

Kauper, Benjamin; Kunze, Karl-Kuno

Working Paper

Modellierung von Aktienkursen im Lichte der Komplexitätsforschung

Statistische Diskussionsbeiträge, No. 49

Provided in Cooperation with:

Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät, Universität Potsdam

Suggested Citation: Kauper, Benjamin; Kunze, Karl-Kuno (2011) : Modellierung von Aktienkursen im Lichte der Komplexitätsforschung, Statistische Diskussionsbeiträge, No. 49, Universität Potsdam, Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät, Potsdam, <https://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:kobv:517-opus-52285>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/337357>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

UNIVERSITÄT POTSDAM

Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät

Hans Gerhard Strohe (Hrsg.)

STATISTISCHE DISKUSSIONSBEITRÄGE

Nr. 49

Benjamin Kauper

Karl-Kuno Kunze

**Modellierung von Aktienkursen im Lichte der
Komplexitätsforschung**



Potsdam 2011

ISSN 0949-068X

STATISTISCHE DISKUSSIONSBEITRÄGE

Nr. 49

Benjamin Kauper

Karl-Kuno Kunze

Modellierung von Aktienkursen im Lichte der Komplexitätsforschung

Herausgeber: Prof. Dr. Hans Gerhard Strohe, Lehrstuhl für Statistik und Ökonometrie
Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät der Universität
Potsdam
August-Bebel-Str. 89, D-14482 Potsdam
Tel. +49 (0) 331 977-3225
Fax. +49 (0) 331 977-3210
Email : strohe@uni-potsdam.de
2011, ISSN 0949-068X

Abstract This paper offers empirical evidence on the power of Sornette et al's [2001] model of bubbles and crashes regarding the German stock market between 1960 and 2009. We identify relevant time periods and describe them with the function given by Sornette et al's model. Our results show some evidence in predicting crashes with the understanding of logarithmic periodic structures that are hidden in the stock price trajectories. It was shown that for the DAX most of the relevant parameters determining the shape of the logarithmic periodic structures are lying in the expected interval researched by Sornette et al. Further more the paper implicitly shows that the point of time of former crashes can be predicted with the presented formula. We conclude that the concept of financial time series conceived as purely random objects should be generalised as to admit complexity.

JEL Codes: C53, C58, G11, G14, G17

Key words: Bubble Theory, Complexity Sciences, Crash Prediction, Econophysics, Nonlinear Dynamics, System Theory

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Beschreibung kritischer Zustände	1
3	Empirische Analyse	4
3.1	Arbeitshypothesen	4
3.2	Datenmaterial	5
3.3	Methodik	5
3.4	Identifizierung der zu modellierenden Zeitabschnitte	7
3.4.1	Abweichung von der Normalverteilung	7
3.4.2	Identifizierung nach Sornette	13
3.5	Quantifizierung der Parameter	15
3.6	Interpretation	21
4	Schlussbetrachtung	24

1 Einleitung

In der gesamten Börsengeschichte konnten starke Kursbewegungen beobachtet werden. Tritt eine starke negative Kursbewegung öfters innerhalb eines bestimmten Zeitraumes auf, bezeichnet man diesen Vorfall kumuliert als Crash. Diese außergewöhnlichen Kursbewegungen stehen im Widerspruch zu der Random Walk Hypothese aus der aktuellen Finanzmarkttheorie. Diese Analyse untersucht, ob einem Crash eine Finanzmarktblase - also eine künstliche, nicht durch fundamentale Informationen begründbare Kursbewegung vorausgeht, die in einem Crash korrigiert wird. Der theoretische Rahmen dieser empirischen Untersuchung ist die Komplexitätstheorie. Der Aktienmarkt wird als komplexes System verstanden. Ein komplexes System besteht aus vielen möglicherweise heterogenen Subsystemen, die in Interaktion oder Kooperation treten (vgl. Mantegna, Stanley 2004, S. 5). Dabei reagieren die Systemelemente nicht nur auf die Aktionen anderer Elemente, sondern auch auf den Zustand eines Aggregats oder Netzwerkes, dem sie selbst angehören. Die Aggregate stehen wiederum selbst in Interaktion. In einem solchen System sind Ursache und Wirkung sowohl zeitlich, sachlich als auch kognitiv variabel. Statt linearer Inter- und Extrapolation besteht die Aufgabe im Finden von exponentiellen Entwicklungen, Schwellenwerten und Umkipppunkten (vgl. Willke 1993, S. 72 f.). Die Komplexitätsforschung hat nun das Ziel, die einzelnen Systemzustände zu identifizieren, ihre Ursachen zu verstehen und damit Rückschlüsse auf die Funktionsweise des Gesamtsystems zu ziehen. Um die Dynamik und Funktionsweise zu verstehen, werden Systemsignale als solche oder bestimmte Abschnitte des Signalrauschens auf Muster und Strukturen, die für komplexe Systeme als typisch gelten, untersucht und interpretiert (vg. Mainzer 2008, S. 31).

2 Beschreibung kritischer Zustände

Im Folgenden wird der Aktienmarkt als komplexes System verstanden. Obwohl die einzelnen Entscheidungen der Aktienmarktteilnehmer unbekannt sind, erzeugen ihre vielfältigen Wechselwirkungen Effekte, die sich im Aktienkurs niederschlagen und damit gemessen werden können (vgl. Mainzer 2008, S. 80). Die Messdaten der Signale des Aktienmarktes können als Zeitreihe dargestellt und einer Zeitreihenanalyse unterzogen werden. Die Analyse sich in dieser Reihe abzeichnender Strukturen und Mustern liefert Hinweise auf die dem System zu Grunde liegende Systemdynamik (vgl. Mainzer 2008, S. 34). Auf dieser Basis können dann Erklärungs- und Prognosemodelle erstellt werden.

Der Ansatzpunkt dieser Untersuchungen stellen markante Kursbewegungen dar - sogenannte Kursstürze. Es wird angenommen, dass diese zusammen mit einer Bubble auftreten, welche einem Kurssturz zeitlich vorgelagert ist. Es soll getestet werden, ob ein solcher Kursanstieg, der sich immer über einen nicht näher bestimmten Zeitraum erstreckt, im Vergleich mit ähnlichen Kursanstiegen eine gewisse Universalität aufweist, dessen Erkenntnis für die Prognose zukünftiger Kursstürze

verwendet werden kann. Die Basisuntersuchungen dieser Finanzmarkttheorie stammen von Didier Sornette. Er verwendet die Funktion

$$F(t) = A + B(t_c - t)^m + C(t_c - t)^m \cos(\omega \log(t_c - t) + d), \quad (1)$$

um die Kursentwicklung bis zu einem kritischen Punkt t_c - dem Punkt mit der höchsten Wahrscheinlichkeit eines Kurssturzes - zu erklären (vgl. Johansen, Sornette 2001, S. 2). Die Parameter A, B und C werden durch die Werteskala und den ausgewählten Zeitabschnitt des Index bestimmt, wobei A den theoretischen Wert der Funktion F bei t_c beschreibt. Eine Universalität der Parameter A, B und C ist nicht gefordert (vgl. Johansen, Sornette 2001, S. 2). Der Parameter d wird durch die Wahl der Zeiteinheit bestimmt und ist damit ebenfalls von untergeordnetem Interesse (vgl. Johansen, Sornette 2001, S. 2). Der Parameter t_c beschreibt den kritischen Punkt, welcher möglichst nahe an den maximalen Kurswert vor dem Kurssturz heranreichen soll. Der Wert von m bestimmt die Kursbeschleunigung. Je näher dieser Wert an Eins heranrückt, desto geringer ist die Beschleunigung. Der Funktionsgraph nähert sich dann einer Geraden (bei Ausblendung der Oszillationen). Je näher dieser Wert an die Null heranrückt, desto stärker wird der Kurs beschleunigt. Der Parameter ω quantifiziert die Anzahl der Oszillationen im ausgewählten Kursabschnitt. Falls ω zu klein wird, beschreibt die Formel weniger als eine Oszillation. Der Funktionsgraph nähert sich dann dem Graph einer einfachen Potenzfunktion, welche durch die ersten beiden Summanden der Formel (1) beschrieben werden kann. Wenn ω zu groß ist, passt sich der Funktionsgraph an das Rauschen des Aktienkurses an. In beiden Fällen würde der Kurs keine relevanten Informationen über den Zeitpunkt des Kurssturzes enthalten. Folglich wird für t_c , m und ω nicht nur Universalität im Sinne des hier beschriebenen Funktionsgraphen gefordert, sondern auch die Existenz eines für die Parameter geltenden begrenzten Wertebereichs.

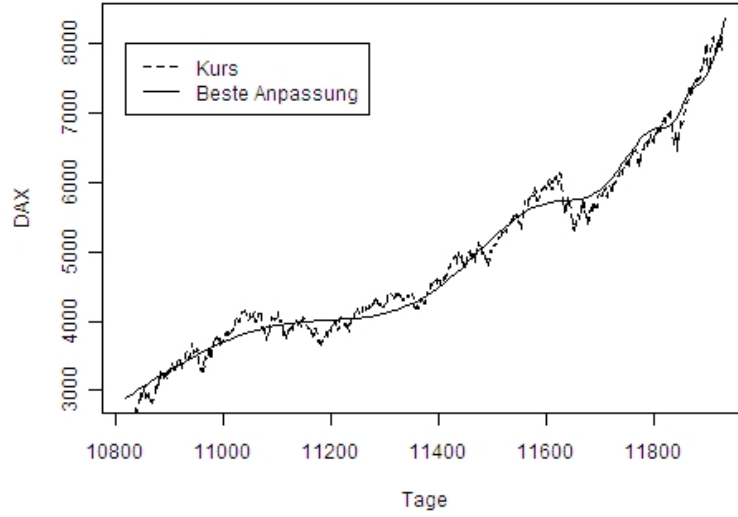


Abbildung 1: Anpassung der Funktion aus (1) an den Ausschnitt der Dax-Zeitreihe vom 12.03.2003 bis zum 16.07.2007

Ferner handelt es sich bei der Funktion (1) um eine diskret skaleninvariante Funktion. Von diskreter Skaleninvarianz wird gesprochen, wenn die betrachtete Funktion nur bei Multiplikation des Maßstabes mit einem bestimmten Faktor invariant bleibt (vgl. Sornette 2003, S. 186). Mathematisch kann das wie folgt beschrieben werden (vgl. Drozd, Grümm, Ruf, Speth 2003, S. 2):

$$F(x) = x^\alpha P\left(\frac{\ln(x)}{\ln(\lambda)}\right). \quad (2)$$

Bei der Kosinus-Funktion aus der Gleichung (1) handelt es sich um eine periodische Funktion mit der Periode 2π . Der Faktor λ aus Gleichung (2) bezieht sich jedoch auf eine periodische Funktion mit der Periode 1. In diesem Fall ist λ eine Funktion von ω :

$$\lambda = e^{2\pi/\omega}.$$

Es wird angenommen, dass das System Aktienmarkt einen kritischen Zustand anstrebt, der durch den Zeitpunkt t_c temporal determiniert ist. In diesem Zustand reagiert das System gegenüber kleinsten Schwankungen im Verhalten einzelner Marktteilnehmer sehr empfindlich, sodass diese einen Kurssturz auslösen können. Damit grenzt sich diese Überlegung von der Theorie effizienter Märkte ab, die einen dramatischen Kurssturz ausschließlich durch das Bekanntwerden einer ebenso

dramatischen und bedeutenden Information begründen (vgl. Sornette 2003, S. 3). Wenn davon ausgegangen werden kann, dass dieser Zustand vom System vor einem Kurssturz wiederholt angestrebt wird, kann dieser kritische Zustand als ein Attraktor¹ des Systems bezeichnet werden. Wenn die durch (1) beschriebenen Strukturen wiederholt vor einem Kurssturz auftreten, muss davon ausgegangen werden, dass diese nicht durch die in den Aktienmarkt eingehenden Informationen verursacht werden, sondern vielmehr systemimmanent sind. Bei dem angestrebten kritischen Zustand handelt es sich um einen selbstorganisierten kritischen Zustand. Der kritische Zustand lässt sich nicht auf die einzelnen Aktienmarktteilnehmer zurückführen, sondern liegt in der Organisation des Marktes begründet. Dieser ist ausschließlich eine Eigenschaft der Makroebene des Marktes. Kritische Punkte gelten als interessanteste Merkmale komplexer Systeme (vgl. Sornette 2003, S. 129).

