiten verbergen, durch die das Verhalten der Kursentwicklung beschrieben werden kann.

## 2.2. Deterministisches Chaos

Neuere Ansätze beschreiben den Kapitalmarkt als ein chaotisches System<sup>44</sup> und basieren auf der Chaostheorie<sup>45</sup>. Dabei bietet die Chaostheorie einen Erklärungsansatz, der es ermöglicht, "... irreguläre Entwicklungen einzelner Systemgrößen endogen zu erklären, ohne dabei auf exogene stochastische Argumente zurückgreifen zu müssen"<sup>46</sup>. Demnach sollen an den Kapitalmärkten systeminterne Kausalstrukturen bestehen, durch die auch die zufällig erscheinenden Kursverläufe vorherbestimmt sind<sup>47</sup>. Diese Kausalstrukturen ergeben sich aus dem nichtlinearen rückgekoppelten Verhalten der Anleger. Dabei hat die Chaosforschung entdeckt, daß sich durch nichtlineare rückgekoppelte Funktionen sowohl geordnetes als auch chaotisches Systemverhalten modellieren läßt. Chaotische und geordnete Phasen können sich dadurch gegenseitig abwechseln.

Eine weitere Erkenntnis der Chaosforschung ist jedoch, daß durch die nichtlinearen Rückkoppelungseffekte ähnliche Wirkungen zu völlig unterschiedlichen Ergebnissen führen können. Daher gilt in chaotischen Systemen lediglich das schwache Kausalitätsprinzip<sup>48</sup>. Die Vorherbestimmtheit einer Entwicklung bedeutet nicht gleichzeitig ihre Vorherbestimmbarkeit, weshalb auch vom deterministischen Chaos gesprochen wird<sup>49</sup>. Unvermeidbare kleine Meß- und Rundungsfehler bei der Erfassung der Anfangsbedingungen können sich durch die nichtlinearen Rückkoppelungseffekte zu großen Fehlern im Endergebnis verstärken<sup>50</sup>.

<sup>44</sup> vgl. Peters, T (1991), a.a.O.; vgl. auch Kiehling, H. (1991), *Kurstürze am Aktienmarkt*, München 1991

<sup>45</sup> zur Einführung in die Chaostheorie vgl. z.B. Briggs, J. / Peat, D. (1993), *Die Entdeckung des Chaos. Eine Reise durch die Chaostheorie*, München 1993; sowie Geo-Wissen(1993): Chaos und Kreativität, Hamburg 1993

<sup>46</sup> Loistl, O. / Betz, I. (1994), *Chaostheorie*, München, Wien 1994, S. 3

<sup>47</sup> vgl. Deboeck, G. / Cader, M. (1994), *Trading U.S. Treasury Notes with a Portfolio of Neural Net Models*, in: Deboeck, G. (Hrsg.), *Trading on the edge*, New York 1994, S. 102f.

<sup>48</sup> vgl. Loistl, O./Betz, I. (1994), a.a.O., S. 6 f.

<sup>49</sup> vgl. Schulz, D.E. (1993), *Ordnung und Chaos in der Wirtschaft*, München 1993, S. 128

<sup>50</sup> vgl. Crutchfield, J. u.a. (1987), *Chaos*, in: Spektrum der Wissenschaft, Heft 02/1987, S.8

Im Rahmen der Chaostheorie ergeben sich für den Prognostiker von Kapitalmarktentwicklungen zwei grundlegende Konsequenzen: Zum einen besteht unabhängig davon, ob sich der Markt chaotisch oder geordnet verhält, die Möglichkeit, Kursentwicklungen auf kurzfristiger Basis zu prognostizieren. Dies setzt allerdings voraus, daß der Prognostiker die nichtlinearen Gesetzmäßigkeiten kennt, die den zukünftigen Verlauf der Kursentwicklung determinieren. Ein Problem ist dabei, daß einmal festgestellte Gesetzmäßigkeiten durch die dynamische Veränderung des Anlegerverhaltens im Zeitablauf ihre Gültigkeit verlieren können.

Aus der sensitiven Abhängigkeit der Kursentwicklung von den Anfangsbedingungen in chaotischen Marktphasen, folgt zum anderen jedoch die ernüchternde These, daß dann langfristige Prognosen nahezu unmöglich sind. Hier können jedoch die Forschungsergebnisse aus der fraktalen Geometrie<sup>51</sup> Abhilfe schaffen, die verschiedene Kursverläufe mit unterschiedlichem Zeithorizont auf Selbstähnlichkeit hin untersuchen<sup>52</sup>. Die zentrale Botschaft von Fraktalen ist, daß es auch Ordnung im Chaos gibt, die durch die deterministischen Kausalstrukturen erzeugt wird. Dieser Forschungszweig ist jedoch noch zu neu, weshalb noch keine brauchbaren Resultate in bezug auf Kapitalmarktentwicklungen vorliegen.

Auch ein empirisch fundierter Nachweis, daß Kursverläufe durch nicht-lineare rückgekoppelte Regelungsmechanismen dargestellt und prognostiziert werden können, wurde bislang nicht erbracht<sup>53</sup>. Die realistischen Modellvorstellungen der Chaostheorie können aber überzeugen, da sie eine konsequente Umsetzung des nichtlinearen Anlegerverhaltens bietet.

Abschließend muß daher festgestellt werden, daß der Pessimismus, den die MEH im Hinblick auf die Prognostizierbarkeit von Kursentwicklungen folgert, in der Praxis nicht geteilt werden muß. Durch neue Ansätze, welche die Prognostizierbarkeit von Kursentwicklungen sowohl in Trendphasen als auch kurzfristig in chaotischen Phasen unterstellen, erscheint ein größerer Optimismus für erfolgreiche Kursprognosen angebracht.

---

<sup>51</sup> zur Einführung in Fraktale vgl. z.B. Jürgens, H. u.a. (1989), *Fraktale - eine neue Sprache für komplexe Strukturen*, in: Spektrum der Wissenschaft, Heft 09/1989, S.106

<sup>52</sup> vgl. Löser, R. / Müller, B.(1994), *Die neue Dimension des Denkens*, in: bild der wissenschaft Heft Nr. 09/1994, S. 56

<sup>53</sup> vgl. Loistl, O./Betz, I. (1994), a.a.O., S.106 f.

Die Abb. 4 zeigt in einem Überblick das Verhältnis, das zwischen den drei Erklärungsmodellen des Kapitalmarktverhaltens besteht.

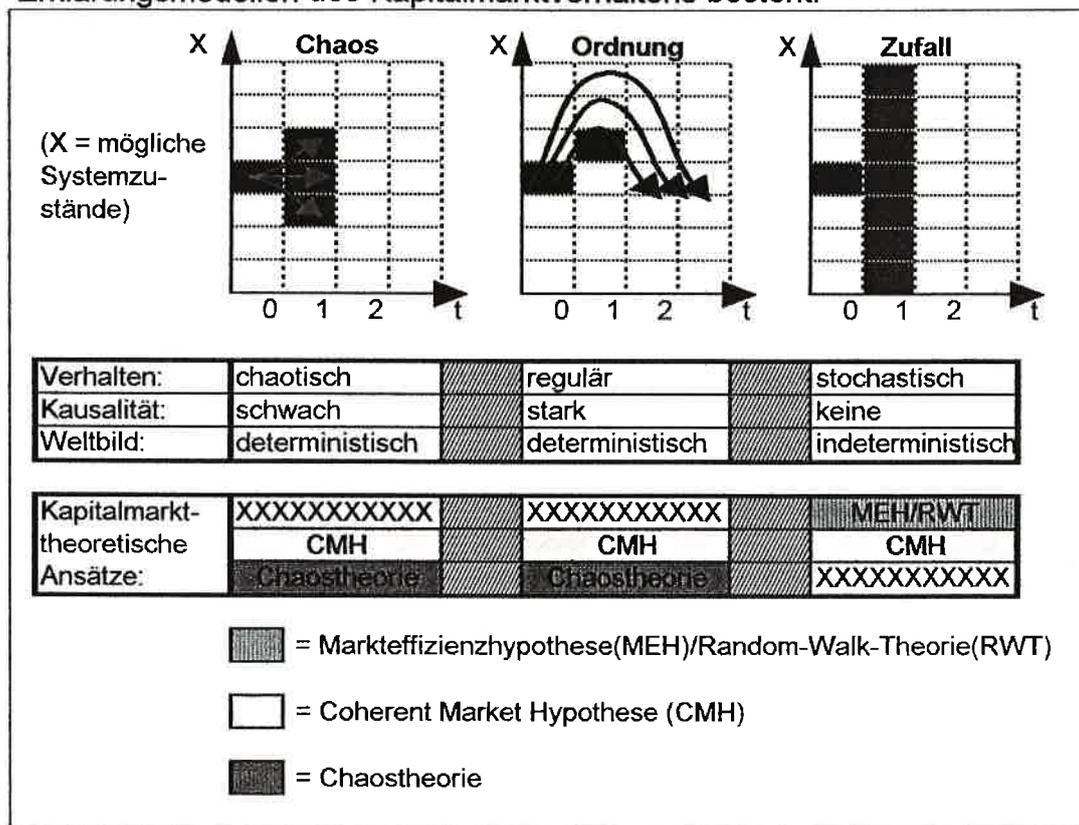


Abb. 4: Einordnung der kapitalmarkttheoretischen Ansätze<sup>54</sup>

Die Möglichkeit einer erfolgreichen Zinsprognose hängt offensichtlich stark davon ab, inwieweit es durch ein Prognoseverfahren gelingt, Marktunvollkommenheiten am Rentenmarkt systematisch zu erfassen. Die unterschiedlichen Prognoseansätze müssen daher im folgenden u.a. darauf untersucht werden, ob ihre Konzeption dieser Anforderung gerecht wird.

### III. Traditionelle Methoden zur Vorhersage der Zinsentwicklung

#### 1. Prognoseverfahren der Fundamentalanalyse

##### 1.1 Kalkül der Fundamentalanalyse

Die Fundamentalanalyse verfolgt das Ziel, auf der Basis "...eines theoretischen Deutungsmusters die fundamentalen Einflüsse einer jeweiligen (historisch einmaligen) Situation zu analysieren, um daraus Schlüsse für die zukünftige Zinsentwicklung abzuleiten"<sup>55</sup>. Dabei werden

<sup>54</sup> vgl. Schulz, D. (1993), a.a.O., S.123; vgl. auch Loistl, O. / Betz, I. (1994), a.a.O., S.98

<sup>55</sup> Ketzler, E. / Müller-Godeffroy, H.(1992), *Instrumente zur Zinsprognose im Wettbewerb*, in: Sparkasse, Heft 09/1992, S. 406

als theoretische Deutungsmuster die Zinstheorien<sup>56</sup> herangezogen, über die der "wahre" Zins im Sinne eines Gleichgewichtszinssatzes ermittelt werden soll<sup>57</sup>. Die Prognose der Zinsentwicklung erfolgt dann über einen Vergleich des aktuellen marktmäßigen Zinssatzes mit dem theoretischen Gleichgewichtszinssatz<sup>58</sup>. Liegt der aktuelle marktmäßige Zins über (unter) dem berechneten Gleichgewichtszins, so wird der aktuelle Zins als überbewertet (unterbewertet) eingestuft und ein Zinsrückgang (Zinsanstieg) vorausgesagt.

## 1.2 Partialanalytische Ansätze

Im Rahmen einer Partialanalyse werden bestimmte Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge aus dem umfassenden Wirtschaftsgeschehen herausgelöst und isoliert unter einer Ceteris-Paribus-Annahme untersucht<sup>59</sup>. Mit Hilfe der linearen Regressionsanalyse wird der Einfluß einer erklärenden Variable auf den Kapitalmarktzins überprüft, sowie ein eventueller zeitlicher Vorlauf des Einflusses ("Lag-Strukturen") ermittelt<sup>60</sup>. Die Abb. 4 und 5 zeigen beispielhaft den Einfluß des amerikanischen Kapitalmarktzins (repräsentiert durch den Zinssatz für 10-jährige US-Treasury Bonds) auf den deutschen Kapitalmarkt. Dabei wird der gleichgerichtete internationale Zinszusammenhang deutlich, weil steigende Zinsen in Amerika mit sinkenden Kursen in Deutschland einhergehen.

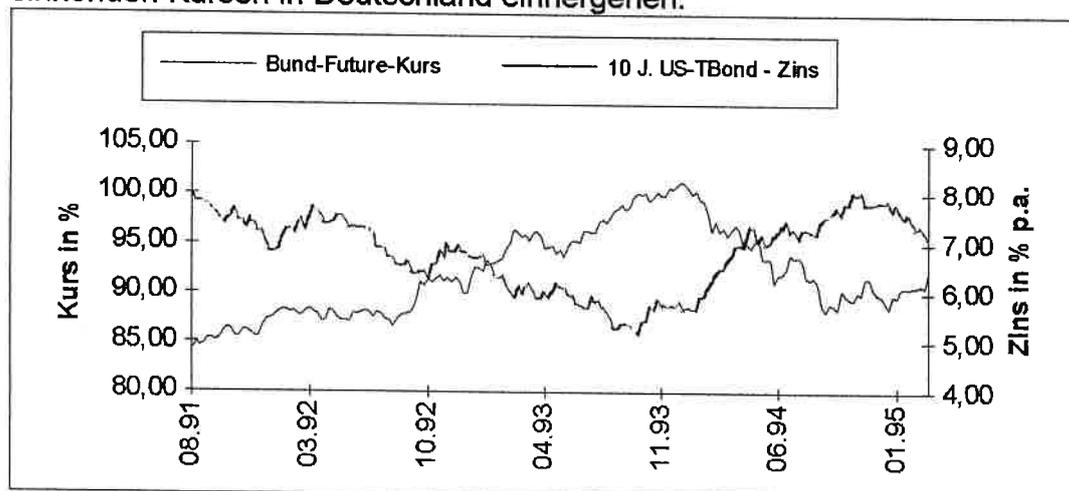


Abb. 5: Einfluß der amerikanischen Zinsentwicklung auf den deutschen Kapitalmarkt<sup>61</sup>

<sup>56</sup> i.A. wird zwischen monetaristischer und güterwirtschaftlicher Zinstheorie unterschieden, auf die hier nicht weiter eingegangen wird (vgl. dazu z.B. Filc, W. (1992); Jarchow, H.J.(1987))

<sup>57</sup> vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S. 215 u. 220

<sup>58</sup> vgl. ebenda

<sup>59</sup> vgl. Gabler (1992), a.a.O., S. 2541

<sup>60</sup> vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S. 221; vgl. auch zur linearen Regressionsanalyse: Bley Müller, J. u.a. (1992), *Statistik für Wirtschaftswissenschaftler*, München 1992, S. 139 ff.

<sup>61</sup> Daten vom 09.08.91 bis 17.03.95 auf Wochenbasis (Freitagskurse) aus der NWP-Datenbank

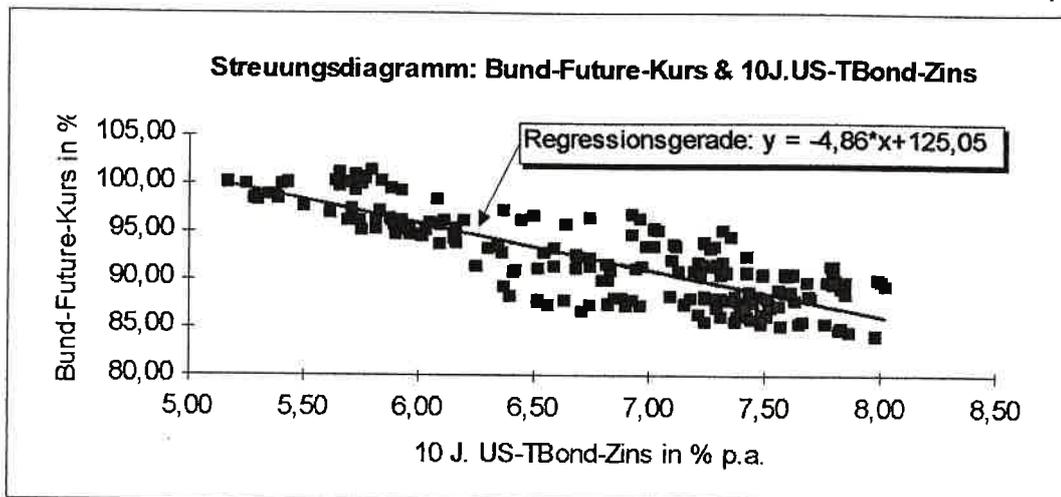


Abb. 6: Regressionsgerade und Streuungsdiagramm<sup>62</sup>

Jedoch sind diese monokausalen Erklärungsansätze nicht dazu geeignet, das wechselseitige Beziehungsgeflecht der Märkte, in dem sich die Zinsbildung vollzieht, vollständig zu erfassen<sup>63</sup>. In den 80er Jahren gab es durchaus Phasen, in denen steigende Zinssätze in Amerika mit fallenden Zinsen in Deutschland einhergingen<sup>64</sup>. Die Wirkung eines Einflußfaktors kann erst im Kontext mit anderen kursrelevanten Einflußfaktoren ermittelt werden. Aus diesem Grund werden ökonometrische Strukturmodelle abgeleitet, die eine reine Ceteris-Paribus-Annahme aufheben.

### 1.3 Ökonometrische Strukturmodelle

Ein Strukturmodell stellt "... das formalisierte Abbild eines vermuteten Kausalzusammenhangs zwischen einer zu erklärenden (abhängigen) Variablen und den sie erklärenden (unabhängigen) Variablen"<sup>65</sup> dar. Dabei werden lediglich ausgewählte dominante Zinseinflußfaktoren über die multiple lineare Regressionsanalyse in einem ökonometrischen Modell zusammengefaßt (vgl. Anlage 1)<sup>66</sup>. Bei der Bestimmung der dominanten Zinseinflußfaktoren kann es jedoch zu Konflikten zwischen den unterschiedlichen Ansätzen der Zinstheorie kommen<sup>67</sup>.

Filc betont vor diesem Hintergrund, daß sich der Analytiker nicht scheuen soll, bei "... der Einschätzung der Zukunft (der Zinsentwicklung, T.W.) Argumente zu verwenden, die "irgendwie" ökonomisch zu begründen sind,

<sup>62</sup> Daten vom 09.08.91 bis 17.03.95 auf Wochenbasis (Freitagskurse) aus der NWP-Datenbank

<sup>63</sup> vgl. Filc, W. (1992), a.a.O., S. 191

<sup>64</sup> vgl. ebenda, S.187

<sup>65</sup> ebenda, S. 227

<sup>66</sup> vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S. 223

<sup>67</sup> vgl. ebenda, S. 258-261

auch dann nicht, wenn dadurch Grenzen zwischen verschiedenen wirtschaftstheoretischen Paradigmen überschritten werden"<sup>68</sup>. Er fordert jedoch, daß die theoretischen Konzeptionen, die der Analyse zugrunde liegen, offengelegt werden müssen. Die unterschiedlichen Sichtweisen der strom- und bestandsorientierten Konzeptionen verdeutlichen, daß der Analyst zu diesem Vorgehen geradezu gezwungen ist<sup>69</sup>.

Der stromorientierte Ansatz der Zinsentwicklung geht davon aus, daß sich der Zins so lang verändert, wie der geplante Finanzierungsbedarf der Marktteilnehmer nicht mit dem geplanten Nettoangebot der privaten Haushalte zuzüglich der Liquiditätsversorgung durch die Zentralbank am Kapitalmarkt übereinstimmt<sup>70</sup>. Aus diesem Grund werden bei der Flow-of-funds-Analyse nur diejenigen ökonomischen Größen erfaßt, welche die Einnahmen- und Ausgabebeziehungen innerhalb einer Volkswirtschaft erfassen (z.B. Leistungsbilanzdefizit, Finanzierungsdefizite, Sparen)<sup>71</sup>.

Im Gegensatz zur Flow-of-funds-Analyse vertritt der bestandsorientierte Ansatz die These, daß Bestände und Bestandsanpassungen für die Zinsentwicklung einen dominierenden Einfluß haben, da die rein finanziellen Ströme am Kapitalmarkt nur einen Bruchteil der Wertpapierbestände ausmachen<sup>72</sup>. Durch das rationale Streben der Anleger nach einer optimalen Vermögensstruktur (Risiko-/Ertrags-Verhältnis), steigt der Kapitalmarktzins solange, bis die Investoren die Wertpapierrenditen als fair betrachten und bereit sind diese zu kaufen<sup>73</sup>.

Ogleich zwischen finanziellen Strömen und Beständen Abhängigkeiten bestehen, gibt es noch keinen theoretischen Ansatz, der beide Sichtweisen zu einem allgemeinen Gleichgewichtszinssatzmodell kombiniert<sup>74</sup>. Der Fundamentalanalyst versucht daher Strukturmodelle zu entwickeln, welche sich weniger an einer einzigen Theorie sondern vielmehr an der Realität ausrichten. Hervorzuheben ist jedoch, daß der Fundamentalanalyst jedes Prognoseergebnis kausal über fundamentale Wirkungszusammenhänge begründen kann.

---

<sup>68</sup> Filc, W. (1992), a.a.O., S. 165

<sup>69</sup> vgl. ebenda, S. 148; vgl. auch Duwendag, D. (1993), a.a.O., S.249 ff.

<sup>70</sup> vgl. Filc, W. (1992), a.a.O., S.149

<sup>71</sup> vgl. ebenda; vgl. auch Duwendag, D. (1993), a.a.O., S. 251

<sup>72</sup> vgl. Filc, W. (1992), a.a.O., S. 148

<sup>73</sup> vgl. ebenda; vgl. dazu auch das Kapitel I dieser Arbeit

<sup>74</sup> vgl. Filc, W. (1992), a.a.O., S. 149

## 2. Prognoseverfahren der Technischen Analyse

### 2.1 Kalkül der Technischen Analyse

Im Gegensatz zur Fundamentalanalyse, die den zukünftigen Kursverlauf durch die Auswertung von kursrelevanten exogenen Größen zu bestimmen versucht, konzentriert sich die Technische Analyse auf die Auswertung der historischen Kursdaten<sup>75</sup>. Dabei sieht die Technische Analyse in dem jeweiligen Marktpreis die beste Informationsquelle, da er die aktuellen Erwartungshaltungen der Marktteilnehmer und somit auch die fundamentalen Faktoren unmittelbar diskontiert<sup>76</sup>. Charles Dow formulierte in seiner Dow-Theorie den Grundgedanken der Technischen Analyse bereits im Jahre 1884 bezogen auf den US-Aktienmarkt<sup>77</sup>. Demnach bewegen sich Kursverläufe in Trends, wobei die Technische Analyse versucht, "... Änderungen in solchen Trends in einem möglichst frühen Stadium zu identifizieren und danach eine bestimmte Position durchzuhalten, bis eine Umkehr des Trends signalisiert wird"<sup>78</sup>. Zwischenzeitlich werden die technischen Analysemethoden universell auf allen Märkten, an denen standardisierte Güter organisiert gehandelt werden, eingesetzt<sup>79</sup>.

Damit aus der vergangenen Kursentwicklung zukünftige Trends abgeleitet werden können, bedient sich die Technische Analyse verschiedener Methoden, wie z.B. der Chartanalyse, Markttechnik, Sentimenttechnik und Zyklentechnik (vgl. Anlage 2)<sup>80</sup> sowie zeitreihenanalytischer Verfahren<sup>81</sup>.

### 2.2 Chartanalyse

Die Chartanalyse untersucht das vergangene Verlaufsmuster von Kursentwicklungen auf standardisierte Formationen, Unterstützungs-, Widerstands- und Trendlinien<sup>82</sup>, wie die Abb. 7 beispielhaft zeigt. Erfahrungswerte aus der Vergangenheit führen dann zu einer meist qualitativen Vorhersage der Zinsentwicklung, in Form einer Richtungsprognose.

<sup>75</sup> vgl. z.B. Welcker, J. (1991), *Technische Aktienanalyse. Die Methoden der technischen Analyse*, Zürich 1991, S.21; sowie Vorndran, P. / Schmittwolf, B.(1990), *Einstieg in die Chartanalyse*, Würzburg 1990, S.9

<sup>76</sup> vgl. Welcker, J. (1991), a.a.O., S. 21-23

<sup>77</sup> vgl. ebenda, S. 44

<sup>78</sup> Pring, M. (1990), *Handbuch Technische Kursanalyse*, Darmstadt u.a. 1990, S. XII

<sup>79</sup> vgl. ebenda, S.224 u. 273 - 348; vgl. Welcker, J. (1991), a.a.O., S. 196-208

<sup>80</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), *Das große Buch der technischen Indikatoren*, Rosenheim 1993, S. 12

<sup>81</sup> Verfahren der Zeitreihenanalyse sind z.B. ARIMA-Modelle; vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S.221

<sup>82</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), a.a.O., S.13f.

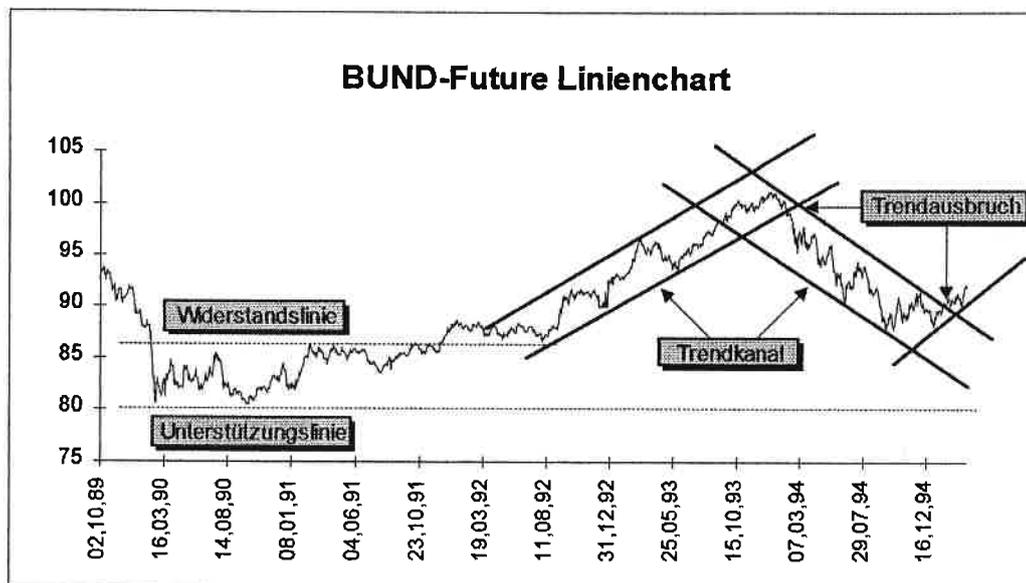


Abb. 7: Trenderkennung mit Hilfe der Chartanalyse<sup>83</sup>

Die einfache Handhabung der Charttechnik begründet ihren weiten Verbreitungsgrad in der Praxis. Aufgrund der vielfältigen subjektiven Interpretationsmöglichkeiten von Kursverläufen und der mangelnden wissenschaftlichen Fundierung wird die Charttechnik von der akademischen Fachwelt jedoch als ein "naiv-empirische Analysemethode" verworfen<sup>84</sup>. Mit der Markt- und Sentimenttechnik wurde daher eine Analysemethodik entwickelt, die zwar auf den Grundlagen der Technischen Analyse aufbaut, aber ihre Ergebnisse durch statistische Berechnungen objektiviert<sup>85</sup>.

### 2.3 Momentum als markttechnischer Indikator

Indikatoren-Konzepte transformieren den Kursverlauf in eine übersichtlichere Form und generieren daraus Kauf- und Verkaufssignale bzw. warnen vor Überhitzungsphasen<sup>86</sup>. Über Indikatoren sollen möglichst frühzeitig Signale erzeugt werden, die auf eine Trendänderung hindeuten.

Das Momentum stellt ein oszillierenden Indikator dar, der die Stärke einer Kursbewegung quantifiziert und somit als Frühindikator einen bevorstehenden Trendwechsel antizipieren soll<sup>87</sup>. Berechnet wird das Momentum über die Formel<sup>88</sup>: **Momentum = aktueller Kurs / Kurs vor n Tagen x 100**

<sup>83</sup> Quelle: Daten vom 02.10.89 bis 22.03.95 auf Tagesbasis aus der NWP-Datenbank

<sup>84</sup> vgl. Stöttner, R. (1989), a.a.O., S. 7

<sup>85</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), a.a.O., S.14

<sup>86</sup> vgl. ebenda, S.15

<sup>87</sup> vgl. Pring, M (1990), a.a.O., S. 91

<sup>88</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), a.a.O., S. 61

Ein steigendes (fallendes) Momentum kann gemäß der Formel als eine zunehmende positive (negative) Schwungkraft des Basistitels interpretiert werden. Da das Momentum als Oszillator um die 100%-Linie schwankt, ergeben sich Handelssignale, wenn das Momentum diese Linie schneidet<sup>89</sup>. So wird z.B. ein Kaufsignal generiert, wenn die 100%-Linie von unten nach oben durchbrochen wird (vgl. Abb. 8).

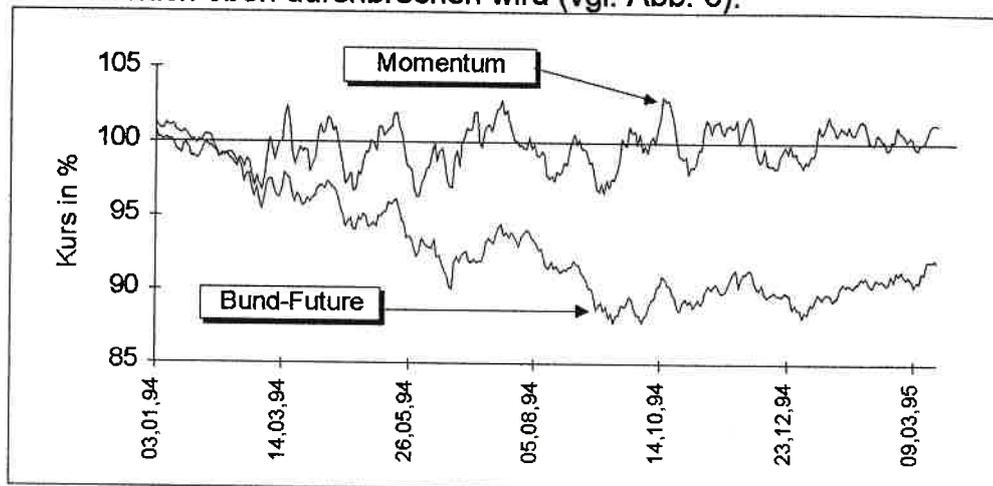


Abb. 8: Bund-Future-Kurs und Momentum<sup>90</sup>

Die mathematische Basis der Indikatorenkonzepte gewährleistet die Nachvollziehbarkeit ihrer Interpretation. Es kann jedoch nur die Signalgenerierung an sich nachvollzogen werden. Erklärungsansätze, warum sich eine Kursänderung ankündigt, liefern die Indikatorenkonzepte nicht.