3 Empirische Analyse

3.1 Arbeitshypothesen

Die nun folgenden Arbeitshypothesen bilden die Grundlage der empirischen Analyse und sollen im Folgenden auf ihre Gültigkeit geprüft werden:

1. Im deutschen Aktienindex DAX können logarithmisch-periodische Strukturen nachgewiesen werden.
2. Die Parameter m und ω weisen vor einem Kurssturz universelle Werte auf.
3. Mit Hilfe dieser Strukturen lässt sich der Zeitpunkt eines Kurssturzes vorhersagen.

Um die Hypothesen zu überprüfen, bedarf es noch einer genaueren Spezifikation des Begriffs der Universalität sowie einer Festlegung der zu untersuchenden Abschnitte des Aktienindex DAX. Der Universalitätsbegriff wird hier statistisch verstanden. Zur Überprüfung der zweiten Arbeitshypothese ist also jeweils ein Bereich zu definieren, in dem m bzw. ω liegen muss. Für den Parameter ω soll das nach Sornette für die Vorhersagen maßgebliche Intervall $[5,15]$ ausgewählt werden (vgl. Sornette 2003, S. 336). Der Parameter m liegt dann im Intervall von $[0.2,0.8]$ (vgl. Sornette 2003, S.335). Bei Berücksichtigung der in dieser Untersuchung verwendeten Restriktion - Ergebnisse, welche den Wert für den Parameter m kleiner Null oder größer als eins quantifizieren, bleiben unberücksichtigt - erscheint diese Forderung jedoch zu schwach, um damit Universalität zu begründen.

¹Ein Systemzustand in den ein dynamisches System temporär hineingezogen wird, kann als Attraktor bezeichnet werden (vgl. Mainzer 2008, S. 47)

3.2 Datenmaterial

In dieser Arbeit soll der deutsche Aktienmarkt untersucht werden. Als Datengrundlage der folgenden empirischen Analyse soll die Zeitreihe des DAX herangezogen werden. Der Index setzt sich aus 30 Einzeltiteln zusammen und wird nach der Indexformel von Laspeyres als Performanceindex ermittelt (vgl. Weber 2005, S. 126). Die Gewichtung erfolgte bis 2002 nach der Anzahl der Aktien einer Gesellschaft und seit 2002 nach dem Streubesitz, also nach dem Anteil der Aktien, die am freien Markt gehandelt werden (vgl. Weber 2005, S. 126). Die Auswahl der Einzeltitel wird durch die Kriterien Umsatz, Börsenkapitalisierung, Streubesitz und frühe Eröffnungskurse bestimmt (vgl. Rühle 1991, S. 190 ff.). Auf Grund der genannten Bestimmungsfaktoren wird angenommen, dass der Deutsche Aktienindex DAX den Zustand des deutschen Aktienmarktes adäquat repräsentiert. Der Index ist also das relevante Systemsignal, das hier empirisch untersucht werden soll.

Die Zeitreihe wurde zu diesem Zweck vom Institut für Finanzwirtschaft, Banken und Versicherungen der Universität Karlsruhe (TH) bezogen. Die Zeitreihe beginnt mit dem 04.01.1960 und endet am 31.08.2009. Für die empirische Analyse wird als Zeiteinheit der Handelstag vorgegeben.

3.3 Methodik

Die in Formel (1) beschriebene Funktion soll an den jeweiligen Abschnitt der Zeitreihe angepasst werden. Es müssen folglich sieben Parameter quantifiziert werden, wobei es sich bei drei Parametern, nämlich A, B und C um lineare sowie bei vier Parametern, nämlich t_c, ω, m und d um nichtlineare Parameter handelt. Ausgangspunkt ist die Minimierung der Fehlerquadratfunktion:

$$\text{Var} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f(t_i))^2, \quad (3)$$

wobei N für die Anzahl der Datenpunkte, y_i für die Datenpunkte und $f(t)$ für die zu den ermittelnden Parametern gehörende Funktion steht. Die Architektur der Vorgehensweise basiert auf den Untersuchungen Sornettes. Um Komplexität zu vermeiden, wird die Fehlerquadratfunktion partiell nach den nicht-linearen Variablen abgeleitet und Null gesetzt. Man erhält ein lineares Gleichungssystem mit drei Gleichungen, welches nach den Parametern A, B und C aufgelöst werden kann.

$$\frac{\partial \text{Var}}{\partial A} = \frac{\partial \text{Var}}{\partial B} = \frac{\partial \text{Var}}{\partial C} = 0$$

Die Parameter A, B und C sind dann als Funktion der nicht-linearen Parameter darstellbar, wel-

che wiederum in die ursprüngliche Funktion eingesetzt werden. Man erhält so eine konzentrierte Fehlerquadratfunktion, die nur von den nicht-linearen Parametern abhängt (vgl. Sornette 2003, S. 335). Diese Funktion ist nun zu minimieren.

$$\text{Var}_{mod} = F(t_c, m, \omega, d) \rightarrow \text{Min!} \quad (4)$$

Wenn die nichtlinearen Parameter ermittelt sind, können ebenfalls A, B und C berechnet werden, die selbst Funktionen der nichtlinearen Parameter sind und damit analytisch ermittelt werden können.

Bei den Parametern der modifizierten Fehlerquadratfunktion handelt es sich um nicht-lineare Parameter, die nicht analytisch ermittelt werden können. Es muss ein numerisches Verfahren angewandt werden. Sornette schlägt hier ein mehrstufiges Verfahren vor, welches aus einem Gittersuchverfahren zur Ermittlung adäquater Startpunkte und einem deterministischen Suchalgorithmus zur Ermittlung der funktionsminimierenden Parameter besteht (vgl. Sornette 2003, S. 335). Für das Gittersuchverfahren wird ein Gitter über die Variablen t_c und ω gelegt. Dabei entsprechen die Gitterpunkte den Punkten des kartesischen Produktes $X \times Y$, wobei

$$X = \{x | x = t_{max} + z \cdot 3, z \in \{1, 2, \dots, 10\}\}$$

die Koordinatenmenge des Parameters t_c und

$$Y = \{y | y = 2 \cdot z, z \in \{1, 2, \dots, 10\}\}$$

die Koordinatenmenge des Parameters ω beschreibt. Es erfolgt die 100-fache Anwendung eines stochastischen Suchalgorithmus, wobei jeweils ein geordnetes Paar des oben beschriebenen kartesischen Produktes die Parameter m und ω fixiert. Die Parameter m und d sind als freie Variablen durch die Minimierung der modifizierten Fehlerquadratfunktion zu ermitteln. Als stochastischer Suchalgorithmus wird das Verfahren „Simulated Annealing“ verwendet. Dieses hat den Vorteil, dass lokale Minima verlassen werden können und so eine Startpunktemenge erzeugt wird, die die Wahrscheinlichkeit erhöht in der nächsten Stufe das tatsächliche globale Minimum zu finden. Die Koordinaten der Gitterpunkte und die ermittelten funktionsminimierenden Werte für m und d dienen dann als Startpunkte eines deterministischen Suchverfahrens, in dem alle vier Parameter als freie Parameter durch den Algorithmus zu bestimmen sind. Als Methode wird das Nelder-Mead-Verfahren² verwendet. Aus den hundert Ergebnisreihen wird diejenige ausgewählt, welche den geringsten Wert der Fehlerquadratfunktion aufweist. Die mit diesem Wert verknüpften Werte der Parameter gelten dann als funktionsminimierende Werte. Es wird vermutet, dass es sich hier-

²Nelder, John A.; R. Mead (1965) „Simplex method for function minimization“ Computer Journal 7. 308-313

bei um das globale Minimum handelt. Die globale Konvergenz ist allerdings nicht garantiert (vgl. Aarts, Korst 1989, S. 46 ff. und McKinnon 1999, S. 148 ff.), was als Charakteristikum der hier verwendeten numerischen Suchverfahren die Gültigkeit der Ergebnisse einschränkt .

3.4 Identifizierung der zu modellierenden Zeitabschnitte

Eine einheitliche Crash- und Bubbledefinition ist in der Theorie nicht zu finden. Die Wahl der zu modellierenden Zeiträume bleibt folglich zu einem gewissen Grade willkürlich. Die Identifizierung orientiert sich in erster Linie an der Selektion relevanter Kursstürze. In dieser Untersuchung sollen zwei verschiedene Ansätze vorgestellt werden. Der Ansatz von Sornette versucht die Identifizierung über eine graphische Analyse des Kursverlaufs. Die Auswahl der Kursstürze kann nur qualitativ begründet werden, was die Möglichkeit eröffnet, gewisse Zeitabschnitte argumentativ abzulehnen oder zu bestimmen. Die relativ ungenauen Abgrenzungskriterien müssen bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden. Auf Grund dieser Schwäche soll ein zweiter - quantitativer - Ansatz verfolgt werden, der die Ergebnisse des ersten Ansatzes relativieren soll. Der letzte Zeitpunkt des zu modellierenden Abschnittes wird durch den höchsten Kurswert vor dem ersten identifizierten Kurssturz bestimmt. Die Wahl des Anfangszeitpunktes ist in beiden Ansätzen im Grundsatz nur qualitativ begründbar und markiert den Beginn der Bubble.

3.4.1 Abweichung von der Normalverteilung

Der Begriff des Kurssturzes erklärt die Existenz bedeutender negativer Kursbewegungen, die sich von normalen Kursbewegungen deutlich abgrenzen. Die Normalverteilung beschreibt eine Verteilung, die sich aus unabhängigen Einzelereignissen zusammensetzt - sie ist die Verteilung der Effizienzhypothese des Marktes. Die Normalverteilung ist untypisch für komplexe Systeme, so dass Abweichungen von dieser als Identifikationsmerkmale bedeutender Kursentwicklungen, die in komplexen Systemen auftreten, dienen können (vgl. Mainzer 2008, S. 28). Sornette weist darauf hin, dass die Identifikation außergewöhnlicher Kursbewegungen von der Kenntnis der Verteilung der sonstigen Renditen abhängt (vgl. Sornette 2003, S. 51). Da sie in dieser Untersuchung weder bestimmt wird, noch Einigkeit in der Wissenschaft bezüglich einer gültigen Verteilung herrscht, kann die Bestimmung einer außergewöhnlichen Kursbewegung nur pragmatischer Natur sein und bestenfalls eine gute Approximation des unter Kenntnis der tatsächlichen Verteilung angewendeten Verfahrens darstellen. Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass sich ein Kurssturz durch folgendes Identifikationsmerkmal auszeichnet:

$$r_t < -5\sigma\sqrt{t}. \quad (5)$$

Dabei bezeichnet r_t die t -Tagesrendite mit t als Anzahl der betrachteten Tage. Der Parameter

σ bezeichnet die Standardabweichung und ist als ein globaler Wert auf Grundlage der gesamten Zeitreihe zu bestimmen. Unter Annahme der Gültigkeit der Normalverteilungshypothese treten Renditen in der in Gleichung (5) beschriebenen Größenordnung im Durchschnitt nicht einmal alle 12.000 Jahre auf. Die hier zu untersuchende Zeitreihe umfasst 50 Jahre, sodass das Auftreten einer dementsprechend großen Kursbewegung höchst unwahrscheinlich ist. Zu bemerken ist, dass auch für das Auftreten nicht so extremer Ausschläge im Vergleich zur Normalverteilung eine erhöhte Wahrscheinlichkeit zu beobachten ist (vgl. Bredow 2002, S. 5), was die Eignung der Normalverteilung als Identifikationsinstrument außergewöhnlicher Kursbewegungen einschränkt. Da aber wie oben beschrieben noch keine Einigung auf eine Verteilung der Renditen erfolgte, kann die Abweichung von der Normalverteilung als „kleinster gemeinsamer Nenner“ möglicher Identifikationsmerkmale dienen.

Die Betrachtung ist dabei nicht nur auf die Tagesrendite beschränkt, sondern untersucht auch die Rendite über mehrere Tage und berücksichtigt dabei auftretende Korrelationen, die nicht mit der Normalverteilungsannahme in Einklang stehen. Um einen maximal notwendigen Wert für t - also die Anzahl der Tage für die eine Rendite berechnet wird - abzuleiten, wird eine Konvergenzanalyse durchgeführt. Das Ergebnis ist im folgenden Diagramm grafisch dargestellt.

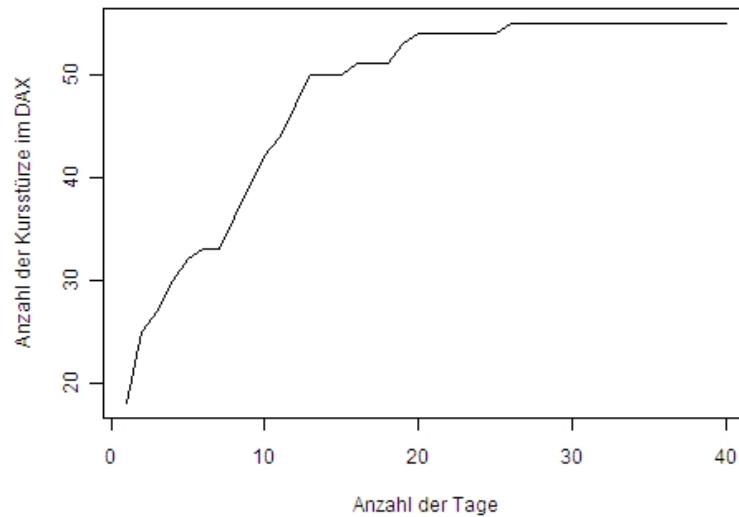


Abbildung 2: Konvergenzanalyse

Das Diagramm zeigt die kumulierte Anzahl identifizierter Kursstürze in Abhängigkeit des maximalen Wertes für t . Es ist deutlich zu erkennen, dass die Anzahl der identifizierten Kursstürze gegen einen festen Wert von 55 Stück konvergiert. Dieser Wert wird erstmals bei $t = 26$ erreicht. Die Un-

tersuchung der Dax-Renditen auf relevante Kursstürze ist somit nach oben auf die Untersuchung der 26-Tages-Rendite beschränkt.

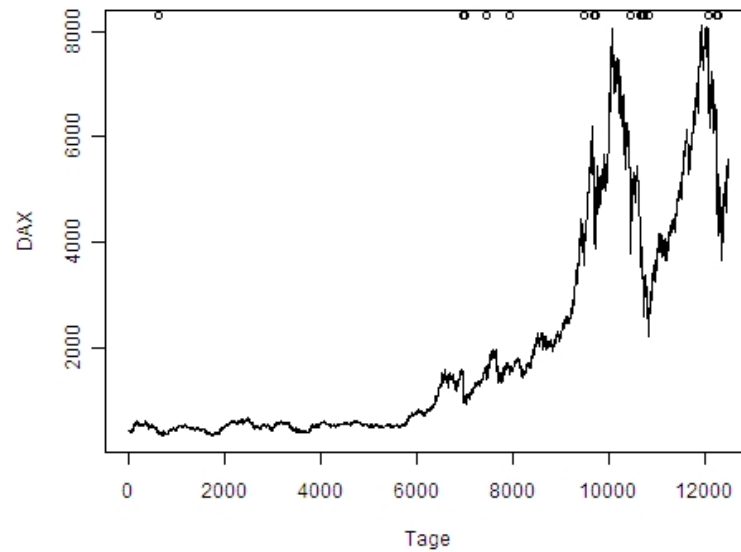


Abbildung 3: DAX - Kursentwicklung vom 04.01.1960 bis zum 31.08.2009

Abbildung 3 zeigt die Kursentwicklung der für die Untersuchung zu Grunde gelegten Dax-Zeitreihe vom 04.01.1960 bis zum 31.08.2009. Auf dem oberen Bildabschnitt sind die Zeitpunkte der identifizierten Kursstürze mit kleinen Kreisen gekennzeichnet. Die 55 Kursstürze können zu acht großen Kursstürzen - ein solcher wird im Folgenden als Crash bezeichnet - gruppiert werden. Die nachfolgende Tabelle listet sowohl Crashes als auch die dazugehörigen Kursstürze auf.

CRASH	KURSTÜRZE
A1	606
A2	6956, 6957, 6959, 6961, 6963, 6964, 6965, 6966, 6967, 6968, 6969, 6970, 6971, 6972, 6973, 6974, 6979
A3	7456
A4	7912
A5	9465
A6	9696, 9697, 9698, 9701
A7	10441, 10442, 10444, 10445, 10446, 10447, 10448, 10449, 10657, 10658, 10660, 10667, 10700, 10702, 10703, 10707, 10713, 10714, 10827
A8	12056, 12058, 12238, 12240, 12241, 12242, 12245, 12246, 12252, 12253, 12261

Tabelle 1: Crashidentifikation

Die einzelnen Crashes finden auf unterschiedlichem Kursniveau statt, sodass die grafische Veranschaulichung der zu modellierenden Zeitabschnitte und die grafische Bestimmung der Anfangszeitpunkte nur durch eine Teilung des Gesamtintervalls erreicht werden kann. Im Folgenden werden vier Grafiken dargestellt, welche die Kurse implizit nach dem zu Grunde liegenden Kursniveau gruppieren. Der graue Pfeil markiert den Anfangszeitpunkt t_{start} und der schwarze die Kursspitze und damit den Endpunkt des zu modellierenden Zeitabschnitts t_{max} . Abbildung 4 zeigt Kurssturz A1. Es ist deutlich zu erkennen, dass dieser Kursbewegung kein ansteigender Preis vorgelagert ist, sodass in diesem Fall keine Blasenbildung identifiziert werden kann. Die Bestimmung von t_{max} und t_{start} ist damit hinfällig. Eine Modellierung kann hier nicht erfolgen. Abbildung 5 zeigt Crash A2, A3 und A4 und darüber hinaus die jeweils diesen vorgelagerte Blasenbildung. Die Anfangszeitpunkte der zu A3 und A4 gehörenden zu modellierenden Zeitabschnitte bestimmen sich nach dem Ende des jeweils vorgelagerten Crashes. Der Beginn der zu A2 gehörenden Bubble wird mit Tag 6811 taxiert. Zwischen A1 und Tag 6811 liegt ein großes Intervall, das in Relation zu dem nach Tag 6811 folgenden Zeitabschnitt nur mit einer Seitwärtsbewegung beschrieben werden kann und folglich bei der Modellierung der Bubble außer Acht bleiben muss. Eine solche Seitwärtsbewegung kann ebenfalls vor dem Preisanstieg zu A5 und A7 beobachtet werden. Die Intervalle [7765,8819] und [9701,9960] werden deshalb ebenfalls außer Acht gelassen. Die Wahl des Anfangszeitpunktes für die zu A6 und A8 gehörende Zeitabschnitte orientiert sich an dem Ende der vorherigen Bubble (siehe Abbildung 6 bzw. Abbildung 7). Tabelle 2 liefert einen Überblick über die für die Modellierung relevanten Zeitpunkte.