### 3. Gemischte Ansätze

Obwohl die "Techniker" und "Fundamentalisten" einen unterschiedlichen Ansatz in der Prognosemethodik vertreten, gibt es vermehrt Bestrebungen, die unterschiedlichen Sichtweisen der Ansätze miteinander zu kombinieren. Diese Vorgehensweise beruht auf der Annahme, daß für eine Prognose der Zinsentwicklung fundamentale und technische Faktoren gleichermaßen einbezogen werden müssen.

Diese Ansätze resultieren daher eher aus der praktischen Erfahrung der Finanzanalysten als aus einer theoretischen Modellvorstellung<sup>91</sup>. In der Prognosepraxis verlassen sich die Finanzanalysten nicht auf die Ergebnisse eines Prognoseverfahrens, sondern kombinieren die Ergebnisse der verschiedenen Prognoseverfahren zu einer Gesamteinschätzung.

<sup>89</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), a.a.O., S.63

<sup>90</sup> Quelle: Daten vom 03.01.94 bis 22.03.95 auf Tagesbasis aus der NWP-Datenbank; das Momentum wurde mit dem Parameter  $n=10$  (Tage) berechnet

<sup>91</sup> vgl. Filc, W. (1992), a.a.O., S. 253 f.

"Die eigentliche Gefahr besteht nicht darin, daß Computer wie Menschen zu denken beginnen, sondern darin, daß Menschen wie Computer zu denken beginnen."  
**Sydney J. Harris**

### III. Künstliche Neuronale Netzwerke als ein innovativer Ansatz in der Zinsprognose

#### 1. Wissenschaftliche Einordnung eines neuronalen Ansatzes

##### 1.1 Künstliche Intelligenz und Konnektionismus

Mindestens genauso alt wie das Bestreben der Menschen, in die Zukunft zu blicken, ist das Bestreben der Menschen, möglichst intelligente Maschinen zu entwickeln. Seit den 90er Jahren haben Künstliche Neuronale Netzwerke eine derart hohe Popularität erreicht, daß man glauben könnte, durch sie werden beide Menschheitsträume zur gleichen Zeit verwirklicht. Obgleich neuronale Netzwerke im Bereich der Muster-, Sprach- und Schriftenerkennung, bei Optimierungsproblemen sowie für Finanzmarktprognosen<sup>92</sup> schon seit geraumer Zeit eingesetzt werden, muß ihre Leistungsfähigkeit kritisch und nicht euphorisch beurteilt werden.

KNN sind das Produkt der Forschungsarbeiten innerhalb der Künstlichen Intelligenz (KI)<sup>93</sup>. Dabei ist die KI ein Teilbereich der Informatik, der sich mit der menschlichen Denkfähigkeit beschäftigt und versucht, geistige Leistungen auf dem Computer zu simulieren<sup>94</sup>. Bis zum Anfang der 80er Jahre dominierte das symbolische Paradigma in der KI, das davon ausging, daß Intelligenz über Logikkalküle in Form von "Wenn-dann"-Regeln auf Expertensystemen modelliert werden kann<sup>95</sup>. Das Einsatzgebiet dieser Systeme ist jedoch auf diejenigen Problembereiche beschränkt, die bereits durch einen menschlichen Experten gelöst werden können und deren Lösungsweg zeitliche Stabilität aufweist<sup>96</sup>. Die Anwendung von Expertensystemen im Bereich der Zinsprognose ist daher äußerst problematisch.

<sup>92</sup> vgl. Lohrbach, T. (1994), *Einsatz von Künstlichen Neuronalen Netzen für ausgewählte betriebswirtschaftliche Problemstellungen und Vergleich mit konventionellen Lösungsverfahren*, Bovenden 1994

<sup>93</sup> zur Einführung in die KI vgl. z.B. Dengel, A. (1994), *Künstliche Intelligenz. Allgemeine Prinzipien und Modelle*, Mannheim u.a. 1994; vgl. auch Zilahi-Szabó, M. (1993), *Wirtschaftsinformatik. Anwendungsorientierte Einführung*, München, Wien 1993

<sup>94</sup> Loistl, O. (1992), *Computergestütztes Wertpapiermanagement*, München 1992, S. 575

<sup>95</sup> vgl. Rehkugler, H. / Poddig, T. (1992), *Neuronale Netze im Bankbetrieb*, in: Die Bank, Heft 07/1992, S. 413 f.

<sup>96</sup> vgl. Dengel, A. (1994), a.a.O., S. 23

Zum einen gibt es noch keine einheitliche Expertenmeinung zur Lösung der Prognoseproblematik und zum anderen verändert sich die Wirkung von zinsrelevanten Einflußfaktoren im Zeitablauf, weshalb einmal aufgestellte Lösungsansätze mit der Zeit ihre Gültigkeit verlieren können<sup>97</sup>.

Nicht zuletzt durch das beschränkte Einsatzgebiet von Expertensystemen wurde seit den 80er Jahren das subsymbolische Paradigma der KI, das auch als Konnektionismus bezeichnet wird, verstärkt erforscht. Der Konnektionismus postuliert, daß Intelligenz nur durch eine Nachahmung der biologischen Vorgänge innerhalb des Gehirns künstlich erzeugt werden kann<sup>98</sup>. Durch die Komplexität der Gehirnfunktionen hat sich der Konnektionismus zu einer interdisziplinären Wissenschaft entwickelt, die neben der Mathematik, Physik, Informatik und Psychologie und Linguistik auch die Neurobiologie und Neurophysiologie umfaßt<sup>99</sup>. Aufgrund der theoretischen Defizite innerhalb der Gehirnforschung kann der Konnektionismus jedoch nicht als eine ganzheitliche Wissenschaftsdisziplin bezeichnet werden. Vielmehr versuchen die Konnektionisten die bisher bekannten Vorzüge der neuronalen Informationsverarbeitung in vereinfachter Form auf mathematische Modelle zu übertragen<sup>100</sup>. Diese Modelle werden Künstliche Neuronale Netzwerke genannt.

Die Vorteile der neuronalen Informationsverarbeitung liegen in ihrer Parallelität, Adaptivität (Lernfähigkeit) und Robustheit<sup>101</sup>. So arbeiten innerhalb des menschlichen Gehirns ca. 10 - 100 Milliarden Nervenzellen parall nebeneinander<sup>102</sup>. Dabei werden Informationen über die Nervenzellen mittels elektrochemischer Impulse, die sie über die Dendriten als Eingangssignale empfangen, übertragen. Erst wenn die gesammelten Impulse innerhalb einer Nervenzelle einen bestimmten Schwellenwert überschreiten, wird sie selbst aktiv und sendet ein neues Signal über das Axon an nachgelagerte Neuronen (vgl. Abb.9). Nach dem heutigen Stand der Forschung erfolgt die Informationsspeicherung dezentral an den Verbindungen der einzelnen Nervenzellen: den Synapsen. Sie gewichten die

<sup>97</sup> vgl. Klöppel, B. / Ruhland, J. (1990), *Künstliche Intelligenz und neuronale Netze*, in: Chip-Professional: Programmieren, Heft Nr. 09/1990, S. 20

<sup>98</sup> vgl. Dengel, A. (1994), a.a.O., S. 106

<sup>99</sup> vgl. Allmann, W. (1990), *Menschliches Denken - Künstliche Intelligenz*, München 1990, S.29

<sup>100</sup> vgl. Mazetti, A. (1992), *Praktische Einführung in Neuronale Netze*, Hannover 1992, S.15

<sup>101</sup> vgl. Kratzer, K.P. (1991), *Neuronale Realisierung von Prognoseverfahren*, in: Nakhaeizadeh, G. / Vollmer, K.-H. (Hrsg.), *Anwendungsaspekte von Prognoseverfahren*, Heidelberg 1991, S. 73

<sup>102</sup> ein ausführlicher Überblick über den Stand der Neurobiologie findet sich in: Rojas, R. (1993) *Theorie der neuronalen Netze*, Berlin u.a. (1993), S. 3-26

eingehenden elektrochemischen Impulse vorgelagerter Nervenzellen und verändern ihre "Gewichte" bei einem Lernvorgang.

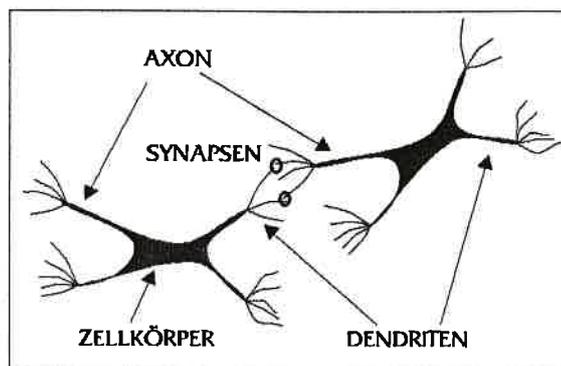


Abb. 9: Biologische Nervenzellen<sup>103</sup>

Diese sehr vereinfacht dargestellten Abläufe innerhalb des Gehirns bilden die Grundlage für den Aufbau eines KNN. Es unterscheidet sich daher grundlegend von Expertensystemen, da es nicht programmiert werden muß, sondern über Beispielfälle trainiert wird, um daraus Muster und Strukturen selbständig zu lernen<sup>104</sup>. Aufgrund ihrer Lernfähigkeit eignen sich neuronale Netze im Gegensatz zu Expertensystemen gerade für diejenigen Problemstellungen, "... für die man zwar vermutet, welche Informationen für die Lösung notwendig sind, deren Lösungsweg man aber nicht mit vertretbarem Aufwand bzw. überhaupt nicht formal exakt beschreiben kann"<sup>105</sup>. Insbesondere Zinsprognosen stellen einen Problembereich dar, der nur durch die Fähigkeit zur Anpassung an veränderte Umweltbedingungen bewältigt werden kann, weshalb sich KNN dort besser eignen als Expertensysteme<sup>106</sup>.

## 1.2 Kalkül des neuronalen Ansatzes

Der neuronale Ansatz geht davon aus, daß die Zinsentwicklung durch das Handeln der Marktteilnehmer bestimmt wird, die durch die unterschiedliche Bewertung verschiedener Einflußfaktoren zu ihrer individuellen Markteinschätzung gelangen<sup>107</sup>. Daher berücksichtigt der neuronale Ansatz sowohl eine Vielzahl an möglichen Einflußfaktoren als auch den nichtlinearen Entscheidungsprozeß der Marktteilnehmer. Die Abb. 10 veranschaulicht

<sup>103</sup> vgl. Steiner, M. / Wittkemper, H.-G. (1993), *Neuronale Netze. Ein Hilfsmittel für betriebswirtschaftliche Probleme*, in: DBW, Heft 04/1993, S. 450

<sup>104</sup> vgl. Rehkugler, H. / Poddig, T., a.a.O., S.414

<sup>105</sup> Lohrbach, T. (1994), a.a.O., Bovenden 1994, S. 1

<sup>106</sup> vgl. Steiner, M. / Wittkemper, H.-G. (1993), a.a.O., S. 447

<sup>107</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), *Neuronale Netze als Entscheidungskalkül*, in: Rehkugler, H. / Zimmermann, H.G. (Hrsg.): *Neuronale Netze in der Ökonomie*, München 1994, S. 3 f.

die Wirkungsmechanismen, die durch den neuronalen Ansatz in der Zinsprognose modelliert werden sollen.

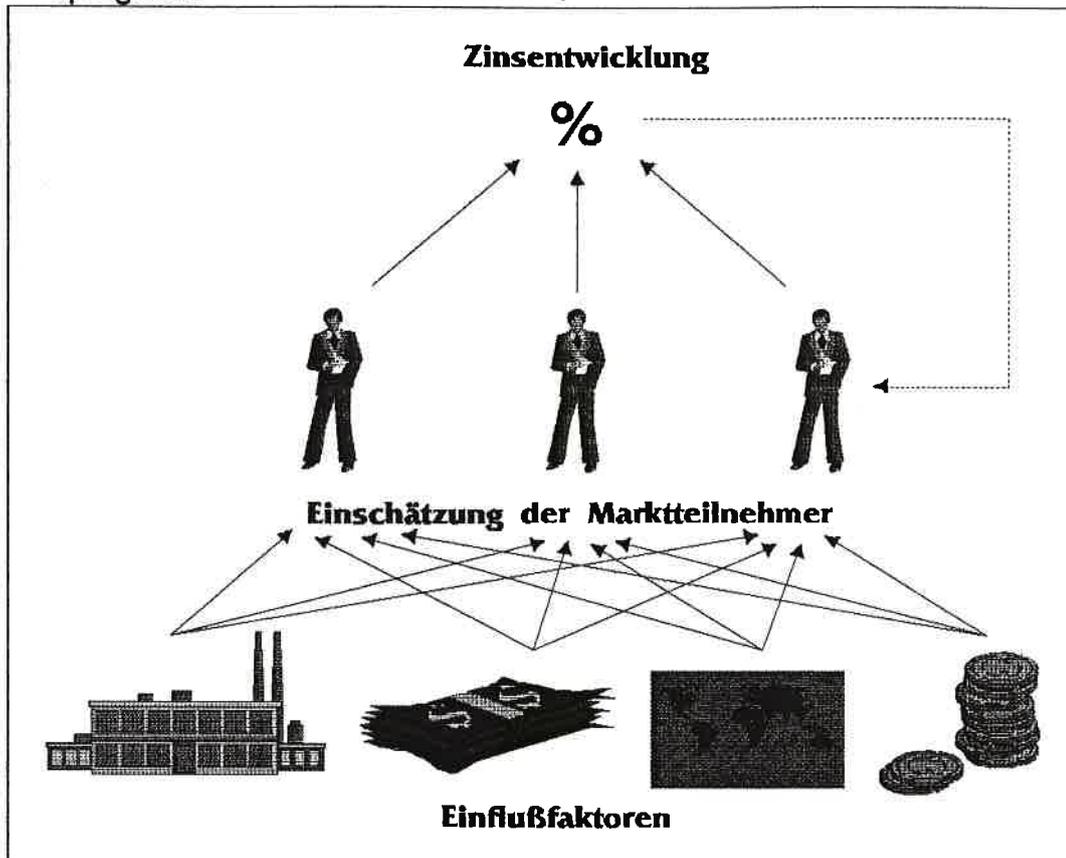


Abb. 10: Modell des Marktgeschehens

Die Parallelen des neuronalen Ansatzes zum chaostheoretischen Erklärungsansatz des Kursverhaltens sind offensichtlich. Da jeder Marktteilnehmer viele Einflussfaktoren unterschiedlich bewerten kann, entsteht ein komplexes Beziehungsgeflecht zwischen den Einflussfaktoren und der Zinsentwicklung. Selbst wenn sich die Kursentwicklung augenscheinlich chaotisch verhält, ist sie durch die nichtlinearen Systemzusammenhänge kausal determiniert. Neuronale Netzwerke sollen diese Kausalstruktur aus einer Trainingsmenge, bestehend aus zinsbestimmenden Einflussfaktoren und dem zu prognostizierenden Zinssatz aus der Vergangenheit, erlernen. Unter diesem ökonomischen Aspekt wird der neuronale Ansatz als ein *Instrumentarium zum ökonomischen Modellbau* interpretiert<sup>108</sup>. Durch den Einsatz von KNN sollen dabei neue Erkenntnisse über die Wirkung von Zinseinflussfaktoren gewonnen werden<sup>109</sup>.