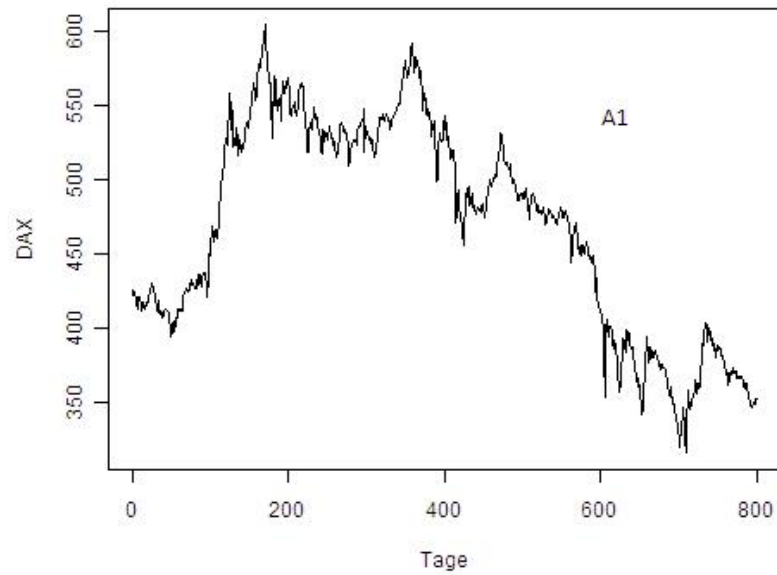


Abbildung 4: DAX - Kursentwicklung vom 04.01.1960 bis zum 06.03.1963

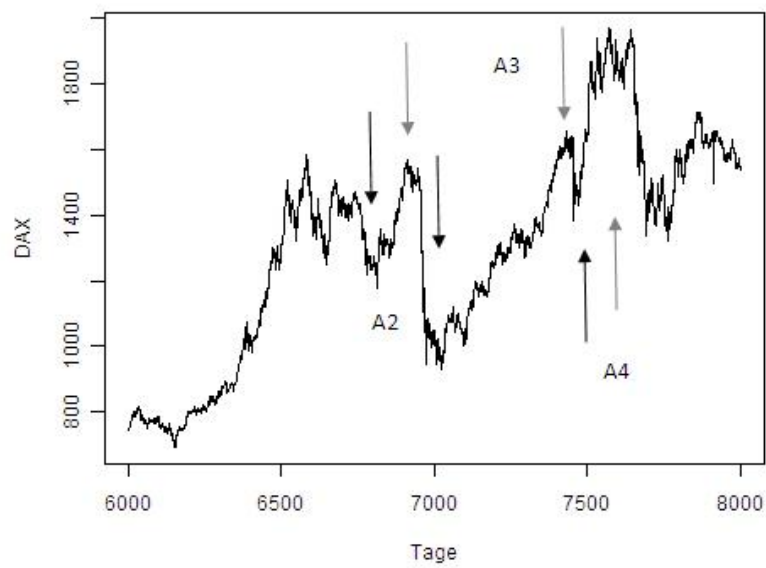


Abbildung 5: DAX - Kursentwicklung vom 14.12.1983 bis zum 23.12.1991

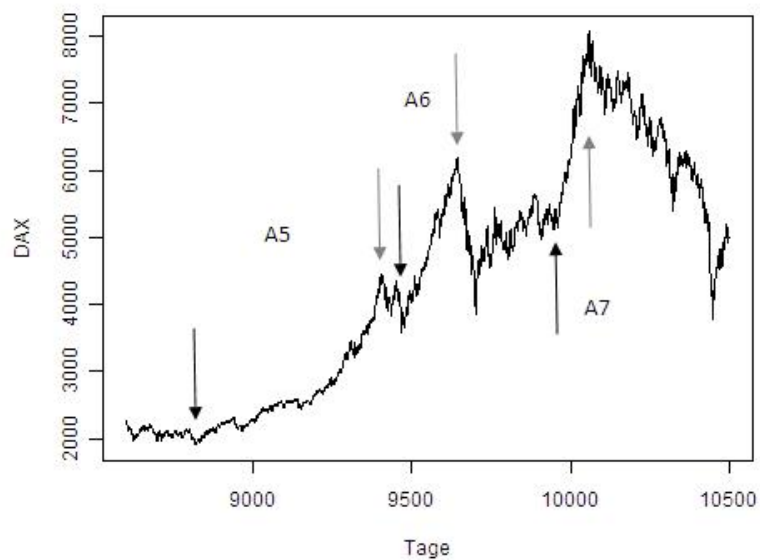


Abbildung 6: DAX - Kursentwicklung vom 18.05.1994 bis zum 03.12.2001

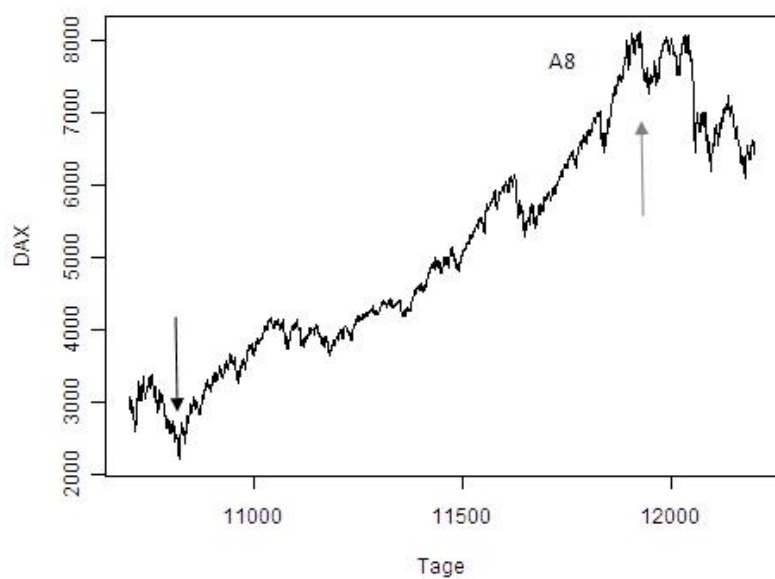


Abbildung 7: DAX - Kursentwicklung vom 19.09.2002 bis zum 13.08.2008

CRASH	t_{start}	$start$	t_{max}	max	t_{min}	$Fall$
A1	-	-	-	-	-	-
A2	19.03.87(6811)	1179,83	17.08.87(6911)	1570,28	28.01.88(7024)	41%
A3	28.01.88(7024)	931,18	08.09.89(7430)	1657,61	16.01.89(7456)	16%
A4	16.01.89(7456)	1385,72	30.03.90(7570)	1968,55	16.01.91(7765)	33%
A5	28.03.95(8819)	1910,96	31.07.97(9403)	4438,93	28.10.97(9465)	20%
A6	28.10.97(9465)	3567,22	20.07.98(9643)	6186,09	08.10.98(9701)	38%
A7	19.10.99(9960)	5296,91	07.03.00(10058)	8064,97	12.03.03(10819)	73%
A8	12.03.03(10819)	2202,96	16.07.07(11926)	8105,69	06.03.09(12342)	55%

Tabelle 2: Relevante Zeitpunkte bei quantitativer Identifizierung

3.4.2 Identifizierung nach Sornette

Die Kriterien von Sornette sind pragmatischer Natur und tragen der Tatsache Rechnung, dass ein quantitatives Maß nicht ausreichend begründbar ist. Die folgenden drei Kriterien müssen zur Identifikation einer Bubble bzw. eines Crashes erfüllt sein (vgl. Johansen, Sornette 2001, S. 873):

1. Existenz eines spitzen Kursgipfels
2. Existenz einer dem Gipfel vorgelagerten mindestens sechs Monate andauernden Periode mit zunehmendem Preisanstieg, die mit der eines großen bekannten Crash vergleichbar ist
3. Existenz eines dem Gipfel nachgelagerten kürzeren Zeitintervalls mit schnellem Preisverfall

Als Ausgangspunkt der Identifizierung dient das dritte Kriterium. Die im vorhergehenden Abschnitt ermittelten Crashes sind Zeitintervalle mit schnellem Preisverfall. Es ist also zu überprüfen, ob diesen ein spitzer Kursgipfel sowie eine längere Periode mit zunehmendem Preisanstieg zeitlich vorgelagert ist. Der Vergleich mit einem großen bekannten Crash soll hier vernachlässigt werden.

Crash A1 (Abbildung 4) liegt mitten in einem Abwärtstrend. Von einer vorgelagerten Periode mit zunehmendem Preisanstieg kann nicht ausgegangen werden. Crash A1 ist kein Crash im Sinne von Sornette. Crash A2 ist zwar eine Periode mit zunehmendem Preisanstieg vorgelagert, doch dauert diese nur 100 Tage an. Gemäß Sornette ist eine Periode von mindestens 132 Tagen (bei durchschnittlich 22 Handelstagen pro Monat) notwendig. Die Crash A2 vorgelagerte Periode kann folglich nicht als Bubble identifiziert werden. Allerdings existiert ein zunehmender Preisanstieg mit spitzem Kursgipfel im Intervall von [6220,6582]. Der darauffolgende Kurssturz wurde durch die

oben durchgeführte quantitative Analyse nicht als relevant eingestuft, allerdings ist das für die hier durchgeführte Identifizierung keine notwendige Voraussetzung. Im Intervall von $[6220, 6582]$ liegt also eine Bubble im Sinne von Sornette vor. Abbildung 8 zeigt den ausgewählten Zeitabschnitt. Der dazugehörige Crash wird im Folgenden unter dem Kennzeichen S1 geführt.

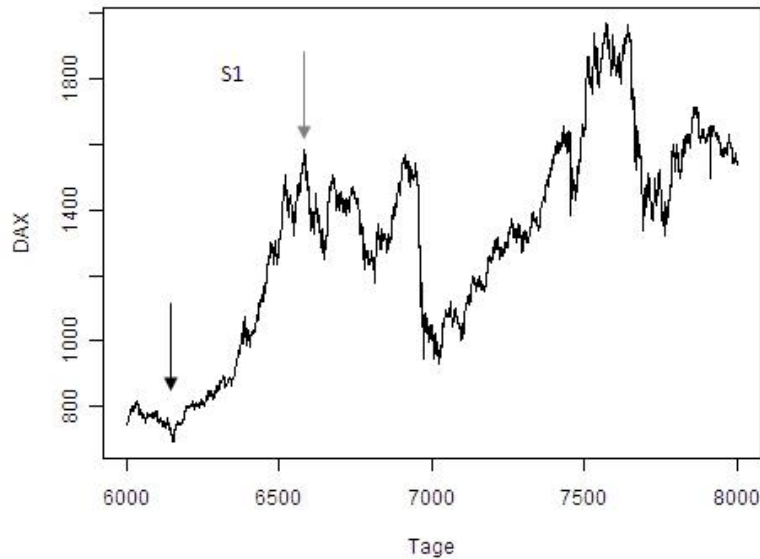


Abbildung 8: DAX - Kursentwicklung vom 14.12.1983 bis zum 23.12.1991

Die zu Crash A3 gehörende Bubble erfüllt die von Sornette genannten Kriterien und wird hier unter S2 geführt. Bei A4 existiert weder ein spitzer Kursgipfel noch eine vorgelagerte Periode von 132 Tagen - hier sind es nur 114 Tage (siehe Abbildung 5). A4 bleibt also unberücksichtigt. Crash A5 umspannt nur ein äußerst kurzes Zeitintervall und wird von einem erneuten Preisanstieg gefolgt. In diesem Fall soll der Crash A5 in die Bubble des Crashes A6 miteinbezogen werden. Die folgende Abbildung verdeutlicht diesen Zusammenhang:

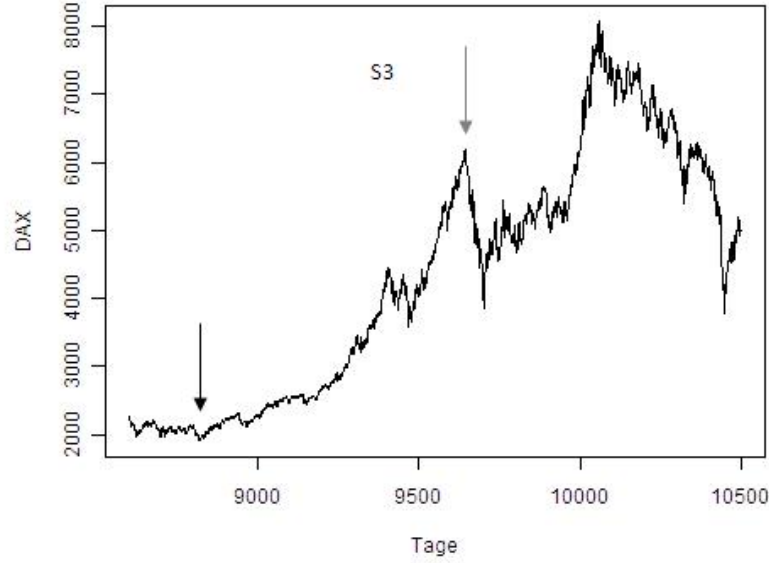


Abbildung 9: DAX - Kursentwicklung vom 14.12.1995 bis zum 25.11.2003

Der zu A7 gehörende zu modellierende Zeitabschnitt umfasst nur 99 Tage und liegt damit unter der von Sornette geforderten 6-Monatsgrenze. A7 bleibt also unberücksichtigt. Crash A8 und die vorgelagerte Bubble erfüllen alle relevanten Kriterien. Der Crash wird in diesem Abschnitt unter S4 geführt.

CRASH	t_{start}	$start$	t_{max}	max	t_{min}	$Fall$
S1	23.07.84(6150)	692,71	17.04.86(6582)	1586,05	22.07.86(6645)	21%
S2	28.01.88(7024)	931,18	08.09.89(7430)	1657,61	16.01.89(7456)	16%
S3	28.03.95(8819)	1910,96	20.07.98(9643)	6186,09	08.10.98(9701)	38%
S4	12.03.03(10819)	2202,96	16.07.07(11926)	8105,09	06.03.09(12342)	55%

Tabelle 3: Relevante Zeitpunkte bei Identifizierung nach Sornette

3.5 Quantifizierung der Parameter

Die Funktion (1) soll jetzt an die Datenpunkte der in Abschnitt 3.4 identifizierten Zeitintervalle mit Hilfe der in Abschnitt 3.3 vorgestellten Methode angepasst werden. Die Ergebnisse werden in den folgenden Tabellen dargestellt. Sie zeigen nicht nur die sieben quantifizierten Parameter, sondern

auch den jeweils geltenden Skalierungsfaktor λ , der sich aus Gleichung (2) ergibt. Weiterhin wird der Abstand zwischen Punkt t_c und t_{max} beschrieben und mit dem Parameter δ bezeichnet. Die sich ergebende Fehlerquadratsumme wird mit Var bezeichnet und steht der Fehlerquadratsumme einer einfachen Potenzfunktion der Form Ax^b , die mit Var_{pot} bezeichnet wird, gegenüber. Die Größe V entspricht dem Verhältnis von Var zu Var_{pot} . Das Bestimmtheitsmaß wird mit BM bezeichnet und ist ebenfalls den folgenden Tabellen zu entnehmen. Die Grafiken zeigen sowohl die Kursentwicklung als auch die beste Anpassung der Funktion an die Datenpunkte des jeweils ausgewählten Zeitabschnittes.

CRASH	A	B	C	d	m	ω	λ
A2	1672,81	-42,32	5,34	22,81	0,51	6,14	2,78
A3	2292,99	-301,5	13,53	-0,03	0,23	4,68	3,83
A4	28873,82	-13265,04	37,67	-278,8	0,11	52,54	1,13
A5	8219,49	-2726,13	-40,93	3,68	0,13	4,05	4,72
A6	6219,55	-16,58	0,81	18,21	0,97	8,75	2,05
A7	9284,87	-34,99	-1,65	2,84	0,96	16,77	1,45
A8	8388,37	-117,1	-7,97	-6,46	0,55	6,95	2,46

Tabelle 4: Parameter der zu A2-A7 gehörenden Zeitabschnitte I

CRASH	t_{max}	t_c	δ	VAR	VAR_{pot}	V	BM
A2	6911	6916	5	51011	166983	0,30	94%
A3	7430	7454	24	325361	720729	0,45	97%
A4	7570	8183	613	166335	514809	0,32	95%
A5	9403	9415	12	2047614	21362377	0,1	99%
A6	9643	9651	8	1305647	3091553	0,42	99%
A7	10058	10102	44	1353369	1925989	0,70	98%
A8	11926	11930	4	30852157	89006958	0,35	98%

Tabelle 5: Parameter der zu A2-A7 gehörenden Zeitabschnitte II

CRASH	A	B	C	d	m	ω	λ
S1	1596,52	-20,38	-4,2	30,74	0,61	2,46	12,86
S2	2292,99	-301,5	13,53	-0,03	0,23	4,68	3,83
S3	7744,51	-571,81	27,19	-0,77	0,35	5,79	2,96
S4	8388,37	-117,1	-7,97	-6,46	0,55	6,95	2,46

Tabelle 6: Parameter der zu S1-S4 gehörenden Zeitabschnitte I

CRASH	t_{max}	t_c	δ	VAR	VAR _{pot}	V	BM
S1	6582	6582	0	336111	781948	0,43	98%
S2	7430	7454	24	325261	720729	0,45	97%
S3	9643	9659	16	11675654	64765242	0,18	99%
S4	11926	11930	4	30852157	89006958	0,35	98%