Innerhalb der Statistik wird der neuronale Ansatz auch als ein *Verfahren zur nichtlinearen Funktionsapproximation* zwischen Input- und Outputdaten

<sup>108</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), *Zinsprognose mit Neuronalen Netzen*, in: Verband öffentlicher Banken (Hrsg.): Erfolgreiche Zinsprognosesysteme, Bonn 1994, S. 1

<sup>109</sup> vgl. ebenda, S. 5

bezeichnet<sup>110</sup>. Aus der statistischen Perspektive werden Neuronale Netze als verallgemeinerte Regressionsmodelle aufgefaßt, die eine mathematisch möglichst genaue Annäherung an die vorgegebenen Input-/Output-Daten erreichen sollen<sup>111</sup>. Diese Sichtweise stellt jedoch lediglich die Kehrseite der ökonomischen Perspektive dar. Denn der ökonomische Modellbau mittels KNN basiert gerade auf deren Eigenschaft zur nichtlinearen Funktionsapproximation.

Der neuronale Ansatz ermöglicht die direkte Umsetzung der chaostheoretischen Erkenntnisse in die Prognosepraxis<sup>112</sup>. Im folgenden muß daher geprüft werden, unter welchen Voraussetzungen und mit welcher Qualität neuronale Netzwerke die nichtlinearen Kausalstrukturen, welche der Zinsentwicklung zugrundeliegen, abbilden können.

## 2. Vom Neuron zur Zinsprognose: Aufbau und Funktionsweise eines neuronalen Netzwerks

### 2.1 Künstliche Neuronen

Analog zum biologischen Vorbild bestehen KNN aus mehreren einfachen Verarbeitungseinheiten, den künstlichen Neuronen. Bereits im Jahre 1943 wurde die McCulloch-Pitts-Zelle als Grundmodell eines künstlichen Neurons entwickelt<sup>113</sup>. Wie die Abb. 11 zeigt, ist das künstliche Neuron ähnlich wie eine biologische Nervenzelle aufgebaut.

Vereinfacht stellen die Inputkanäle (O1-O3) die Dendriten, die Verbindungsgewichte ( $w_1-w_3$ ) die Synapsen und der Outputkanal (O) das Axon dar<sup>114</sup>. Die Inputdaten werden mit den Gewichten multipliziert und anschließend innerhalb des Neurons über die Inputfunktion  $F()$  aufsummiert. Das Ergebnis der Inputfunktion ergibt den Aktivierungsgrad des Neurons, der über eine Transferfunktion  $f()$  in ein Ausgabesignal umgewandelt wird<sup>115</sup>.

<sup>110</sup> vgl. Blien, U. / Lindner, H.-G. (1993), *Neuronale Netze - Werkzeuge für empirische Analysen ökonomischer Fragestellungen*, in: Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik, Bd. 212/ 5-6, Stuttgart 1993, S. 499

<sup>111</sup> vgl. ebenda, S. 503

<sup>112</sup> vgl. Deboeck, G. / Cader, M. (1994), *Trading U.S. Treasury Notes with a Portfolio of Neural Net Models*, in: Deboeck, G. (Hrsg.): *Trading on the edge*, New York 1994, S. 107

<sup>113</sup> vgl. Rojas, R. (1993), a.a.O., S. 32

<sup>114</sup> vgl. Mazzetti, A. (1992), a.a.O., S. 14

<sup>115</sup> vgl. Steiner, M. / Wittkemper, H.-G. (1993), a.a.O., S. 450

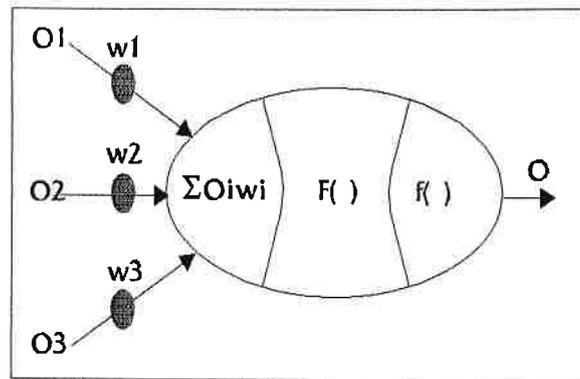


Abb. 11: Künstliches Neuron<sup>116</sup>

Grundsätzlich lassen sich binäre, lineare und sigmoide Transferfunktionen unterscheiden, welche die Schwellenwertlogik der biologischen Neuronen simuliert (vgl. Abb. 12). Für die Anwendung von KNN im Bereich der Zinsprognose empfiehlt sich eine sigmoide Transferfunktion, da nur durch sie die nichtlinearen Zusammenhänge zwischen Input und Output abgebildet werden können<sup>117</sup>. Desweiteren liegen die Inputdaten ökonomischer Zeitreihen in analoger Form vor, weshalb eine binäre Schwellenwertfunktion im Bereich der Zinsprognose ausscheidet<sup>118</sup>. Die sigmoide Transferfunktion hat gegenüber der linearen den Vorteil, daß sie sogenannte "Ausreißer" in den Input-Daten, die zu einem extremen Aktivierungsgrad führen, weniger stark bewertet<sup>119</sup>. Dadurch wird die Fehlertoleranz bzw. die Robustheit eines KNN erhöht.

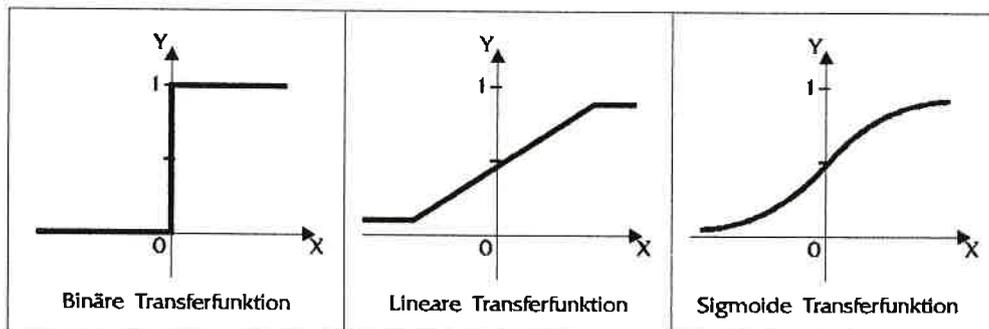


Abb. 12: Formen der Schwellenwertfunktion<sup>120</sup>

Zimmermann betrachtet ein einzelnes Neuron aus ökonomischer Perspektive als eine Entscheidungszelle, die wie ein Händler verschiedene

<sup>116</sup> vgl. Steiner, M. / Wittkemper, H.-G. (1993), a.a.O., S. 450

<sup>117</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), Neuronale Netze als Entscheidungskalkül, in:

<sup>118</sup> vgl. Kratzer, K.P. (1990), *Neuronale Netze. Grundlagen und Anwendungen*, München, Wien 1990, S.25

<sup>119</sup> vgl. Schöneburg, E. (1990), *Neuronale Netze. Einführung, Überblick und Anwendungsmöglichkeiten*, Haar bei München 1990, S.94

<sup>120</sup> vgl. Steiner, M. / Wittkemper, H.-G. (1993), a.a.O., S. 450

Inputfaktoren gewichtet und sammelt, um nach dem Überschreiten einer bestimmten Schwelle zu einer Kauf- oder Verkaufentscheidung zu kommen<sup>121</sup>. Da die Zinsentwicklung nicht das Ergebnis einer einzelnen Entscheidungszelle darstellt, können ihre Gesetzmäßigkeiten nicht durch ein einzelnes Neuron erfaßt werden.

Die einfache Funktionsweise eines Neurons begrenzt daher gleichzeitig seine isolierte Leistungsfähigkeit. Wie bei dem Gehirn ergibt sich die Leistungsfähigkeit eines neuronalen Netzes erst aus dem parallelen Zusammenspiel mehrerer künstlicher Neuronen innerhalb einer Netzarchitektur<sup>122</sup>.

## 2.2 Netzarchitektur und Modellierungskonzept

In einer Netzarchitektur werden die künstlichen Neuronen hierarchisch in Schichten angeordnet und übernehmen dabei verschiedene Aufgaben. Die Neuronen in der Inputschicht leiten die Daten von außen in das Netz weiter, während die Neuronen der Outputschicht die Ergebnisse wieder an die Außenwelt abgeben<sup>123</sup>. Die Neuronen der Hiddenschicht kommunizieren nicht mit der Außenwelt, sondern dienen der internen Wissensrepräsentation und führen die oben dargestellten Transfermechanismen durch<sup>124</sup>.

Der Prognostiker hat bei der Wahl der Netzarchitektur, die durch die Art der Anordnung der Neuronen und deren Verbindungen zueinander bestimmt wird, viele Freiheitsgrade<sup>125</sup>. Zwischenzeitlich gibt es schon weit über 30 verschiedene Paradigmen nach denen Netzwerkarchitekturen ausgerichtet werden können. Sie lassen sich grundsätzlich in Feedforward- und Feedback-Netze unterteilen (vgl. Anhang 3). Mit der Auswahl der Netzarchitektur legt der Prognostiker daher ein bestimmtes Modellierungskonzept fest<sup>126</sup>.

Bei Feedforward-Netzwerken erfolgt der Informationsfluß von den Input- über die Hidden- zu den Output-Neuronen nur in einer Richtung<sup>127</sup>. Es

<sup>121</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 3-6

<sup>122</sup> vgl. Schmidt, H. (1990), *Künstliche Neuronen*, in: bild der wissenschaft, Heft 12/1990, S.62

<sup>123</sup> vgl. Lohrbach, T. (1994), a.a.O., S. 18

<sup>124</sup> vgl. Mazzetti, A. (1992), a.a.O., S. 55

<sup>125</sup> vgl. Wittkemper, H.-G. (1994), a.a.O., S. 20

<sup>126</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S. 6

<sup>127</sup> vgl. Lohrbach, T. (1994), a.a.O., S. 26

bestehen keine Rückkoppelungen innerhalb oder zwischen der einzelnen Schichten. Deshalb stellen Feedforward-Netzwerke Input-Output-Modelle dar, die "... nach kausallogischen Gesetzen einen Input in einen Output über(-führen, T.W.), wobei der Zeitfaktor im Rahmen der Modellierung des Übergangs keine Rolle spielt"<sup>128</sup>. Die Abb. 13 zeigt beispielhaft den Aufbau eines Multi-Layer-Perceptrons als bekanntester Vertreter der Feedforward-Netzarchitektur.

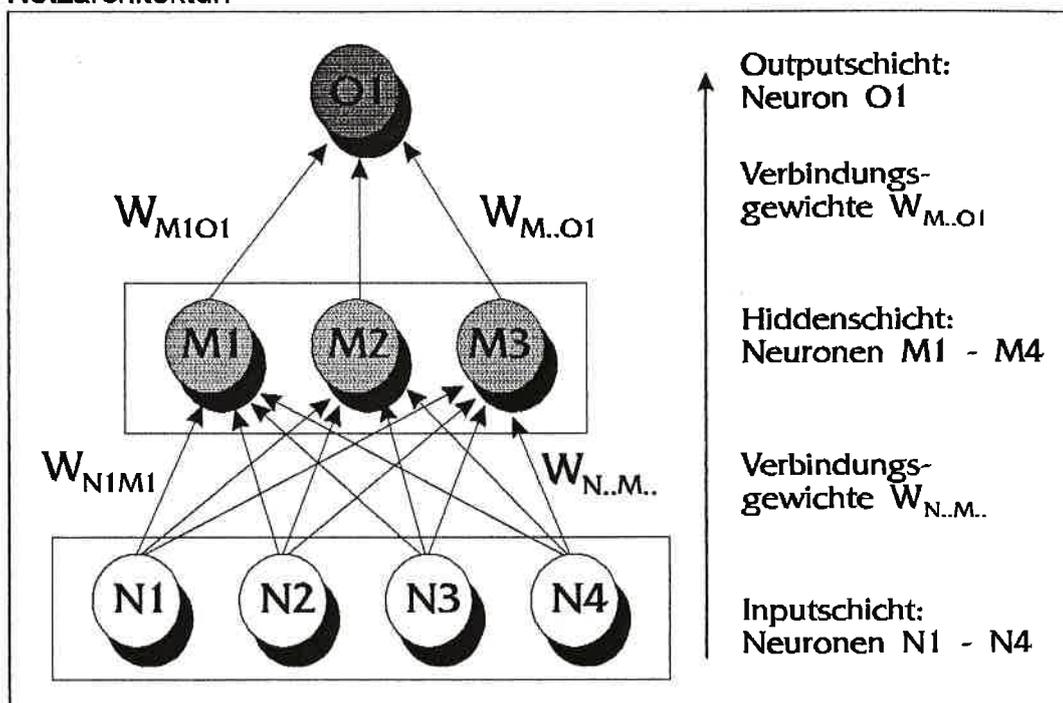


Abb. 13: Das Multi-Layer-Perceptron als ein Feedforward-Modell<sup>129</sup>

Feedback-Netze enthalten neben den vorwärtsgerichteten Verbindungen zwischen den Neuronen auch rückgekoppelte Verbindungen, weshalb sie Interaktionsmodelle darstellen, die die Wechselwirkung der Marktteilnehmer untereinander in dem Modellbau berücksichtigen sollen<sup>130</sup>. Über Rückkoppelungsschleifen von der Outputschicht zur Hiddenschicht oder von der Hiddenschicht auf sich selbst, wird der Zeitfaktor explizit berücksichtigt<sup>131</sup>. Sie bieten durch ihren rückgekoppelten Aufbau eine realitätsgetreuere Möglichkeit zur Modellierung der Zinsbildungsmechanismen an dynamischen Märkten<sup>132</sup>.

Da das Lernverhalten von Feedback-Netzen noch nicht ausreichend erforscht ist und sie Informationen nur weitaus langsamer verarbeiten

<sup>128</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S.6

<sup>129</sup> vgl. Storm, A. / Baun, S. (1992), a.a.O., S. 537

<sup>130</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1991), a.a.O., S. 497

<sup>131</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 36 & 53

<sup>132</sup> vgl. ebenda, S. 9

können als Feedforward-Netze, werden sie bislang jedoch noch kaum im Bereich von Finanzmarktprognosen eingesetzt<sup>133</sup>.

Bei dem Modellbau bestimmt der Prognostiker die Anzahl der Input-Neuronen über seine Auswahl an zinsrelevanten Einflußfaktoren. Die Anzahl der Output-Neuronen ist durch die zu prognostizierenden Zinssätze determiniert. Die Anzahl der Neuronen in der Hiddenschicht sowie die Anzahl der Hiddenschichten selbst kann der Prognostiker jedoch nicht so einfach bestimmen, da sie in keinem Zusammenhang mit der Außenwelt stehen. Der Aufbau der Hiddenschicht ist jedoch von großer Bedeutung, wenn es um die Lernfähigkeit eines neuronalen Netzes geht<sup>134</sup>.