Tabelle 7: Parameter der zu S1-S4 gehörenden Zeitabschnitte II

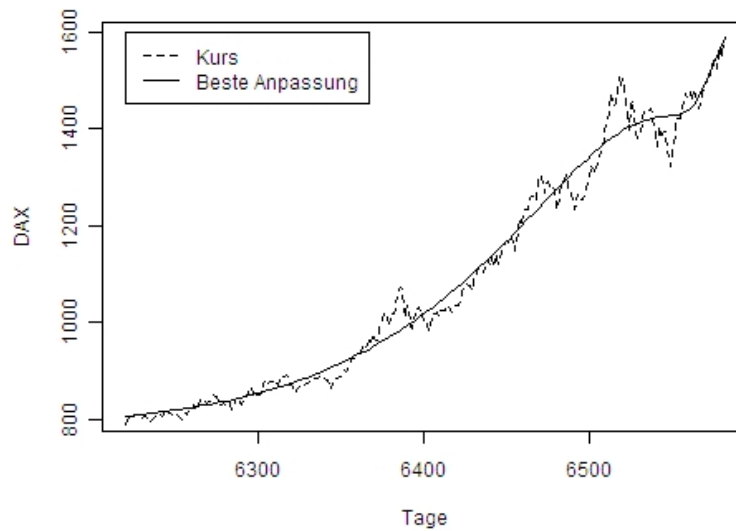


Abbildung 10: Crash S1

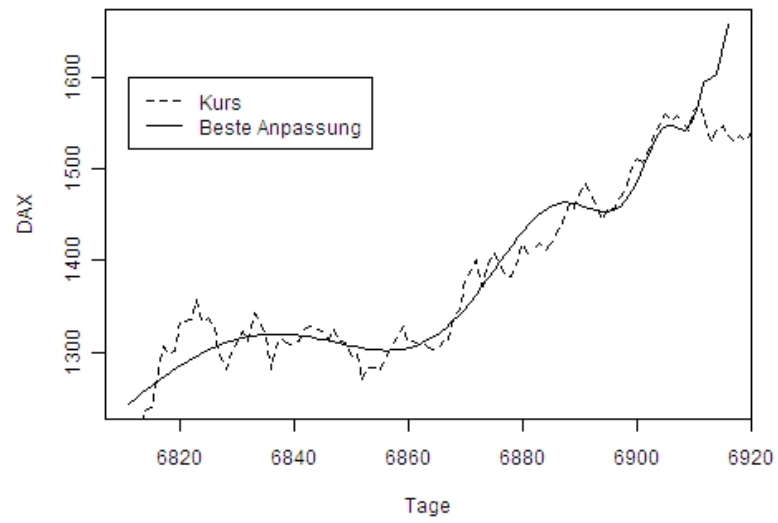


Abbildung 11: Crash A2

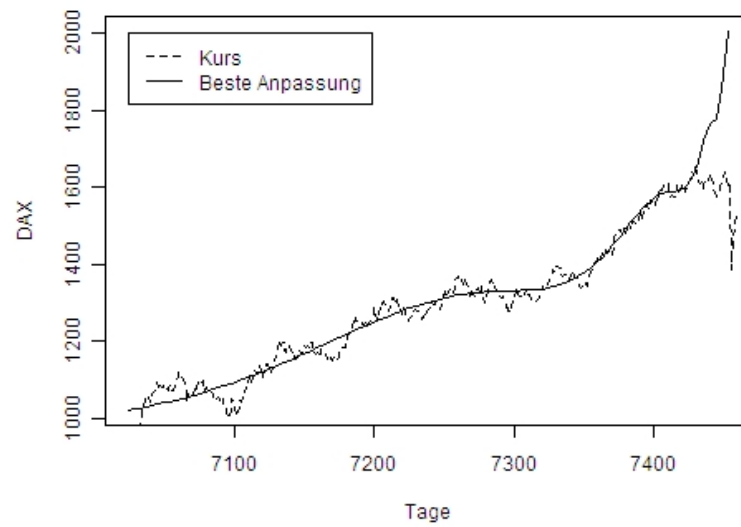


Abbildung 12: Crash A3 / S2

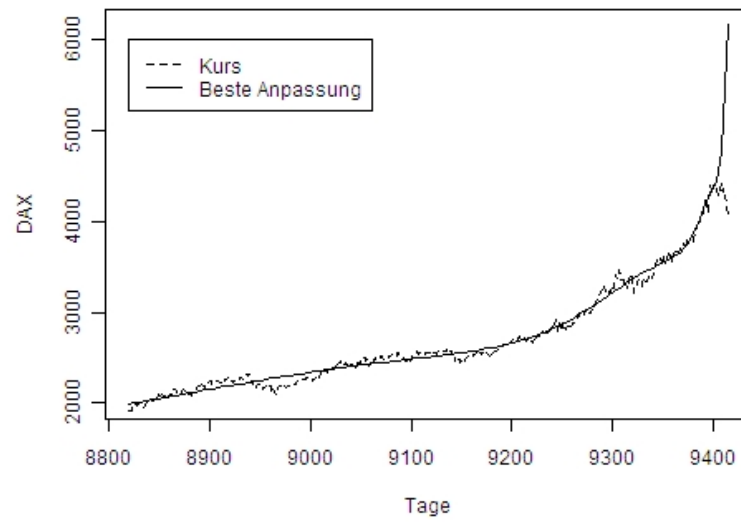


Abbildung 13: Crash A5

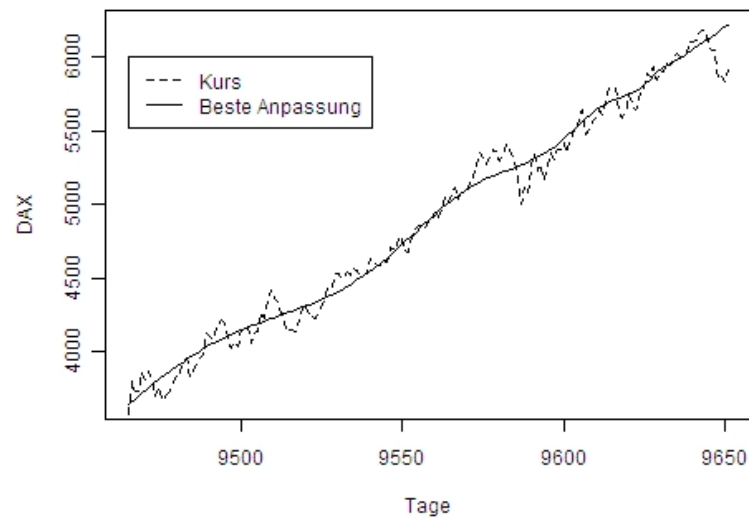


Abbildung 14: Crash A6

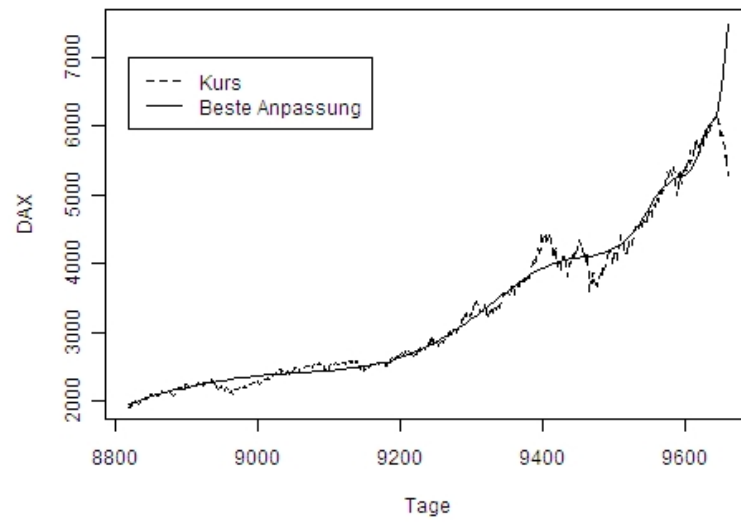


Abbildung 15: Crash S3

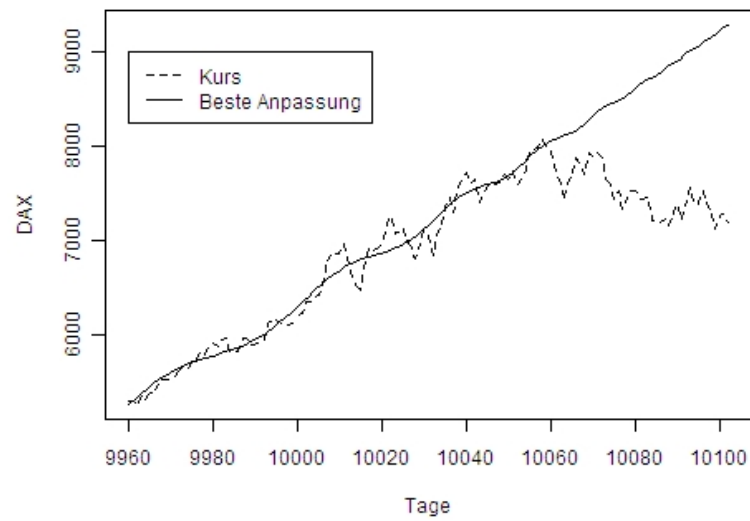


Abbildung 16: Crash A7

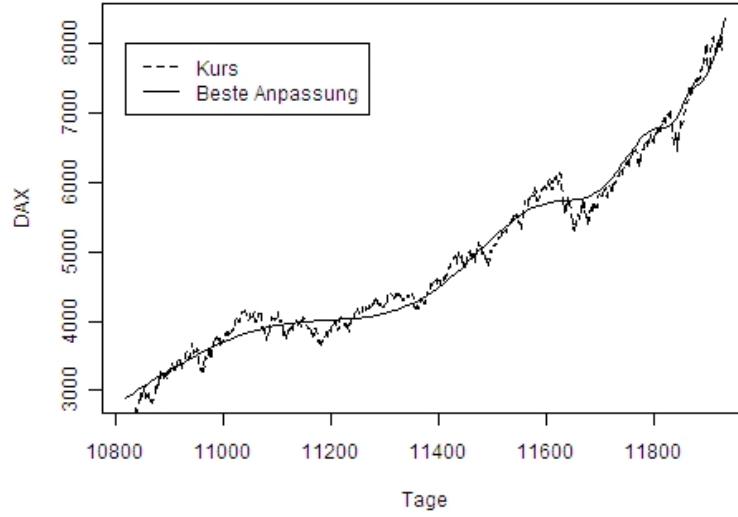


Abbildung 17: Crash A8 / S4

3.6 Interpretation

Die erste Arbeitshypothese kann bestätigt werden. Unabhängig von den hier verwendeten Methoden zur Identifizierung relevanter Zeitabschnitte, können in beiden Fällen logarithmisch-periodische Strukturen nachgewiesen werden. Im Falle der quantitativen Bestimmung, weisen die zu A2 (Abb. 11), A3 (Abb. 12), A5 (Abb. 13), A6 (Abb. 16), A7 (Abb. 16) und A8 (Abb. 17) gehörenden Zeitabschnitte logarithmisch-periodische Strukturen auf. In diesen Fällen werden jeweils in den hier identifizierten Intervallen mindestens zwei komplette Perioden beschrieben. Zu A1 wird kein Abschnitt zunehmenden Preises identifiziert, sodass hier auch keine Modellierung erfolgen und somit keine logarithmisch-periodische Struktur erkannt werden kann. Der zu A3 gehörende zu modellierende Zeitabschnitt $[7456, 74570]$ bildet nur einen kleinen Teil des durch die Funktion und die ermittelten Parameter erfassten Intervalls $[7456, 8183]$. Der Zeitpunkt t_c liegt hier 613 Tage nach t_{max} , wobei der gesamte relevante Kurs nur ein Zeitintervall von 727 Tagen umspannt. Die durch die Quantifizierung der Parameter bestimmte Funktion geht also weit über das relevante Zeitfenster hinaus, sodass die mit der Funktion erfasste logarithmische Periodizität nicht auf das relevante Zeitfenster bezogen werden kann. Die fünf erfassten Abschnitte logarithmischer Periodizität können also mit der Formel (1) beschrieben werden, wobei das Bestimmtheitsmaß jeweils mindestens 94 % beträgt. Es handelt sich also um eine gute Beschreibung des tatsächlichen Kurses. Als Vergleichsmaßstab dient die Fehlerquadratsumme Var_{pot} . Wenn die Fehlerquadratsumme als Qualitätsmaßstab herangezogen wird, beschreibt die logarithmische Periodizität die relevanten Kursabschnitte mindestens

zu 30 % und im Durchschnitt zu 62 % besser als die einfache Potenzfunktion. Die zu S2, S3 und S4 gehörenden Zeitabschnitte weisen alle logarithmisch-periodische Strukturen auf, wobei der Kursverlauf mindestens zwei Perioden umspannt. Der zu S1 gehörende Zeitabschnitt zeigt nur eine einzige Periode (siehe Abbildung 10). Zur Erfüllung der in Gleichung (2) für λ genannten Bedingung müssen aber mindestens drei „Wellenberge“ oder „Wellentäler“ vorliegen. Eine Überprüfung dieser Bedingung kann in diesem Fall nicht erfolgen. Von einem logarithmisch-periodischen Kursverlauf kann deshalb nicht ausgegangen werden. Das Bestimmtheitsmaß liegt mindestens bei 97 %, die Fehlerquadratsumme Var ist höchstens 45 % und im Durchschnitt 35 % von Var_{pot} .

Die zweite Arbeitshypothese kann nicht bestätigt werden. Die zu A4, A5, A6, und A7 ermittelten Werte für m liegen außerhalb des für den Begriff der Universalität definierten Intervalls. Auch die für A3, A4, A5, A7 ermittelten Werte für Parameter ω liegen außerhalb des oben definierten Intervalls. Ein ähnliches Bild ergibt sich bei Anwendung der Identifikationsmerkmale nach Sornette. Die für S1 und S2 ermittelten Werte für den Parameter ω liegen ebenfalls außerhalb. Die hierzu ermittelten Werte für m liegen alle im akzeptierten Bereich. Da dieser jedoch 60% des überhaupt möglichen Intervalls abdeckt, ist es fragwürdig, dieses Ergebnis mit dem Begriff der Universalität zu umschreiben. Es ist allerdings auffällig, dass sich die hier ermittelten Werte für ω und m gut in die bisher erzielten Ergebnissen Sornettes einordnen lassen, was zu einer reinen Zufälligkeit der Werte im Widerspruch steht. Abbildung 18 zeigt die aus Sornettes Untersuchungen abgeleiteten Dichtefunktionen für ω und m (in der Grafik entspricht der Parameter z dem Parameter m)³. Von Bedeutung ist hier nur die gestrichelte Linie. Sie repräsentiert die Untersuchung unter der Prämisse, welche den Preis als relevante Variable bestimmt - so wie er in dieser Analyse ebenfalls als solche bestimmt wurde. Im Vergleich dazu werden in Abbildung 19 und 20 die Histogramme für die in dieser Untersuchung ermittelten Werte für m und ω mit jeweils anderem Merkmalscluster dargestellt. Bis auf die Werte von m bei quantitativer Identifizierung (siehe Abbildung 19) ist eine Tendenz deutlich zu erkennen.

³Dabei wurden die zu den folgende Crashes gehörenden Zeitabschnitte untersucht: S&P500 (Oktober 1987 und August 1998), US\$/DM (Mitte 1985), US\$/CHF (Mitte 1985), Hang Seng (Oktober 1997), Argentinien (Mitte 1991, Anfang 1993, Anfang 1994, Ende 1997), Brasilien (Mitte 1997), Chile (Mitte 1991, Anfang 1994), Mexiko (Anfang 1994, Mitte 1997), Peru (Ende 1993, Mitte 1997), Venezuela (Mitte 1997), Indonesien (Anfang 1994, Mitte 1997), Korea (Ende 1994), Malaysia (Anfang 1994), Philippinen (Anfang 1994)

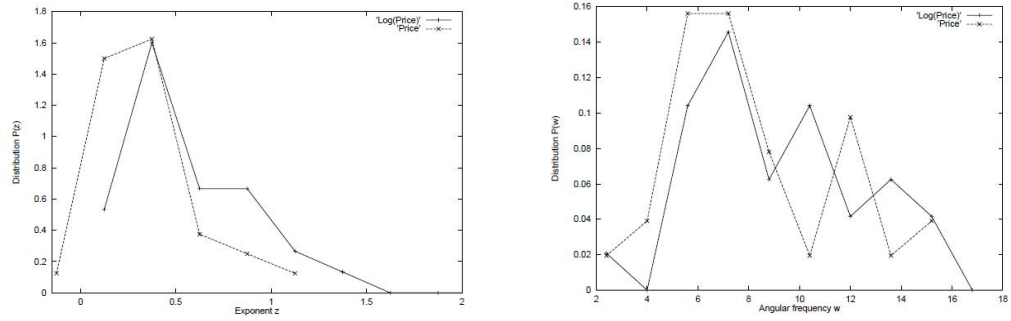


Abbildung 18: Dichtefunktion für m und ω - Empirische Untersuchung von Sornette (Quelle: Johansen, Sornette 2001, S. 913)

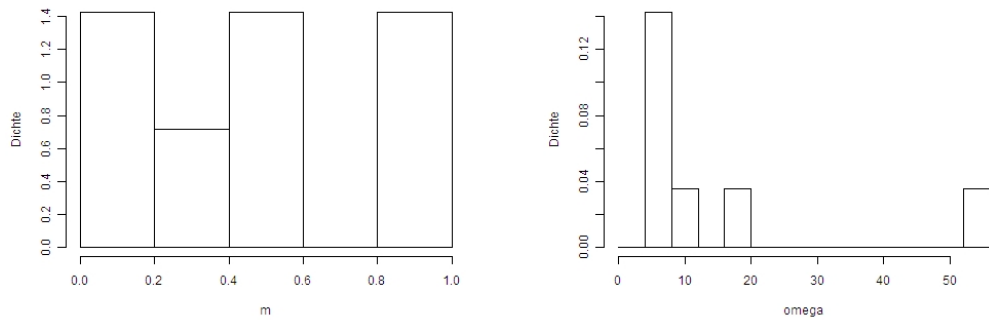


Abbildung 19: Histogramm für m und ω bei quantitativer Identifizierung

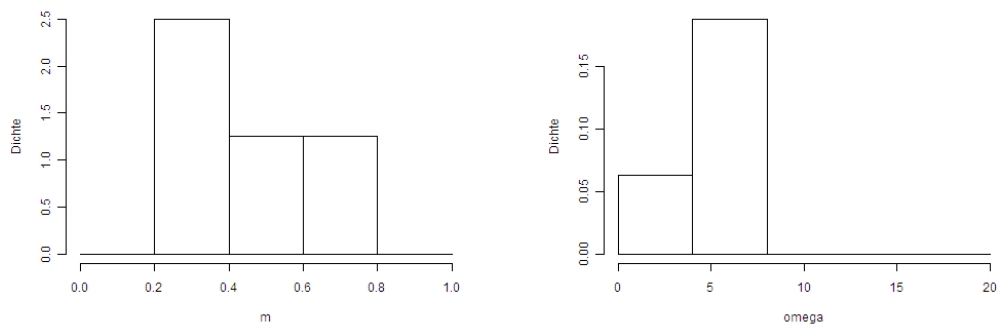


Abbildung 20: Histogramm für m und ω bei Identifizierung nach Sornette

Möglicherweise lassen sich andere Identifikationsmerkmale konstruieren, sodass für alle damit aus-

gewählten Zeitabschnitte Werte für ω und m gefunden werden können, die in den hier beschriebenen Intervallen liegen. Da sowohl die Identifikationsmerkmale als auch die Intervallgrenzen zum Teil willkürlich festgelegt werden, ist auch eine Aussage zur Universalität grundsätzlich fragwürdig.