## 2.3. Aufbau und Problematik der Trainingsphase

### 2.3.1 Lernalgorithmen in KNN

Bislang wurde die Lernfähigkeit als eine zentrale Eigenschaft von KNN vorausgesetzt. Die Fähigkeit neuronaler Netzwerke, Informationen aufzunehmen, abzulegen und aufzurufen sowie Zusammenhänge selbständig zu erkennen, resultiert aus dem Lernalgorithmus, der die biologischen Vorgänge des Lernens in vereinfachter Form auf mathematischer Basis simulieren soll<sup>135</sup>. Generell wird dabei zwischen den überwachten (supervised) und unüberwachten (unsupervised) Lernverfahren unterschieden (vgl. Anlage 3). Bei dem Einsatz von neuronalen Netzen in der Zinsprognose kommen nahezu ausschließlich die überwachten Lernverfahren zum Einsatz, da zu allen Inputvariablen der Vergangenheit der gewünschte Ziel-Output vorliegt. Das unbeaufsichtigte Lernverfahren wird hauptsächlich bei denjenigen Problemstellungen benutzt, bei denen es keinen gewünschten Output zu den Inputdaten gibt bzw. keiner benötigt wird (Klassifikationsaufgaben)<sup>136</sup>.

Bei dem Einsatz eines Multi-Layer-Perzeptrons (vgl. Abb. 13) in der Zinsprognose wird meistens der Backpropagation-Lernalgorithmus, der zu den überwachten Lernverfahren gehört, eingesetzt<sup>137</sup>. Er geht nach dem

<sup>133</sup> vgl. Lohrbach, T. (1994), a.a.O., S. 27

<sup>134</sup> vgl. Hinton, G. (1992), *Wie neuronale Netze aus Erfahrung lernen*, in: Spektrum der Wissenschaft, Heft 11/1992, S. 136

<sup>135</sup> vgl. Lohrbach, T., (1994), a.a.O., S. 28

<sup>136</sup> vgl. Hinton, G. (1992), a.a.O., S. 139

<sup>137</sup> vgl. Rumelhart, D. u.a. (1986), *Learning Internal Representation by Error Propagation*, in: Rumelhart, D. / McClelland, J. (Hrsg.), *Parallel Distributed Processing*, Cambridge, Massachusetts 1986, S. 323-330

folgenden Schema vor: Die historischen Zeitreihen der Einflußfaktoren werden über die Inputschicht (N1-N4) in das neuronale Netz eingelesen. Zugleich werden die bekannten, zu prognostizierenden Zinssätze als Ziel-Output definiert. Die Verbindungsgewichte ( $W_{N..M.} / W_{M..O1}$ ) zwischen den Schichten werden über einen Zufallsgenerator initialisiert. Die Inputdaten (N1-N4) werden dann mit den Verbindungsgewichten ( $W_{N..M.}$ ) multipliziert und über die jeweiligen Neuronen der Hiddenschicht aufsummiert. Der gleiche Vorgang wiederholt sich zwischen den Neuronen der Hiddenschicht und dem Output-Neuron (O1). Der Ausgabewert des Output-Neurons wird darauf mit dem vorgegebenen Ziel-Output verglichen und der Mittlere Quadratische Fehler zwischen den beiden Größen berechnet<sup>138</sup>. Die Verbindungsgewichte der einzelnen Schichten sollen dann so angepaßt werden, daß die Abnahme des Mittleren Quadratischen Fehlers am größten ist. Dazu wird das Verfahren des Gradientenabstiegs verwendet, das die Minima einer Fehlerfunktion in einem hochdimensionalen Raum schrittweise finden soll<sup>139</sup>. Dieser Vorgang wird so oft wiederholt, bis der Mittlere Quadratische Fehler zwischen Ist-Output und Ziel-Output einen akzeptabel niedrigen Wert erreicht hat. Somit ist der Backpropagation-Lernalgorithmus eine statistische Methode zur Funktionsapproximation<sup>140</sup>.

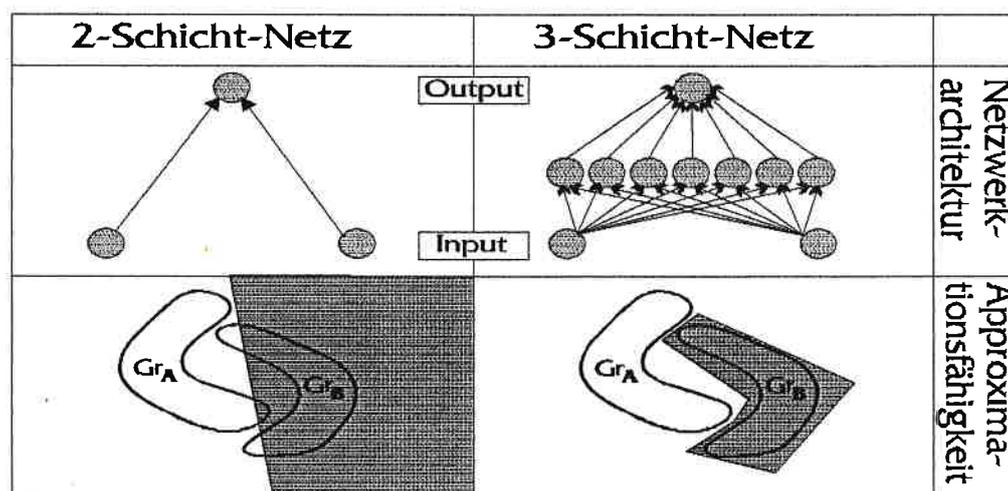


Abb. 14: Die Bedeutung der Hidden-Schicht<sup>141</sup>

Das Theorem von Hecht-Nielsen besagt, "... daß eine beliebige Funktion  $F$  von einem dreischichtigen Netz mit vollständigen Verbindungen zwischen den Schichten und ohne Zyklen (vorwärtsgekoppelt, "feed forward network") berechnet werden kann"<sup>142</sup>. Nur wenn ein neuronales Netz über

<sup>138</sup> vgl. Lohrbach, T. (1994), a.a.O., S.39

<sup>139</sup> vgl. Mazzetti, A. (1992), a.a.O., S. 60

<sup>140</sup> vgl. Rojas, R. (1993), a.a.O., S. 203

<sup>141</sup> vgl. Blien, U. / Lindner, H.G. (1993), a.a.O., S. 504

<sup>142</sup> Mazzetti, A. (1992), a.a.O., S. 55

mindestens eine Hidden-Schicht verfügt, kann es nichtlineare Funktionen über den Backpropagation-Lernalgorithmus approximieren (vgl. Abb. 14). Die Frage, wieviele Neuronen in der Hiddenschicht zur optimalen Lösung eines bestimmten Problems vorhanden sein müssen, ist bis heute noch ungeklärt<sup>143</sup>. Es gibt jedoch Ansätze, wie dieses theoretische Defizit des Modellbaus in der Praxis während des Trainings zumindest annäherungsweise behoben werden kann.

### 2.3.2 Validierungskonzept zur Netzwerkoptimierung

Damit ein neuronales Netz die Kausalstrukturen, die der Zinsentwicklung zugrundeliegen, während des Trainings erfassen kann, benötigt es einen repräsentativen Ausschnitt der Einflußfaktoren<sup>144</sup>. Vor allem benötigt es ausreichend viele Beispielfälle, um die nichtlineare Gesetzmäßigkeiten zu erlernen. Insbesondere bei der Zinsprognose steht der Prognostiker vor dem Problem, daß zum einen viele Einflußfaktoren berücksichtigt werden müssen und zum anderen daraus nur wenig Beispielfälle für das Training erstellt werden können<sup>145</sup>. Vor allem fundamentale Faktoren liegen oftmals nur auf Quartals- oder Monatsbasis vor.

Durch die Kombination viele Einflußfaktoren - wenig Trainingsbeispiele entsteht das Problem des Overlearning (Übertraining)<sup>146</sup>. Verfügt ein KNN über viele Freiheitsgrade lernt es bei zunehmender Trainingsdauer die Zusammenhänge zwischen den Einflußfaktoren und der Zinsentwicklung nur noch auswendig. Dies hat zur Folge, daß die Generalisierungsfähigkeit des neuronalen Netzwerks abnimmt, obwohl der Fehler in den Trainingsdaten weiter zurückgeht (vgl. Abb. 15). Dabei ist mit der Generalisierungsfähigkeit die Eigenschaft eines KNN gemeint, "... relevante Zusammenhänge in den Trainingsdaten zu erkennen, und diese für Prognosen bei unbekanntem Daten zu nutzen..."<sup>147</sup>.

Daraus folgt die Erkenntnis, daß ein KNN, das die Input-/Output-Zusammenhänge innerhalb der Trainingsmenge zu 100% abbilden kann, nicht gleichzeitig gute Prognoseergebnisse liefern muß.

<sup>143</sup> vgl. Rieß, M. (1994), *Die Eignung Neuronaler Netze zur Prognose in der Ökonomie*, in: Bol, G. u.a. (Hrsg.), *Finanzmarktanwendungen neuronaler Netze und ökonomischer Verfahren*, Heidelberg 1994, S. 192

<sup>144</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S. 7

<sup>145</sup> vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S.211

<sup>146</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 58

<sup>147</sup> vgl. Wittkemper, H.G. (1994), a.a.O., S. 47

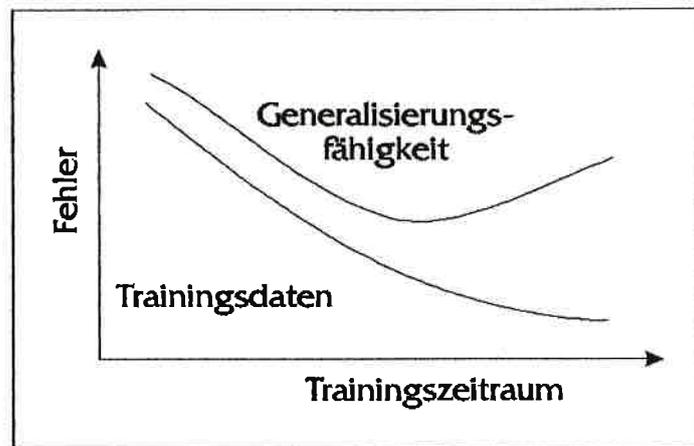


Abb. 15: Problematik des Overlearnings<sup>148</sup>

Um der Problematik des Overlearnings beizukommen wurde ein Validierungskonzept entwickelt, das für eine Komplexitätsreduktion innerhalb der Netzarchitektur sorgen soll<sup>149</sup>. Dabei werden zunächst die verschiedenen Einflußfaktoren mittels einer Faktorenanalyse auf Korrelationen hin überprüft. Von zwei Faktoren, die stark miteinander korrelieren, wird einer aus der Inputschicht entfernt, wodurch das Netz ja keinen Informationsverlust erleidet. Die verbleibenden Inputfaktoren werden dann in eine Trainings-, Validierungs- und Generalisierungsmenge aufgeteilt (vgl. Abb. 16).

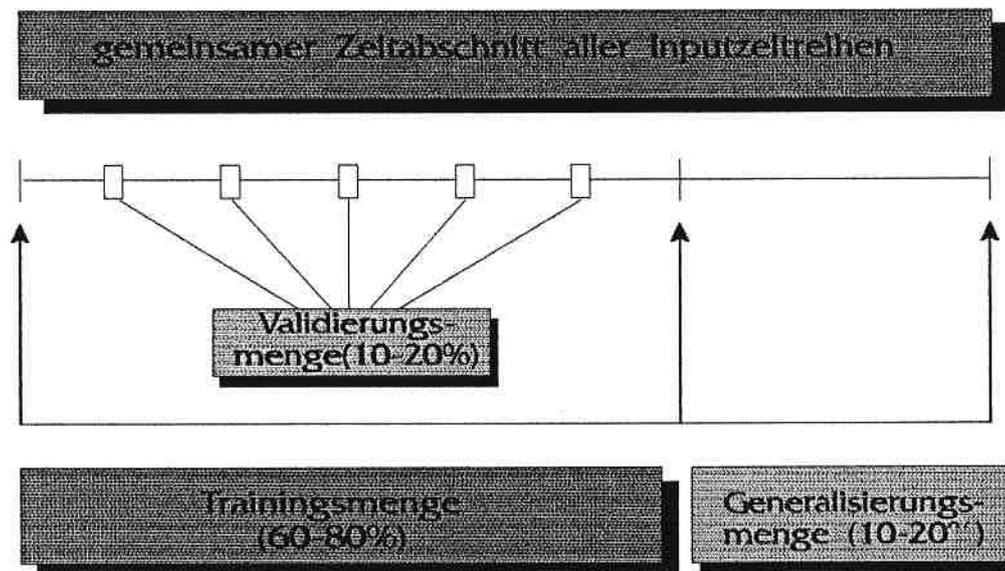


Abb. 16: Aufteilung der Inputdaten<sup>150</sup>

Der Lernalgorithmus berechnet dann den minimalen Fehler nur aus den Daten der Trainingsmenge. Während eines Lernvorgangs wird die Generalisierungsfähigkeit des KNN über die Validierungsmenge geprüft<sup>151</sup>:

<sup>148</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 59

<sup>149</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S.8

<sup>150</sup> vgl. ebenda, S. 15

<sup>151</sup> vgl. ebenda, S.9

Steigt der Fehler bei der Validierungsmenge, während der Fehler bei der Trainingsmenge abnimmt, ist dies ein Signal für das einsetzende Overlearning und das Training wird sofort abgebrochen<sup>152</sup>. Bevor wieder ein neuer Trainingsvorgang beginnt, wird die Netzarchitektur vereinfacht, indem nichtrelevante Gewichte, Inputneuronen und Hiddenneuronen entfernt werden. So findet Schritt für Schritt eine Annäherung an eine optimale Netzwerkstruktur statt, über welche die Kausalstruktur zwischen Input und Output möglichst gut erfaßt werden soll.

Zum Schluß wird die approximierte optimale Netzwerkstruktur über die Generalisierungsmenge auf ihre Prognosegüte hin getestet<sup>153</sup>. Erst wenn das KNN diesen Test besteht, kann es als ein Prognoseinstrument unter Echtzeitbedingungen eingesetzt werden. Im Rahmen des Nachtrainings müssen sich dann auch die "bewährten" neuronalen Netzwerke in bestimmten Zeitabständen an veränderte Umweltbedingungen anpassen<sup>154</sup>.

Aufgrund der oben dargestellten Problematik der Netzwerkoptimierung und den damit verbundenen theoretischen Defiziten der Netzwerkforschung, wird der Konnektionismus bislang noch als eine Experimentalwissenschaft bezeichnet<sup>155</sup>. Zum Abschluß dieses Kapitels werden daher noch ungelöste Problemfelder und neue Entwicklungstendenzen der neuronalen Forschung im Bereich der Zinsprognose aufgezeigt.

### 3. Aktueller Forschungsstand: Problemfelder und Entwicklungstendenzen in der Prognosepraxis

#### 3.1 Problematik der Lernverfahren

Über die Lernverfahren in neuronalen Netzwerken sollen die Gewichte so verändert werden, daß der Mittlere Quadratische Fehler bis zum globalen Minimum der Fehlerfunktion reduziert wird. Bis heute gibt es jedoch noch kein Lernverfahren, das garantieren kann, stets ein globales Minimum zu erreichen<sup>156</sup>. Gerade der Backpropagation-Lernalgorithmus neigt dazu, in lokalen Minima zu verharren<sup>157</sup>. Diese Eigenschaft der Lernverfahren

<sup>152</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S. 12 f.

<sup>153</sup> vgl. ebenda

<sup>154</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 79 f.

<sup>155</sup> vgl. Kinnebrock, W. (1994), *Neuronale Netze: Akademische Spielwiese oder wirtschaftliche Nutzbarkeit*, in: Marktreport 1994: Intelligente Software-Technologien, München 1994, S. 58

<sup>156</sup> vgl. Rojas, R. (1993), a.a.O., S. 204 - 224

<sup>157</sup> vgl. Mazzetti, A. (1992), a.a.O., S. 61

verhindert eine optimale Approximation zwischen den Input- und Output-Daten. So hängt es oftmals von der Zufallsinitialisierung der Gewichte ab, ob ein lokales oder globales Minima der Fehlerfunktion gefunden wird.