Als Indiz für die Vorhersagekraft der in (1) beschriebenen Funktion, kann δ - also die Abweichung des empirisch ermittelten kritischen Zeitpunkt t_c von dem Zeitpunkt mit dem maximalen Kurswert t_{max} - dienen. Das jeweils für Crash A3, A5, A6, A7 und A8 (hier wurde auch logarithmische Periodizität diagnostiziert) ermittelte δ liegt zwischen 4 und 44 Tagen. Das jeweils für Crash S2, S3 und S4 (hier wurde ebenfalls logarithmische Periodizität diagnostiziert) ermittelte δ liegt zwischen 4 und 24 Tagen. Trotzdem muss festgehalten werden, dass auch Kursstürze auftreten können, die ein bestimmtes quantitatives Maß erfüllen (hier Abweichung von der Normalverteilung) und für eine Vorhersage mit Hilfe von (1) nicht geeignet sind. Bei A1 kann keine Modellierung und damit auch keine Vorhersage erfolgen. Bei A3 liegt der Wert für t_c 613 Tage von t_{max} entfernt und damit weit außerhalb eines für die Vorhersage akzeptierten Zeitfensters. Bei S1 kann keine logarithmische Periodizität identifiziert und damit auch keine Vorhersage gestellt werden. Auch hier wird deutlich, dass die der logarithmischen Periodizität attestierte Vorhersagekraft eines Crashes empfindlich von den Identifikationsmerkmalen eines solchen abhängt. Um die Vorhersagbarkeit der Kursstürze über die hier genannten Indizien hinaus auch empirisch zu belegen, müssten an dieser Stelle eine Reihe von Ex-Post-Prognosen erfolgen, in dem die Zeitreihe an mehreren Punkten vor dem Zeitpunkt t_{max} abgeschnitten und die Funktion an die Datenpunkte angepasst wird. Liegt der so ermittelte kritische Zeitpunkt t_c nahe genug am tatsächlichen Maximum t_{max} , ist die Vorhersagekraft bewiesen. Dies kann auf Grund der Limitation dieser Arbeit nicht geleistet werden, ist aber Zielstellung weiterer empirischer Analysen.

Um mit Hilfe dieser Strukturen eine adäquate Tradingstrategie zu begründen, müsste gezeigt werden, dass alle relevanten Parameter (hier seien vor allem m , ω und t_c genannt - möglicherweise auch die Koeffizienten V und BM) nur vor einem Crash ein bestimmtes Bedingungscluster erfüllen bzw. signifikant von den Parametern in einer neutralen Periode abweichen. Bothmer und Meister versuchen das in einer statistischen Untersuchung zu zeigen. Zu diesem Zweck wählen sie 4761 Zeitintervalle aus 88 Jahren Dow-Jones Kursentwicklung aus, die im Anschluss auf logarithmische Periodizität überprüft werden (vgl. Meister Bothmer 2002, S.1 ff.). Eine solche Überprüfung wird hier nicht durchgeführt, ist jedoch ebenfalls Zielstellung weiterer empirischer Analysen.

4 Schlussbetrachtung

Der Schwerpunkt dieser Arbeit lag in der Identifizierung der von Sornette gefundenen logarithmisch-periodischen Strukturen im Deutschen Aktienindex DAX. Die empirische Analyse konnte zeigen, dass auch im DAX logarithmisch-periodische Strukturen gefunden werden können, die vor einem Aktiencrash in Erscheinung treten. Weiterhin wurden einige Indizien aufgezeigt, die vermuten las-

sen, dass die für die logarithmischen Strukturen relevanten Parameter gegen einen bestimmten Wertebereich streben und dass mit Hilfe der erkannten Muster die Vorhersage von Crashes möglich sein kann. Die empirische Analyse umfasste ebenfalls einen kritischen Umgang mit der Identifizierung der für die Modellierung notwendigen Zeitintervalle. Durch die zwei zu Grunde gelegten Merkmalscluster konnte das Ergebnis in ein kritisches Licht gerückt werden.

Diese Arbeit zeigt nicht nur einen interessanten Ansatz zur Entwicklung potentieller Tradingstrategien, sondern auch einige Impulse zum Verständnis der Dynamik des Systems Aktienmarkt. Können weitere Untersuchungen die hier vorgestellte Theorie untermauern, sind daraus auch Konsequenzen auf das bankbetriebliche Risikomanagement, die Bewertung von Finanzprodukten und die Regulierung der Finanzmärkte nicht ausgeschlossen.

Literatur

- [1] EMILE AARTS, JAN KORST: *Simulated Annealing and Boltzmann Machines*. John Wiley and Sons, Chichester. 1989
- [2] W. BRIAN ARTHUR: *Complexity and the Economy*. Science 2, April 1999, 284, 107-109
- [3] W. BRIAN ARTHUR, STEVEN DURLAUF, DAVID LANE: *Introduction to the volume - The Economy as an Evolving Complex System II*. http://tuvalu.santafe.edu/~wbarthur/Papers/Pdf_files/ADL_Intro.pdf Stand: 20.03.2010
- [4] WILLIAM J. BAUMOL: *Economic Dynamics*. Prentice Hall, New Jersey. 1970
- [5] PH. BLANCHARD, B. CESSAC, T. KRÜGER: *What can one learn about self-organized criticality from dynamical systems theory?* arXiv prePrint cond-mat/9912081 (<http://www.arXiv.org>), 1999
- [6] HANS-CHRISTIAN GRAF V. BOTHMER, CHRISTIAN MEISTER: *Predicting critical crashes? A new restriction for free variables*. <http://www.iag.uni-hannover.de/~bothmer/hazard-png.pdf>, 2002. Stand: 25.03.2010
- [7] B. DERRIDA, L. DE SEZE, C. ITZYKSON: *Fractal Structure of Zeros in Hierarchical Models*. Journal of Statistical Physics, Vol. 33, No. 3, 1983
- [8] S. DROZDZ, F. GRÜMMER, F. RUF, J. SPETH: *Log-periodic self-similarity: an emerging financial law?* Physica A, S. 174-182, 2003
- [9] HANS-FRIEDRICH ECKEY, REINHOLD KOSFELD, CHRISTIAN DREGER: *Ökonometrie*. Gabler, Wiesbaden. 2001
- [10] WERNER EBELING: *Chaos, Ordnung, Information*. Verlag Harri Deutsch, Frankfurt am Main. 1991
- [11] FRANK C. ENGLMANN: *Makroökonomik*. Kohlhammer, Stuttgart. 2007
- [12] CARL J. G. EVERTSZ, RALF HENDRYCH, PETER SINGER, HEINZ-OTTO PEITGEN: *Fraktale Geometrie von Börsenzeitreihen: Neue Perspektiven ökonomischer Zeitreihenanalyse*. http://www.philso.uni-augsburg.de/dgksnd/400_420.pdf Stand: 23.03.2010
- [13] DIETER FRIEDRICH: *Systemtheorie und ökonomische Modelle*. Rudolf Haufe Verlag, Freiburg. 1984
- [14] DIRK HOMEIER: *Renormierungsgruppenflußgleichungen und hydrodynamische Turbulenz - Dissertation*. http://deposit.ddb.de/cgi-bin/dokserv?idn=98306931xdok_var=d1dok_ext=pdf&filename=98306931x.pdf, 2006.

Stand: 20.03.2010

- [15] FLORIAN JARRE, JOSEF STOER: *Optimierung*. Springer Verlag, Berlin. 2004
- [16] ANDERS JOHANSEN, DIDIER SORNETTE: *Bubbles and Anti-bubbles in Latin-American, Asian and Western Stock Markets: An Empirical Study*. International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol. 4, No 6 S. 853-920, 2001
- [17] ANDERS JOHANSEN, OLIVER LEDOIT, DIDIER SORNETTE: *Crashes as Critical Points*. International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol. 3 No. 2, No. 2 (2000), 219-255
- [18] HARTMUT JÜRGENS, HEINZ-OTTO PEITGEN, DIETMAR SAUPE: *Chaos und Fraktale*. Spektrum Akademie Verlag, Heidelberg. 1999
- [19] HELMUT KRÄNZLE: *Messung, Berechnung und fraktale Modellierung von Küstenlinien*. Geobuch-Verlag, München. 1991
- [20] UWE LIGGES: *Programmieren mit R*. Springer Verlag, Berlin. 2008
- [21] JOSEPH L. MCCAULEY: *Dynamics of Marktes - The New Financial Economics*. Cambridge University Press, Cambridge. 2009
- [22] KLAUS MAINZER: *Komplexität*. Wilhelm Fink Verlag GmbH & Co. Verlags-KG, Paderborn. 2008
- [23] BENOIT B. MANDELBROT: *Die fraktale Geometrie der Natur*. Birkhäuser Verlag, Basel. 1991
- [24] BENOIT B. MANDELBROT, RICHARD L. HUDSON: *Fraktale und Finanzen - Märkte zwischen Risiko, Rendite und Ruin*. Piper Verlag, München. 2005
- [25] ANDREAS MANTEUFEL, GÜNTER SCHIEPEK: *Systeme spielen: Selbstorganisation und Kompetenzentwicklung in sozialen Systemen*. Vandenhoeck Ruprecht, Göttingen. 1998
- [26] ROSARIO N. MANTEGNA, H. EUGENE STANLEY: *An Introduction to Econophysics - Correlation and Complexity in Finance*. Cambridge University Press, Cambridge. 2004
- [27] K.I.M. MCKINNON: *Convergence of the Nelder-Mead simplex mehtod to a non-stationary point*. SIAM J. optim, 9. 1999
- [28] KLAUS MÜLLER: *Allgemeine Systemtheorie - Geschichte, Methodologie und Sozialwissenschaftliche Heuristik eines Wissenschaftsprogramms*. Westdeutscher Verlag, Opladen. 1996
- [29] EIICHI RYOKU NAKAMURA, TAKASHI MORI: *Was ist Komplexität?*. In Klaus Mainzer: *Komplexe Systeme und Nichtlineare Dynamik in Natur und Gesellschaft* S. 89-99, Springer Verlag, Heidelberg. 1999
- [30] JOCHEN NIELEN: *Das Leitbild des Laisser-faire in der Politischen Öko-*

nomie von Smith bis Keynes, dargestellt anhand von Smith, Malthus, Ricardo, Mill, Marshall und Keynes. http://deposit.ddb.de/cgi-bin/dokserv?idn=968361811dok_var=d1dok_ext=pdf&filename=968361811.pdf Stand: 23.03.2010