### 3.2 Black-Box-Diskussion

Desöfteren werden neuronale Netze als eine "Black-Box" bezeichnet<sup>158</sup>, deren Entscheidungsfindung nicht nachvollzogen werden kann. Dies ist jedoch schon alleine deshalb nicht der Fall, weil es sich bei KNN um mathematische Modelle handelt, deren Verbindungsgewichte bestimmt werden können. Probleme bereiten jedoch die Neuronen der Hidden-schicht, die eine direkte Verbindung zwischen Input und Output verhindern.

Über eine Sensitivitätsanalyse während des Netzwerktrainings kann jedoch ermittelt werden, mit welchem Gewicht die einzelnen Inputvariablen zu einem bestimmten Zeitpunkt in die Prognose eingeflossen sind<sup>159</sup>. Rieß konkretisiert dieses Verfahren durch seine praktische Anleitung<sup>160</sup>: "Hierzu wird - unter Konstanthaltung der Gewichtsmatrixen - nacheinander jeder Input auf seinen Mittelwert zurückgesetzt und die Veränderung der Fehlerfunktion beobachtet. Je stärker der Fehler zuimmt, desto größer ist der Einfluß einer Variablen." In seiner empirischen Untersuchung, in der er den langfristigen Kapitalmarktzins in Deutschland über 20 Inputfaktoren durch ein neuronales Netzwerk prognostiziert, identifiziert er die folgenden dominierenden Einflußfaktoren auf die Zinsentwicklung:

Prognosehorizont 1 Monat	Prognosehorizont 3 Monate	Prognosehorizont 12 Monate
1.OECD-Frühindikator	1.OECD-Frühindikator	1.Arbeitslosenquote
2.Großhandelspreisindex	2.Baugenehmigungen	2.US Dollar Wechselkurs
3.US Dollar Wechselkurs	3.Großhandelspreisindex	3.Baugenehmigungen
4.Baugenehmigungen	4.Umsatz des verarbeitenden Gewerbes	4.Lagerhaltungsindex
5.Leistungsbilanzsaldo	5.3-Monats Fibar	5.Inflationsrate

Tab. 3: Dominante Zinseinflußfaktoren auf der Basis eines KNN<sup>161</sup>

Innerhalb der KI-Forschung gibt es auch Ansätze, die den Entscheidungsfindungsprozeß eines neuronalen Netzwerks auf einem Expertensystem,

<sup>158</sup> vgl. Steiner, M. / Bruns, C. (1995), a.a.O., S. 314

<sup>159</sup> vgl. Storm, A. / Baun, S. (1992), a.a.O., S. 533 f.

<sup>160</sup> Rieß, M. (1994), a.a.O., S. 217

<sup>161</sup> vgl. ebenda

genannt "KnowledgeTron", simulieren sollen<sup>162</sup>. Für einfache Netzwerkmodelle gibt es bereits Algorithmen, die aus einem neuronalen Netzwerk "Wenn-dann"-Regeln ableiten und dadurch die Vorgänge innerhalb des KNN nachvollziehbar formulieren<sup>163</sup>.

Mit einem gewissen Aufwand lassen sich daher die dominanten Einflußfaktoren auf die Zinsentwicklung auch bei neuronalen Ansätzen bestimmen.

### 3.3 Neue Techniken

In der Prognosepraxis werden häufig verschiedene Netzwerkmodelle zu gleichen Zeit mit demselben Ziel-Output trainiert<sup>164</sup>. Dadurch können die einzelnen Prognoseergebnisse stets mit anderen verglichen werden, um so zu einer besser abgesicherten Kauf- oder Verkaufsentscheidung zu gelangen. Auf der Basis mehrerer neuronaler Netzwerke werden Handelssysteme entwickelt, die bessere Ergebnissen als ein KNN alleine erzielen sollen.

Mit diesem Vorgehen wird auch der Problematik der Lernalgorithmen Rechnung getragen, nicht immer den kleinstmöglichen Fehler zwischen den Input und Output-Daten ermitteln zu können. Denn mehrere Netzwerkmodelle können die Fehlerfunktion durch eine unterschiedliche Initialisierung der Verbindungsgewichte von verschiedenen Richtungen her nach dem globalen Minima durchforsten. Somit kann die bestmögliche Approximation zwischen Input und Output mit einer höheren Wahrscheinlichkeit erreicht werden.

Weiterhin werden zur Lösung der Optimierungsprobleme in dem Bereich des Lernens und der Netzwerkarchitektur verstärkt Genetische Algorithmen eingesetzt, die über Evolutionsstrategien (Crossover, Mutation, Inversion, Swapping) die vorhandenen Lernprobleme und Netzwerktopologien schnell optimieren können<sup>165</sup>.

---

<sup>162</sup> vgl. Eliot, L. (1995), *Ruling Neural Networks*, in: AI Expert, Heft 02/1995, S. 8

<sup>163</sup> vgl. ebenda

<sup>164</sup> vgl. Deboeck, G. / Cader, M. (1994), a.a.O.; vgl. auch: Trippi, R. / DeSieno, D. (1992), *Trading Equity Index Futures with a Neural Network*, in: The Journal of Portfolio Management, Ausgabe Herbst 1995

<sup>165</sup> vgl. Rojas, R. (1993), a.a.O., S.377 - 398

## V. Traditionelle Verfahren versus KNN: Vergleich der Prognosegüte, Effizienz und wissenschaftlichen Fundierung

Ein konzeptioneller Vergleich von Prognoseverfahren spielt sich zwar gegenüber einem empirischen Vergleich auf einer abstrakteren Ebene ab, doch steht auf dieser Ebene nicht nur die Trefferquote als Vergleichskriterium zur Verfügung. Vielmehr können auch Kriterien mit einbezogen werden, welche an der theoretischen Konzeption der Verfahren ansetzen. Dadurch lassen sich in den Vergleich andere Aspekte integrieren, die für gewöhnlich in empirischen Vergleichen nicht behandelt werden.

### 1. Prognosegüte der Verfahren

#### 1.1 Prognosequalität

Die Prognosequalität eines Verfahrens wird bestimmt, indem geprüft wird, inwieweit es die Anforderungen an eine sachkundige Prognose erfüllt. Filc definiert diese Anforderungen wie folgt: "Eine logische Kausalstruktur der Prognose unter Verwendung informationshaltiger und empirisch bewährter Argumente führt zu einem Prognoseergebnis, das konsistent, empirisch bestätigt, inhaltlich begründet, nachvollziehbar und somit vollständig ist."<sup>166</sup> Demnach hängt die Prognosequalität eines Verfahren vor allem davon ab, inwieweit die Prognoseergebnisse durch eine logisch nachvollziehbare Kausalstruktur erklärt werden können.

Vor diesem Hintergrund liefert die Konzeption der Fundamentalanalyse die beste Prognosequalität der hier verglichenen Verfahren. Sie baut per definitionem auf wirtschaftstheoretischen Grundlagen auf. Daher können ihre Prognoseergebnisse stets durch logische Zusammenhänge nachvollzogen werden. Die Verfahren der Fundamentalanalyse, wie z.B. die ökonomischen Strukturmodelle, übersetzen die theoretisch fundierte Modellvorgabe des Prognostikers in ein Prognoseergebnis.

Die Konzeption der Technischen Analyse schneidet bei diesem Vergleichskriterium am schlechtesten ab. Die Prognoseergebnisse der technischen Analyseverfahren können nicht durch eine logische Kausalstruktur erklärt werden. Desweiteren ergibt sich vor allem bei der Chart-

---

<sup>166</sup> Filc, W. (1992), a.a.O., S. 281

technik das Problem, daß Prognoseergebnisse auf der Intuition des Prognostikers aufbauen und für andere kaum nachvollziehbar sind. Auch die Indikatorenkonzepte, die zwar mathematisch berechnet werden, lösen das Problem der fehlenden Kausalstruktur nicht. Es ist z.B. nicht logisch nachvollziehbar, warum das Momentum beim Überschreiten der 100%-Linie ein Kaufsignal für den Bund-Future generiert (vgl. Abb. 8).

Die Konzeption des neuronalen Ansatzes verfolgt das Ziel, aus der Modellvorstellung des Prognostikers eigenständig ein Modell zu entwickeln, das die Kausalstrukturen am Kapitalmarkt möglichst genau abbilden kann<sup>167</sup>. Die Prognosequalität hängt demnach sehr stark von der Qualität der Modellvorstellung des Prognostikers ab. Desweiteren kann die Kausalstruktur, die einem KNN zugrundeliegt, erst nach der Trainingsphase ermittelt werden, da das KNN die Kausalstruktur erst aus den Inputdaten ermittelt. Nur wenn sich der Prognostiker die Mühe macht, die Entscheidungsfindungsprozesse des KNN über eine Sensitivitätsanalyse zu ermitteln, können die Prognoseergebnisse nachvollzogen werden. Der neuronale Ansatz verfügt demnach nur über eine "potentielle" Prognosequalität, die sehr stark von der Modellvorstellung und den Analysen des Prognostikers abhängt.

## 1.2 Trefferquote und Prognosehorizont

Für die Praxis ist die Trefferquote eines Prognoseverfahrens das wichtigste Merkmal. Dabei hängt die Trefferquote einer Konzeption sehr stark von dem Prognosehorizont ab.

Wie empirische Untersuchungen belegen<sup>168</sup>, verfügen die Verfahren der Technischen Analyse vor allem im kurzfristigen Bereich über eine höhere Trefferquote als die Verfahren der Fundamentalanalyse. Dies ist auch nicht verwunderlich, wenn die Konzeption der Fundamentalanalyse näher untersucht wird. Die Fundamentalanalyse gewinnt ihre Prognoseergebnisse aus der Auswertung ökonomischer Zeitreihen, die jedoch wie bereits erwähnt teilweise nur auf Monats- oder Quartalsbasis vorliegen. Aus diesem Grund verfügt die Fundamentalanalyse für kurzfristige Prognosen über zu wenige

<sup>167</sup> vgl. Baun, S. / Köhr, T. (1994), a.a.O., S. 2

<sup>168</sup> vgl. z.B. Levin, F. (1993), *Zinsprognosemodelle auf dem Prüfstand*, in: Die Bank, Heft Nr. 11/1993, S. 651 - 657

Informationen. Diesen Nachteil kann die Fundamentalanalyse bei längerfristigen Prognosen wieder ausgleichen<sup>169</sup>.

Wie die Tab. 4 zeigt, kann der neuronale Ansatz sowohl im kurzfristigen als auch im langfristigen Bereich gute Prognoseergebnisse erzielen. Die Konzeption des neuronalen Ansatzes erfordert jedoch, daß für jeden Prognosehorizont ein anderes Netzwerkmodell trainiert werden muß. Je nach Zeithorizont können dann die relevanten Inputdaten variieren, wie aus der Tab. 3 hervorgeht. Dieser Effekt ist verständlich, da der neuronale Ansatz die nichtlinearen Entscheidungsprozesse der Marktteilnehmer simuliert. Und die Marktteilnehmer gewichten die Einflußfaktoren auf den Kapitalmarktzins bei kurzfristigen Anlagen anders als bei langfristigen.

	1 Monat	12 Monate
Storm / Baun <sup>170</sup>		82%
Rieß <sup>171</sup>		81%
Poddig <sup>172</sup>	51,15%	
PFC <sup>173</sup>	73,54%	
Wild <sup>174</sup>	79,14%	
Berndt <sup>175</sup>	64,6%	

Tab. 4: Richtungsprognosen des Kapitalmarktzinses mit KNN

Die Tab. 4 zeigt auch, daß der Einsatz von neuronalen Netzen in der Zinsprognose nicht automatisch gute Prognoseergebnisse garantiert. Die Trefferquote eines KNN hängt von der Netzwerkarchitektur und den ausgewählten Inputdaten ab<sup>176</sup>. Wiederum zeigt sich, daß der neuronale Ansatz "potentiell" gute Prognoseergebnisse bringen kann. Inwieweit diese auch erzielt werden können, hängt primär von der Modellvorstellung des Prognostikers ab. Offensichtlich verfügt der neuronale Ansatz in bezug auf den Prognosehorizont über mehr Freiheitsgrade als der fundamentale oder technische Ansatz.

<sup>169</sup> vgl. Levin, F. (1993), a.a.O., S. 656

<sup>170</sup> vgl. Poddig, T. (1994), a.a.O., S. 232

<sup>171</sup> vgl. ebenda, S. 231

<sup>172</sup> vgl. ebenda, S. 286

<sup>173</sup> vgl. Public Financial Consult (1995), **sensus 7. Bewertung und Auswahlverfahren für Industrie und Wirtschaft**, Prospekt der PFC, Berlin (1995)

<sup>174</sup> vgl. Wild, K.D. (1994), **Zinsprognose und Rentenmanagement**, in: Sparkasse, Heft Nr. 03/1994, S. 128

<sup>175</sup> vgl. Berndt, M. (1995), **Kapitalmarktprognosen mit neuronalen Netzen**, in: Die Bank, Heft Nr. 04/1995, S. 229

<sup>176</sup> vgl. Rieß, M. (1994), a.a.O., S. 210-212

## 2. Effizienz und Kosten der Verfahren

Die Effizienz als Vergleichskriterium prüft die Wirtschaftlichkeit der einzelnen Prognoseansätze. Bestimmungsfaktoren für die Wirtschaftlichkeit eines Ansatzes sind dabei einerseits dessen Kosten und andererseits dessen Trefferquote. Nur wenn die Zusatzkosten eines Verfahrens durch eine entsprechend höhere Trefferquote mehr als gedeckt werden, lohnt sich eine Investition.

Unter dem Kostenaspekt schneidet die Technische Analyse am besten ab, da sie als einzige Information den zu prognostizierenden Zinssatz benötigt. Desweiteren kann die Technische Analyse ohne großen Zeitaufwand durchgeführt werden<sup>177</sup>. Die Kosten können sich jedoch erhöhen, wenn Echtzeitsysteme z. B. für eine aktuelle Chartanalyse eingesetzt werden.

Prinzipiell ist die Fundamentalanalyse teurer als die Technische Analyse, da sie mehr Informationen auswerten muß, um eine Prognose zu erstellen. Aufgrund der größeren Informationsmenge ist sie auch mit einem höheren Zeitaufwand verbunden.

Da innerhalb des neuronalen Ansatzes in der Regel mindestens genauso viele Informationen benötigt werden, wie bei der Fundamentalanalyse, sind die Kosten der Fundamentalanalyse gleichzeitig das Minimum für den neuronalen Ansatz. Zusätzlich müssen jedoch die Anschaffungskosten für die benötigte Soft- und Hardware berücksichtigt werden, die zwischen 998,--DM und 350.000,--DM liegen können<sup>178</sup>. Beachtet werden muß auch, daß die Trainingsphase von neuronalen Netzen bei vielen Inputfaktoren sehr lange dauern kann, wenn sie auf sequentiellen Computern simuliert wird.

Inwieweit die Mehrkosten eines Verfahrens durch eine bessere Trefferquote ausgeglichen werden können, kann nach dem heutigen Stand der Forschung noch nicht objektiv beurteilt werden. Insbesondere die Leistungsfähigkeit von KNN ist bis heute noch nicht ausreichend erforscht (vgl. Punkt IV.1.2 dieser Arbeit).

<sup>177</sup> vgl. Welcker, J. (1991), a.a.O., S. 22

<sup>178</sup> vgl. Prospektmaterial zu Prophecy (Firma Knöpfel Neuronale Software, München) und SENN (Siemens Nixdorf AG, München)

### 3. Einordnung der Prognoseverfahren in den kapitalmarkttheoretischen Kontext

Innerhalb der Diskussion im II. Kapitel dieser Arbeit wurde deutlich, daß die Fähigkeit zur Prognose an die der Fähigkeit zur Erfassung von Marktunvollkommenheiten, d.h. von Nichtlinearitäten, geknüpft ist. Speziell vor dem Hintergrund der zunehmenden Zinsvolatilität wird es immer schwieriger, Strukturen in dem Markt zu erkennen und diese für eine Prognose zu nutzen. Die Chaostheorie bietet hierfür einen Lösungsansatz, da sie auch erratische Strukturen über nichtlineare Gesetzmäßigkeiten kausal erklären kann.

Künstliche Neuronale Netzwerke eignen sich durch ihre Lernfähigkeit von allen Verfahren am besten für die Erkennung von nichtlinearen Zusammenhängen innerhalb der Einflußfaktoren<sup>179</sup>. Aus diesem Grund hat der neuronale Ansatz das höchste Potential zu einer leistungsfähigen Zinsprognose (vgl. Abb. 17). Bisher verhindern die Defizite innerhalb der Theorie der neuronalen Netze jedoch, daß die Vorzüge der KNN adäquat in die Prognosepraxis übertragen werden können.

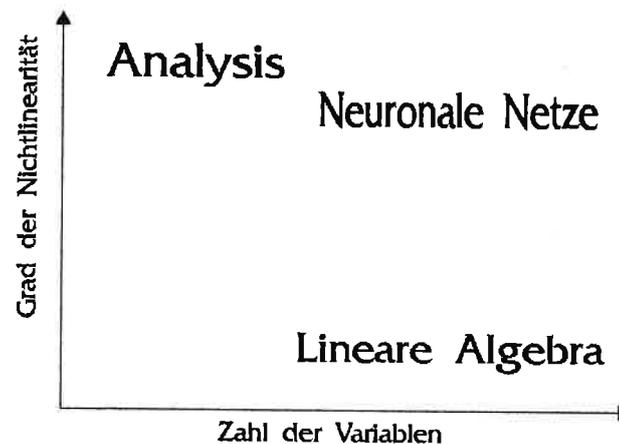


Abb. 17: Standort der neuronalen Netze<sup>180</sup>

Indem sich der neuronale Ansatz an den nichtlinearen Entscheidungsfindungsprozesses der Marktteilnehmer ausrichtet, transportiert er die Marktunvollkommenheiten in eine Modellvorstellung. Dabei muß jedoch beachtet werden, daß die Chaostheorie eine ganzheitliche Sichtweise vertritt, während die Modelle des neuronalen Ansatzes nur ein stark vereinfachtes Abbild der Wirklichkeit darstellen. Darin liegen auch die Grenzen der neuronalen Netzwerke in der Zinsprognose.

<sup>179</sup> vgl. Zimmermann, H.G. (1994), a.a.O., S. 13 f.

<sup>180</sup> vgl. ebenda

Wurde die Technische Analyse bereits von der schwachen Form der Markteffizienzhypothese als Zeitverschwendung angesehen (vgl. Tab. 2), so wird ihre Idee von der Chaostheorie unterstützt. Die Technische Analyse sucht nicht nach einem theoretisch begründeten Zins, sondern nach dem Zins, den der Markt für richtig hält<sup>181</sup>. Über Indikatorenkonzepte sollen daher Marktstimmungen eingefangen werden. So können z.B. bei dem Momentum Extremzonen eingetragen werden, die einen überverkauften bzw. übergekauften Markt anzeigen sollen<sup>182</sup>.

Insofern können durch die Technische Analyse auch Marktunvollkommenheiten erfaßt werden. Aus dieser Perspektive reduziert die Technische Analyse den neuronalen Ansatz von drei auf zwei Ebenen, da nur das Verhalten der Marktteilnehmer und die Zinsentwicklung beobachtet werden. (Der neuronale Ansatz betrachtet ja zusätzlich noch die unterschiedlichen Gewichtungen der Einflußfaktoren). Damit kann jedoch erklärt werden, warum die Technische Analyse eine gute Trefferquote erzielt, ohne die Kausalstruktur der Zinsbildungsfaktoren erfassen zu müssen.

Die Fundamentalanalyse, die nach der MEH erst bei der halb-strengen Informationseffizienz keinen Prognoserfolg mehr bringt, schneidet bei der Erfassung von Marktunvollkommenheiten am schlechtesten ab. Durch die strengen Prämissen innerhalb der Zinstheorie fehlen ihr die Freiheitsgrade, um auch nichtlineare Beziehungen zwischen den Einflußfaktoren und den Marktteilnehmern zu erfassen. Das Bild des homo oeconomicus und die zentrale Bedeutung des Gleichgewichtspreises lassen nur lineare Erklärungsansätze zu, welche die Komplexität der Realität nicht mehr erfassen können. Der Prognostiker schafft sich bei dem ökonometrischen Strukturmodellbau wenigstens die Freiheitsgrade, daß er sich nicht nur an einer Zinstheorie ausrichten muß, sondern die Einflußfaktoren theorieübergreifend in dem Modell zusammenführt.

Es ist daher zu hoffen, daß der neuronale Ansatz in der Zinsprognose zu einem Erkenntnisfortschritt führt, aus dem auch nichtlineare Ansätze innerhalb der Zinstheorie abgeleitet werden können. Vielleicht können sogar durch neuronale Netze die aktuellen Defizite in der Zinstheorie überwunden werden.

---

<sup>181</sup> vgl. Loistl, O. (1994), a.a.O., S.91

<sup>182</sup> vgl. Müller, T. / Nietzer, H. (1993), a.a.O., S.66

#### 4. Prognoserisiko

Unabhängig davon, welches Prognoseverfahren eingesetzt wird, basieren alle Prognosen auf Vergangenheitsdaten<sup>183</sup>. Sie unterstellen somit, daß sich einmal festgestellte Zusammenhänge auch auf die Zukunft übertragen lassen. Dies gilt nur dann, wenn sich die Rahmenbedingungen, die der Prognose zugrundeliegen, während des Prognosehorizonts nicht verändern. So können z.B. Kriege, politische und wirtschaftliche Veränderungen sowie Naturkatastrophen die Rahmenbedingungen einer Prognose erheblich beeinflussen. Solche Ereignisse lassen sich im Vorfeld einer Prognose nicht voraussagen, weshalb sie stets ein Restrisiko darstellen. Eine hundertprozentig sichere Zinsprognose kann somit durch kein Prognoseverfahren jemals erreicht werden.

#### VI. Resümee und Ausblick

Der neuronale Ansatz in der Zinsprognose bietet dem Prognostiker einen neuen Weg zur Zinsprognose. Der theoretische Hintergrund der neuronalen Netzwerke läßt jedoch noch einige wichtige Fragen offen. In der Praxis bereitet vor allem die Optimierung der Anzahl der Hidden-Neuronen große Probleme. Die Netzwerkoptimierung ist bis heute noch weitgehend ein "trial-and-error"-Verfahren. Damit die Chancen des neuronalen Ansatzes in der Zinsprognose systematisch genutzt werden können, sind weitere Forschungsarbeiten notwendig, die eine theoretische Fundierung des Netzwerkaufbaus ermöglichen.

Die neuronalen Netzwerke werden daher auch in Zukunft die traditionellen Verfahren der technischen und fundamentalen Analyse in der Zinsprognose nicht ersetzen können. Der Finanzanalyst wird seine Markteinschätzung wie bisher aus vielen verschiedenen Mosaiksteinen zusammensetzen, wobei der neuronale Ansatz nur ein besonders neuer Mosaikstein ist. "Hier wie anderswo wird der Computer den mittelmäßigen Experten kontrollieren, den erstklassigen Experten in einer produktiven Kooperation von Mensch und Maschine wirksam unterstützen"<sup>184</sup>.

Als Anregung für weitere Experimente findet sich in der Anlage 4 ein Beispiel, das einen einfachen Trainingsvorgang mit einem KNN vorstellt.

<sup>183</sup> vgl. Ketzel, E. / Müller-Godeffroy, H. (1992), a.a.O., S.407

<sup>184</sup> Loistl, O. (1992), a.a.O., S. 4

**Anlage 1: Dominante Zinseinflußfaktoren**

Einflußfaktor	Zuordnung/Kommentar
(1) reale Ertragsrate aus Sachkapital	neoklassische Zinstheorie / nicht direkt beobachtbar; Hilfsgröße: Wachstumsrate des realen Bruttoinlandsprodukts
(2) Zeitpräferenzrate	neoklassische Zinstheorie / nicht beobachtbar; Hilfsgröße: Sparquote privater Haushalte
(3) Geldmengenwachstum	keynesianische Zinstheorie / Liquiditätseffekt; gilt nur bei konstanter Geldnachfrage
(4) Preissteigerungen	keynesianische Zinstheorie
(5) Unsicherheiten	keynesianische Zinstheorie / nicht beobachtbar; Hilfsgröße: Varianz ökonomischer Variablen
(6) Einkommenswachstum	keynesianische Zinstheorie / für sich genommen wenig aussagefähig, weil auch andere Interpretationen möglich (vgl. (1))
(7) Marktwert des Realkapitalbestandes	postkeynesianische Transmissionstheorie / Schätzwert: Aktienkursindex
(8) funktionale Einkommensverteilung	Oberhauser-Ansatz auf Grundlage keynesianischer Kreislauftheorie der Verteilung
(9) Liquiditätseffekt	keynesianische Zinstheorie / Schätzwerte: Zentralbankgeldversorgung und Bankraten
(10) Preissteigerungserwartung	Fisher-Effekt/nicht direkt beobachtbar; Hilfsgröße: tatsächliche Preissteigerungsrate; vgl. (3) quantitätstheoretischer Zusammenhang
(11) Leitzinsänderung	Refinanzierungskosten / Theorie informationseffizienter Märkte
(12) Laufzeitstruktur der Zinssätze	Theorien der Zinsstruktur / geldpolitischer Einfluß auf kurzfristige Zinssätze als Signale geldpolitischer Steuerung
(13) Dollar-Zinssätze	internationaler Zinszusammenhang; allein im Zusammenhang mit Wechselkursenerwartungen verwendbar
(14) Wechselkursänderungserwartungen	internationaler Zinszusammenhang; empirisch kaum zu erfassen (vgl. (13))
(15) Risikoprämie bei einer Dollaranlage	internationaler Zinszusammenhang; empirisch kaum zu erfassen
(16) Struktur von Ertragsraten und Risiken aller Vermögensbestände	Portfoliotheorie; empirisch kaum zu erfassen
(17) Vermögensbestandsänderung der Privaten	Portfoliotheorie; für die kurzfristige Analyse und Prognose in Ermangelung von Daten nicht verwendbar
(18) Staatsdefizit	Flow-of-funds-Analyse; Zusammenhänge weitgehend konjunkturabhängig
(19) Leistungsbilanzsaldo	Flow-of-funds-Analyse

(Quelle: Filc, W. (1992), Theorie und Empirie des Kapitalmarktinzinses, Stuttgart 1992, S. 163 u. 164)

## **Anlage 2: Prognoseverfahren der technischen Analyse**

### *Systematik der Konzepte:*

Charttechnik	Markttechnik	Zyklentechnik	Sentimenttechnik
Widerstand	A-/D-Line	Kondratieffwellen	Umsätze
Unterstützung	Bollinger Bands	"Fibonacci"	Put-/Call-Ratio
Aufwärtstrend	Moving Average	- Fanlines	Put-Quote
Abwärtstrend	MACD	- Arcs	Open Interest
Trendkanal	Momentum	- Time Zones	Trin
Fächer	Relative Stärke	- Time Relations	UPC-Indikator
Wimpel	Relative Strength	"Gann"-Linien	Odd-Lot-Indikator
Flagge, Keil	Index (RSI)	"Gann"-Angels	"Kiosk"- oder
Untertasse	Stochastik	"Gann"-Squares	"Busch"-/
W/MFormation	Volume Oscillator	Elliot-Wave-	Indikatoren
V-Formation	Wilder's Volatility	Theorie	

(Quelle: Pring, M. (1990), Handbuch Technische Kursanalyse, Darmstadt 1990; Müller, T. / Nietzer, H. (1993), Das große Buch der technischen Indikatoren, Rosenheim 1993)

### *Charttechnik: Übersicht der Darstellungsmöglichkeiten von Charts*

Bar-Charts	Point- & Figure Charts	Liniencharts	Candle-Stick-Charts
------------	------------------------	--------------	---------------------

(Quelle: Welcker, J. (1991), Technische Aktienanalyse, Zürich 1991, S. 25 - 42)

### Anlage 3: Übersicht der verschiedenen KNN-Architekturen

#### 1.) Überwachtes Lernen:

Feedforward-Netz	Feedback-Netz
Perceptron	Brain-State-in-a-Box
Adaline, Madaline	Fuzzy Cognitive Map
Backpropagation	Boltzmann Machine
Cauchy Machine	Mean Field Annealing
Adaptive Heuristic Critic	Recurrent Cascade Correlation
Time Delay Neural Network	Learning Vector Quantization
Associative Reward Penalty	
Avalanche Matched Filter	
Backpercolation	
Artmap	
Adaptive Logic Network	
Cascade Correlation	

#### 2. Unüberwachtes Lernen:

Feedforward-Netz	Feedback-Netz
Learning Matrix	Additive Grossberg
Driver-Reinforcement Learning	Shunting Grossberg
Linear Associative Memory	Binary Adaptive Resonance Theory
Sparse Distributed Associative Memory	Analog Adaptive Resonance Theory
Optimal Linear Associative Memory	Discrete Hopfield
Fuzzy Associative Memory	Continuous Hopfield
Counterpropagation	Discrete Bidirectional Associative Memory
Learning Vector Quantization	Temporal Associative Memory
	Adaptive Bidirectional Associative Memory
	Kohonen Self-organizing Map
	Kohonen Topology-preserving Map

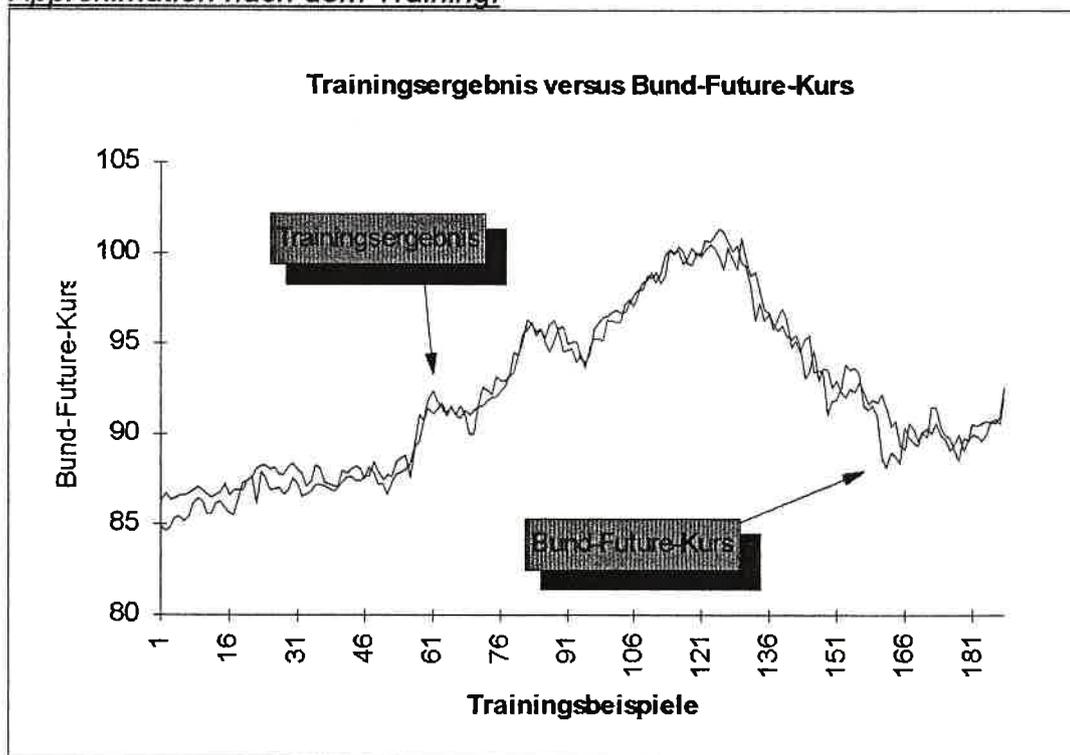
(Quelle: Wittkemper, H.G. (1994), Neuronale Netze als Hilfsmittel zur Rendite- und Risikoschätzung von Aktien, Köln 1994, S. 22 & 23)