- [31] WOLFGANG NOLTING: *Grundkurs Theoretische Physik3: Elektrodynamik*. Springer Verlag, Berlin. 2007
- [32] HEINZ OTTO PEITGEN, HARTMUT JÜRGENS, DIETMAR SAUPE: *Bausteine des Chaos - Fraktale*. Klett-Cotta, Stuttgart. 1992
- [33] HANS RAU-BREDOW: *Value at Risk, Normalverteilungshypothese und Extremwertverhalten*. Finanz Betrieb, Zeitschrift für Unternehmensfinanzierung und Finanzmanagement, 3. Jahrgang, Oktober 2002, S. 603-607
- [34] ALF-SIBRAND RÜHLE: *Aktienindizes in Deutschland - Entstehung, Anwendungsbereiche, Indexhandel*. Deutscher Universitätsverlag, Wiesbaden. 1991
- [35] DETLEF SEMBILL, EVELINE WUTTKE, JÜRGEN SEIFRIED, MARK EGLOFFSTEIN, ANDREA RAUSCH: *Selbstorganisiertes Lernen in der beruflichen Bildung - Abgrenzung, Befunde und Konsequenzen*. bwp@, Ausgabe Nr. 13, Dezember 2007
- [36] ADAM SMITH: *Der Wohlstand der Nationen*. Deutscher Taschenbuch Verlag, München. 1999
- [37] DIDIER SORNETTE: *Why Stock Markets Crash*. Princeton University Press, Princeton. 2003
- [38] GEORGE SOROS: *Das Ende der Finanzmärkte und deren Zukunft: Die heutige Finanzkrise und was sie bedeutet*. Finanzbuch Verlag, München. 2008
- [39] KLAUS SPREMANN, PASCAL GANTENBEIN: *Kapitalmärkte*. UtB, Stuttgart. 2005
- [40] ALFRED STOBBE: *Volkswirtschaftliches Rechnungswesen*. Springer Verlag, Berlin. 1994
- [41] BEAT THOMA: *Chaostheorie, Wirtschaft und Börse. Das neue Paradigma in den Wirtschaftswissenschaften*. Oldenbourg Verlag, München. 2001
- [42] HANS UHLIG: *Finanzmarktanalyse - Neue Ansätze aus der Chaosforschung*. Verlag Vahlen, München. 1999
- [43] M. MITCHELL WALDROP: *Complexity - The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos*. Touchstone, New York. 1992
- [44] NADINE MARIANNE WEBER: *Der Einfluss von Transaktionskosten und Steuern auf Preisbildung bei DAX Futures*. Books on Demand GmbH, Norderstedt. 2005
- [45] HELMUT WILLKE: *Systemtheorie entwickelter Gesellschaften - Dynamik und Riskanz moder-*

ner gesellschaftlicher Selbstorganisation. Juventa, Weinheim. 1993

- [46] HERBERT ZEITLER, DUSAN PAGON: *Fraktale Geometrie*. Vieweg Verlagsgesellschaft, Wiesbaden. 2000

UNIVERSITÄT POTSDAM

Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät

STATISTISCHE DISKUSSIONSBEITRÄGE

- | | | |
|--------|------|---|
| Nr. 1 | 1995 | Strohe, Hans Gerhard: Dynamic Latent Variables Path Models
- An Alternative PLS Estimation - |
| Nr. 2 | 1996 | Kempe, Wolfram. Das Arbeitsangebot verheirateter Frauen in den neuen und alten Bundesländern - Eine semiparametrische Regressionsanalyse |
| Nr. 3 | 1996 | Strohe, Hans Gerhard: Statistik im DDR-Wirtschaftsstudium zwischen Ideologie und Wissenschaft |
| Nr. 4 | 1996 | Berger, Ursula: Die Landwirtschaft in den drei neuen EU-Mitgliedsstaaten Finnland, Schweden und Österreich - Ein statistischer Überblick |
| Nr. 5 | 1996 | Betzin, Jörg: Ein korrespondenzanalytischer Ansatz für Pfadmodelle mit kategorialen Daten |
| Nr. 6 | 1996 | Berger, Ursula: Die Methoden der EU zur Messung der Einkommenssituation in der Landwirtschaft - Am Beispiel der Bundesrepublik Deutschland |
| Nr. 7 | 1997 | Strohe, Hans Gerhard / Geppert, Frank: Algorithmus und Computerprogramm für dynamische Partial Least Squares Modelle |
| Nr. 8 | 1997 | Rambert, Laurence / Strohe, Hans Gerhard: Statistische Darstellung transformationsbedingter Veränderungen der Wirtschafts- und Beschäftigungsstruktur in Ostdeutschland |
| Nr. 9 | 1997 | Faber, Cathleen: Die Statistik der Verbraucherpreise in Rußland
- Am Beispiel der Erhebung für die Stadt St. Petersburg |
| Nr. 10 | 1998 | Nosova, Olga: The Atractiveness of Foreign Direct Investment in Russia and Ukraine - A Statistical Analysis |
| Nr. 11 | 1999 | Gelaschwili, Simon: Anwendung der Spieltheorie bei der Prognose von Marktprozessen |
| Nr. 12 | 1999 | Strohe, Hans Gerhard / Faber, Cathleen: Statistik der Transformation - Transformation der Statistik. Preisstatistik in Ostdeutschland und Rußland |
| Nr. 13 | 1999 | Müller, Claus: Kleine und mittelgroße Unternehmen in einer hoch konzentrierten Branche am Beispiel der Elektrotechnik. Eine statistische Langzeitanalyse der Gewerbezählungen seit 1882 |
| Nr. 14 | 1999 | Faber, Cathleen: The Measurement and Development of Georgian Consumer Prices |
| Nr. 15 | 1999 | Geppert, Frank / Hübner, Roland: Korrelation oder Kointegration – Eignung für Portfoliostrategien am Beispiel verbriefter Immobilienanlagen |
| Nr. 16 | 2000 | Achsani, Noer Azam / Strohe, Hans Gerhard: Statistischer Überblick über die indonesische Wirtschaft |
| Nr. 17 | 2000 | Bartels, Knut: Testen der Spezifikation von multinominalen Logit-Modellen |
| Nr. 18 | 2002 | Achsani, Noer Azam / Strohe, Hans Gerhard: Dynamische Zusammenhänge zwischen den Kapitalmärkten der Region Pazifisches Becken vor und nach der Asiatischen Krise 1997 |
| Nr. 19 | 2002 | Nosova, Olga: Modellierung der ausländischen Investitionstätigkeit in der Ukraine |
| Nr. 20 | 2003 | Gelaschwili, Simon / Kurtanidse, Zurab: Statistische Analyse des Handels zwischen Georgien und Deutschland |
| Nr. 21 | 2004 | Nastansky, Andreas: Kurz- und langfristiger statistischer Zusammenhang zwischen Geldmengen- und Preisentwicklung: Analyse einer kointegrierenden Beziehung |
| Nr. 22 | 2006 | Kauffmann, Albrecht / Nastansky, Andreas: Ein kubischer Spline zur temporalen Disaggregation von Stromgrößen und seine Anwendbarkeit auf Immobilienindizes |
| Nr. 23 | 2006 | Mangelsdorf, Stefan: Empirische Analyse der Investitions- und Exportentwicklung des Verarbeitenden Gewerbes in Berlin und Brandenburg |
| Nr. 24 | 2006 | Reilich, Julia: Return to Schooling in Germany |
| Nr. 25 | 2006 | Nosova, Olga / Bartels, Knut: Statistical Analysis of the Corporate Governance System in the Ukraine: Problems and Development Perspectives |

STATISTISCHE DISKUSSIONSBEITRÄGE

Herausgeber: Hans Gerhard Strohe

- | | | |
|--------|------|--|
| Nr. 26 | 2007 | Gelaschwili, Simon: Einführung in die Statistische Modellierung und Prognose |
| Nr. 27 | 2007 | Nastansky, Andreas: Modellierung und Schätzung von Vermögenseffekten im Konsum |
| Nr. 28 | 2008 | Nastansky, Andreas: Schätzung vermögenspreisinduzierter Investitionseffekte in Deutschland |
| Nr. 29 | 2008 | Ruge, Marcus / Strohe, Hans Gerhard: Analyse von Erwartungen in der Volkswirtschaft mit Partial-Least-Squares-Modellen |
| Nr. 30 | 2009 | Newiak, Monique: Prüfungsurteile mit Dollar Unit Sampling – Ein Vergleich von Fehlerschätzmethoden für Zwecke der Wirtschaftsprüfung: Praxis, Theorie, Simulation – |
| Nr. 31 | 2009 | Ruge, Marcus: Modellierung von Stimmungen und Erwartungen in der deutschen Wirtschaft |
| Nr. 32 | 2009 | Nosova, Olga: Statistical Analysis of Regional Integration Effects |
| Nr. 33 | 2009 | Mangelsdorf, Stefan: Persistenz im Exportverhalten – Kann punktuelle Exportförderung langfristige Auswirkungen haben? - |
| Nr. 34 | 2009 | Kbiladze, David: Einige historische und gesetzgeberische Faktoren der Reformierung der georgischen Statistik |
| Nr. 35 | 2009 | Nastansky, Andreas / Strohe, Hans Gerhard: Die Ursachen der Finanz- und Bankenkrise im Lichte der Statistik |
| Nr. 36 | 2009 | Gelaschwili, Simon / Nastansky, Andreas: Development of the Banking Sector in Georgia |
| Nr. 37 | 2010 | Kunze, Karl-Kuno / Strohe, Hans Gerhard: Time Varying Persistence in the German Stock Market |
| Nr. 38 | 2010 | Nastansky, Andreas / Strohe, Hans Gerhard: The Impact of Changes in Asset Prices on Real Economic Activity: A Cointegration Analysis for Germany |
| Nr. 39 | 2010 | Kunze, Karl-Kuno / Strohe, Hans Gerhard: Antipersistence in German Stock Returns |
| Nr. 40 | 2010 | Dietrich, Irina / Strohe, Hans Gerhard: Die Vielfalt öffentlicher Unternehmen aus der Sicht der Statistik - Ein Versuch, das Unstrukturierte zu strukturieren |
| Nr. 41 | 2010 | Nastansky, Andreas / Lanz, Ramona: Bonuszahlungen in der Kreditwirtschaft: Analyse, Regulierung und Entwicklungstendenzen |
| Nr. 42 | 2010 | Dietrich, Irina / Strohe, Hans Gerhard: Die Vermögenslage öffentlicher Unternehmen in Deutschland - Statistische Analyse anhand von amtlichen Mikrodaten der Jahresabschlüsse. |
| Nr. 43 | 2010 | Ulbrich, Hannes-Friedrich: Höherdimensionale Kompositionsdaten – Gedanken zur grafischen Darstellung und Analyse - |
| Nr. 44 | 2011 | Dietrich, Irina / Strohe, Hans Gerhard: Statistik der öffentlichen Unternehmen in Deutschland – Die Datenbasis |
| Nr. 45 | 2011 | Nastansky, Andreas: Orthogonale und verallgemeinerte Impuls-Antwort-Funktionen in Vektor-Fehlerkorrekturmodellen |
| Nr. 46 | 2011 | Dietrich, Irina / Strohe, Hans Gerhard: Die Finanzlage öffentlicher Unternehmen in Deutschland - Statistische Analyse amtlicher Mikrodaten der Jahresabschlüsse - |
| Nr. 47 | 2011 | Teitge, Jonas / Nastansky, Andreas: Interdependenzen in den Renditen DAX-notierter Unternehmen nach Branchen |
| Nr. 48 | 2011 | Dietrich, Irina: Die Ertragslage öffentlicher Unternehmen in Deutschland - Statistische Analyse amtlicher Mikrodaten der Jahresabschlüsse - |
| Nr. 49 | 2011 | Kauper, Benjamin / Kunze, Karl-Kuno: Modellierung von Aktienkursen im Lichte der Komplexitätsforschung |