#### Anlage 4:    **Aufbau und Training eines KNN**

##### Netzwerkarchitektur und Inputdaten:

Mit dem Programm NeuroShell<sup>185</sup> soll die Approximationsfähigkeit eines Multi-Layer-Perceptrons mit dem Backpropagation-Lernalgorithmus getestet werden. Die dreilagige Netzwerkarchitektur besteht aus fünf Inputneuronen, fünf Hiddenneuronen und einem Outputneuron. Die Trainingsmenge umfaßt 188 Beispielfälle vom 09.08.1991 bis zum 17.03.1995 auf Wochenbasis. Als Inputfaktoren wurden aus der NWP-Kursdatenbank gewählt: REX 1 Jahr, DAX, U.S.-Dollar, S&P 500 und 10 J. U.S.-T-Bond - Zins. Dabei wurden zwar eine Faktorenanalyse im Hinblick auf Korrelationen durchgeführt, aber es wurden keine Lag-Strukturen (evt. zeitlicher Vorlauf eines Inputs) berücksichtigt. Als Prognosegegenstand diente der Bund-Future-Kurs mit einem Prognosehorizont von einer Woche.

##### Approximation nach dem Training:



Nach einer Trainingsdauer von 40 Minuten auf einem 386er PC und 536.450 Lerndurchgängen, schätzte das KNN den Bund-Future-Verlauf anhand der Inputfaktoren wie in dem obigen Diagramm dargestellt. Dabei erzielt es eine Trefferquote von 56,91% (107 von 188 Beispielfälle) in der Richtungsprognose bezogen auf die Trainingsmenge.

<sup>185</sup> NeuroShell ist ein Programm der Ward Systems Group, Inc. / Maryland

## Literaturverzeichnis:

### Bücher, Sammelwerke, Zeitschriften- und Zeitungsartikel

- Allman, William F. (1990):** *Menschliches Denken - Künstliche Intelligenz. Von der Gehirnforschung zur nächsten Computer-Generation*, München 1990
- Baun, Susanne (1994):** *Neuronale Netze in der Aktienkursprognose. Neue Möglichkeiten der Modellentwicklung*, in: *Neuronale Netze in der Ökonomie. Grundlagen und finanzwirtschaftliche Anwendungen*, München 1994, S. 131 - 207
- Baun, Susanne / Köhr, Thomas (1994):** *Zinsprognose mit Neuronalen Netzen*, in: *Verband öffentlicher Banken (Hrsg.): Erfolgreiche Zinsprognosesysteme*, Bonn 1994, S. 1 - 19
- Berndt, Michael (1995):** *Kapitalmarktprognosen mit neuronalen Netzen*, in: *Die Bank*, Heft Nr. 04/1995, S. 226 - 230
- Bleymüller, Josef u.a. (1992):** *Statistik für Wirtschaftswissenschaftler*, 8., überarb. Aufl., München 1992
- Blien, Uwe / Lindner, Hans-Günter (1993):** *Neuronale Netze - Werkzeuge für empirische Fragestellungen*, in: *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, Band 212/5-6, Stuttgart 1993, S. 497 - 521
- Briggs, John / Peat, David F. (1993):** *Die Entdeckung des Chaos. Eine Reise durch die Chaos-Theorie*, 3. Aufl., München 1993
- Crutchfield, James P. u.a. (1987):** *Chaos*, in: *Spektrum der Wissenschaft*, Heft 02/1987, S. 8 - 20
- Deboeck, Guido J. / Cader, Masud (1994):** *Trading U.S. Treasury Notes with a Portfolio of Neural Net Models*, in: *Deboeck, G. (Hrsg.): Trading on the edge*, New York 1994, S. 102 - 122
- Dengel, Andreas (1994):** *Künstliche Intelligenz. Allgemeine Prinzipien und Modelle*, Mannheim u.a. 1994
- Deutsche Bundesbank (1995):** *Kapitalmarktstatistik*, Heft 02/1995, Frankfurt am Main
- Dresdner Bank (1994):** *Zinsmanagement*, 7., unveränderte Aufl., Frankfurt am Main 1994
- Duwendag, Dieter u.a. (1993):** *Geldtheorie und Geldpolitik. Eine problemorientierte Einführung mit einem Kompendium monetärer Fachbegriffe*, 4., überarb. und erw. Aufl., Köln 1993
- Eliot, Lance B. (1995):** *Ruling Neural Networks*, in: *AI Expert*, Heft 02/1995, S. 8 - 10

- Eller, Roland (1994):** *Zins- und Währungsrisiken optimal managen. Analyse, Risiko, Strategie*, Wiesbaden 1994
- Filc, Wolfgang (1992):** *Theorie und Empirie des Kapitalmarktzins*, Stuttgart 1992
- Fuhrmann, Wilfried (1987):** *Geld und Kredit. Prinzipien monetärer Makroökonomik*, 2., erw. Aufl., München, Wien 1987
- Gabler Wirtschafts-Lexikon (1992)**, 13., vollst. überarb. Aufl., Wiesbaden 1992
- Geo-Wissen (1993):** Chaos und Kreativität, Nachdruck, Hamburg 1993
- Groß-Kaun, Karin (1993):** *Zinsen - auf zu neuen Tiefen*, in: Börse Online, Heft Nr. 47/1993, S. 10 - 15
- Grunow, Armin G. (1987):** *Portefeuille-Strategien für festverzinsliche Wertpapiere*, in: Rudolph, B. (Hrsg.): *Kapitalmarktanalyse. Institutionen, Instrumente und Anlagestrategien*, Frankfurt am Main 1987, S. 97 - 111
- Hinton, Geoffrey E. (1992):** *Wie neuronale Netze aus Erfahrung lernen*, in: Spektrum der Wissenschaft, Heft 11/1992, S.134 - 143
- Jürgens, Hartmut u.a. (1989):** *Fraktale - eine neue Sprache für komplexe Strukturen*, in: Spektrum der Wissenschaft, Heft 09/1989, S. 106 - 118
- Kern, Daniela (1991):** *Das schwierige Geschäft mit den Prognosen*, in: P.M.-Perspektive: Geld, Heft Nr. 91/023, S. 56 - 57
- Ketzel, Eberhart / Müller-Godeffroy, Heinrich (1992):** *Instrumente zur Zinsprognose im Wettbewerb*, in: Sparkasse, Heft 09/1992, S. 406 - 409
- Kiehling, Hartmut (1991):** *Kursstürze am Aktienmarkt*, München 1991
- Kinnebrock, Werner (1994):** *Neuronale Netze: Akademische Spielwiese oder wirtschaftliche Nutzbarkeit*, in: Marktreport 1994: Intelligente Software-Technologien, München 1994, S. 58 - 59
- Kosko, Bart (1993):** *fuzzy-logisch. Eine neue Art des Denkens*, Hamburg 1993
- Kratzer, Klaus P. (1990):** *Neuronale Netze. Grundlagen und Anwendungen*, München, Wien 1990
- Kratzer, Klaus P. (1991):** *Neuronale Realisierung von Prognoseverfahren*, in: Nakhaeizadeh, G. / Vollmer, K.-H. (Hrsg.): *Anwendungsaspekte von Prognoseverfahren*, Heidelberg 1991, S. 71-79

- Levin, Frank (1993):** *Zinsprognosemodelle auf dem Prüfstand*; in: Die Bank, Heft 11/1993, S.651-656
- Lohrbach, Thomas (1994):** *Einsatz von Künstlichen Neuronalen Netzen für ausgewählte betriebswirtschaftliche Aufgabenstellungen und Vergleich mit konventionellen Lösungsverfahren*, Bovenden 1994
- Loistl, Otto (1992):** *Computergestütztes Wertpapiermanagement*, 4., neu überarb. und erw. Aufl., München, Wien 1992
- Loistl, Otto (1994):** *Kapitalmarkttheorie*, 3., überarb. und erw. Aufl., München, Wien 1994
- Loistl, Otto / Betz, Iro (1994):** *Chaostheorie*, 2., durchgesehene Aufl., München, Wien 1994
- Löser, Reinhard / Müller, Bernd (1994):** *Die neue Dimension des Denkens*, in: bild der wissenschaft, Heft Nr. 09/1994, S. 54 -58
- Müller, Thomas / Nietzer, Harald (1993):** *Das große Buch der technischen Indikatoren*, Rosenheim 1993
- Peters, Edgar E. (1991):** *Chaos and order in the capital markets. A new view of cycles, prices and market volatility*, New York u.a. 1991
- Poddig, Thorsten (1994):** *Mittelfristige Zinsprognose mittels KNN und ökonometrischer Verfahren*, in: Rehkugler, H. / Zimmermann, H.G. (Hrsg.): *Neuronale Netze in der Ökonomie. Grundlagen und finanzwirtschaftliche Anwendungen*, München 1994, S. 209 - 290
- Pring, Martin J. (1990):** *Handbuch Technische Kursanalyse*, Darmstadt u.a. 1990
- Rehkugler, Heinz / Poddig, Thorsten (1992):** *Neuronale Netze im Bankbetrieb*, in: Die Bank, Heft 07/1992, S. 413 - 419
- Rieß, Markus (1994):** *Die Eignung Neuronaler Netze zur Prognose in der Ökonomie*, in: Bol, G. u.a. (Hrsg.): *Finanzmarktanwendungen neuronaler Netze und ökonometrischer Verfahren*, Heidelberg 1994, S. 183 - 222
- Rojas, Raúl (1993):** *Theorie der neuronalen Netze. Eine systematische Einführung*, Berlin u.a. 1993
- Rumelhart, David E. u.a. (1986):** *Learning Internal Representation by Error Propagation*, in: Rumelhart, D. / McClelland, J. (Hrsg.): *Parallel Distributed Processing*, Cambridge, Massachusetts 1986, S. 318 - 362
- Schminke, Paul K. (1992):** *Zinsprognosen als Faktor für geschäftspolitische Entscheidungen*, in: Sparkasse, Heft 09/1992, S. 421 - 423
- Schober, Stefan / Zmarzly, Jochen (1992):** *"Zins-Prognose-Generator" hat Modelcharakter*, in: B.Bl., Heft 09/1992, S. 500 - 503

- Schöneburg, Eberhard (1990)**, *Neuronale Netzwerke. Einführung, Überblick und Anwendungsmöglichkeiten*, München 1990
- Schubert, Wolfram (1993)**: *Lange Strecke*, in: *Wirtschafts-Woche*, Heft Nr. 51/1993, S. 100
- Schulz, Dietmar E. (1993)**: *Chaos und Ordnung in der Wirtschaft. Zur strategischen Lenkbarkeit von Organisationen aus systemtheoretischer Sicht*, München 1993
- Scriba, Jürgen (1993)**: *Auf dem Weg zum deterministischen Chaos ging der Laplacesche Dämon verloren*, in: *Geo-Wissen: Chaos und Kreativität*, Nachdruck, Hamburg 1993, S. 54 - 55
- Steinbring, Reinhard (1985)**: *Die Fristigkeitsstruktur der Zinssätze. Ein portfoliotheoretischer Ansatz für inflationsfrei und inflationäre Wirtschaften*, Frankfurt am Main u.a. 1985
- Steiner, Manfred / Bruns, Christoph (1995)**: *Wertpapiermanagement*, 4., überarb. und erg. Aufl., Stuttgart 1995
- Steiner, Manfred / Wittkemper, Hans-Georg (1993)**: *Neuronale Netze. Ein Hilfsmittel für betriebswirtschaftliche Probleme*, in: *DBW*, Heft Nr. 04/1993, S. 445 - 463
- Stöttner, Rainer (1989)**: *Finanzanalyse. Grundlagen der markttechnischen Analyse*, München, Wien 1989
- Trippi, Robert R. / DeSieno, Duane (1992)**: *Trading Equity Index Futures with a Neural Network*, in: *The Journal of Portfolio Management*, Ausgabe Herbst 1992, S. 27 - 33
- Vaga, Tonis (1990)**: *The Coherent Market Hypothesis*, in: *Financial Analysts Journal*, Heft November/Dezember 1990, S. 36 - 49
- Vorndran, Philipp / Schmittwolf, Bernd (1990)**: *Einstieg in die Chartanalyse*, 2., erw. Aufl., Würzburg 1990
- Welcker, Johannes (1991)**: *Technische Aktienanalyse. Die Methoden der technischen Analyse*, 6., überarb. und erw. Aufl., Zürich 1991
- Wild, Klaus-Dieter (1994)**: *Zinsprognose und Rentenmanagement*, in: *Sparkasse*, Heft Nr. 03/1994, S. 127 - 130
- Wittkemper, Hans-Georg (1994)**: *Neuronale Netze als Hilfsmittel zur Rendite- und Risikoschätzung von Aktien*, Köln 1994
- Woll, Arthur (1990)**: *Allgemeine Volkswirtschaftslehre*, 10., überarb. und erg. Aufl., München 1990
- Zilahi-Szabo, Miklós G. (1993)**: *Wirtschaftsinformatik. Anwendungsorientierte Einführung*, München, Wien 1993

**Zimmermann Hans G. (1994):** *Neuronale Netze als Entscheidungskalkül*, in: *Neuronale Netze in der Ökonomie. Grundlagen und finanzwirtschaftliche Anwendungen*, München 1994, S. 1 - 88

**Sonstiges (Seminarunterlagen, Prospekte, Broschüren, usw.)**

**Knöpfel Neuronale Software (1995):** *NeuroNet Prophecy*, Prospekt der Knöpfel Neuronale Software, Kaiserstr. 25, 80801 München

**Neue Wirtschaftspresse Verlags GmbH:** Kursdatenbank, NWP GmbH, Postfach 1865, 67508 Worms

**Public Financial Consult (1995):** *sensus 7. Bewertung und Auswahlverfahren für Industrie und Wirtschaft*, Prospekt der PFC, Friedrichstr. 95, 10117 Berlin-Mitte

**Siemens Nixdorf AG (1993):** *SENN - Softwareentwicklungsumgebung für Neuronale Netze*; Prospekt der Siemens Nixdorf Informationssysteme AG, Otto-Hahn-Ring 6, 81739 München, 1993

**Ward Systems Group Inc. (1991):** *NeuroShell*; PC-Programm; Ward Systems Group, Inc., 245 West Patrick Street, Maryland 21701