

Preisprognosen mit Handelsvolumen

1. Einleitung

Seit jeher streben Anleger danach, Preisänderungen auf Finanzmärkten zu prognostizieren. Hierbei werden sowohl Ansätze der Fundamentalanalyse als auch der technischen Analyse verwendet. Beiden gemeinsam ist, dass mit ihnen versucht wird, das Verhalten von Anlegern in der Zukunft vorherzusagen.

Ziel der Fundamentalanalyse ist es, private Informationen über ein Wertpapier zu erhalten, von denen man glaubt, dass sie bei späterem Bekanntwerden das Verhalten von Anlegern beeinflussen. Alleine das Finden von „unterbewerteten“ Wertpapieren reicht für den Erfolg der Fundamentalanalyse aber nicht aus. Vielmehr müssen sich die übrigen Anleger sukzessive der Einschätzung anschliessen, dass ein Wertpapier „unterbewertet“ ist, es deshalb verstärkt kaufen, und so eine Kurssteigerung bewirken.

Die technische Analyse verfolgt einen anderen Weg. Sie versucht nicht, die Reaktionen von Anlegern auf die Veröffentlichung fundamentaler Informationen zu antizipieren, sondern zielt darauf ab, direkt aus dem bisherigen Verhalten von Inve-

storen auf ihr zukünftiges Verhalten zu schliessen. Das Verhalten von Anlegern in der Vergangenheit spiegelt sich in zwei Grössen wider, die von einem technischen Analysten beobachtet werden können, nämlich der Preisentwicklung und dem zugehörigen Handelsvolumen. Mittels dieser Grössen können deshalb potentiell Richtung und Stärke zukünftiger Kursänderungen vorhergesagt werden. Sowohl Informationen über Richtung als auch solche über Stärke von Kursänderungen sind wertvoll für Anleger, da sie unter bestimmten Umständen in gewinnbringende Handelsstrategien umgesetzt werden können. Ist die Richtung der Kursänderung prognostizierbar, dann kauft der Anleger beispielsweise das Wertpapier, wenn eine Kurssteigerung angezeigt wird. Lässt sich die Stärke der Kursänderung, nicht jedoch die Richtung vorhersagen, kann dies ein Anleger potentiell durch Handelsstrategien am Optionsmarkt ausnutzen. Er kauft beispielsweise sowohl einen Call als auch einen Put auf das Wertpapier (Straddle-Position), wenn er starke Kursänderungen erwartet, ohne deren Richtung einschätzen zu können.[1]

Es gibt eine Vielzahl von Untersuchungen, die sich mit der Frage beschäftigen, ob Anleger aus vergangenen Preisänderungen Schlüsse über zukünftige Richtung und Stärke von Kursänderungen ziehen können (vgl. zum Vorgehen solcher Arbeiten CAMPBELL/LO/MACKINLAY (1997), Kap. 2) Ob aus vergangenen Handelsvolumina

* Alexander Kempf, Universität Mannheim, Lehrstuhl für Finanzierung, D-68131 Mannheim; Olaf Korn, Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung, Postfach 103443, D-68034 Mannheim. Für hilfreiche Anmerkungen danken wir Peter Reichling, Dirk Schiereck, Thomas Stucki (Gutachter) und Heinz Zimmermann.

zukünftige Preisänderungen prognostiziert werden können, ist dagegen bisher kaum untersucht (vgl. die Literaturdiskussion in Abschnitt 2).

Der Beitrag der vorliegenden Arbeit besteht in einer detaillierten empirischen Analyse der Frage, inwieweit sich anhand des Handelsvolumens Richtung und Stärke von Kursänderungen prognostizieren lassen. Dabei werden sowohl lineare Zusammenhänge zwischen dem Volumen und der Preisänderung berücksichtigt als auch nichtlineare Prognosemöglichkeiten geprüft. Es wird weitergehend gefragt, welche Komponente des Volumens (Anzahl der getätigten Geschäfte, Grösse der Geschäfte) Informationen bezüglich zukünftiger Preisänderungen beinhaltet. Die Zielsetzung der Studie ist insofern eher grundlegend, als aufgezeigt wird, wo ein Potential zur Prognose von Kursänderungen anhand von Volumensinformation besteht. Mögliche Umsetzungen der Prognosen in Handelsstrategien werden kurz diskutiert, jedoch bleibt eine empirische Analyse solcher Handelsstrategien nachfolgenden Arbeiten vorbehalten.

Der Aufbau der Arbeit orientiert sich an den genannten Fragestellungen. Nach einer Diskussion der relevanten theoretischen und empirischen Literatur (Abschnitt 2) und einer Darstellung der verwendeten Daten (Abschnitt 3) analysieren wir im Abschnitt 4 Prognosemöglichkeiten auf Basis linearer Modelle. Der Abschnitt 5 ist der Frage nach möglichen nichtlinearen Beziehungen gewidmet, und Abschnitt 6 beschäftigt sich mit dem Informationsgehalt verschiedener Komponenten des Umsatzes. Die wesentlichen Ergebnisse der Studie werden in Abschnitt 7 zusammengefasst.

2. Literatur

Bevor in den folgenden Kapiteln empirisch untersucht wird, ob sich durch Beobachtung des Handelsvolumens auf zukünftige Kursänderungen schliessen lässt, ist auf der theoretischen Ebene zunächst zu klären, weshalb überhaupt ein Zusammenhang zwischen Handelsvolumen und Stär-

ke (1. Frage) bzw. Richtung (2. Frage) von Kursänderungen bestehen könnte.

Die Literatur hat sich – beginnend mit CLARK (1973) – primär mit der ersten Frage beschäftigt. CLARK argumentiert, dass sowohl das Handelsvolumen als auch die Stärke der Kursänderung vom (unbeobachtbaren) Informationsfluss abhängen. Je mehr Informationen an einen Markt kommen, desto stärker wird gehandelt und desto heftiger schwanken die Kurse. Das Modell von CLARK postuliert somit einen positiven Zusammenhang zwischen Handelsvolumen und Stärke von Kursänderungen. Entscheidend hierfür ist, dass Informationen sowohl Handelsaktivitäten als auch Kursänderungen nach sich ziehen.

Während der Kurseffekt von Informationen unstrittig sein dürfte, ist nicht offensichtlich, dass Informationen zu Handel führen. So ist beispielsweise denkbar, dass eine öffentliche Information, deren Bedeutung alle Marktteilnehmer gleich einschätzen, keinerlei Handel auslöst. Dieser Schwachpunkt des Modells von CLARK (1973) wurde in der Folgezeit behoben. Es wurden verschiedene Modellvarianten mit inhomogenen Investoren entwickelt, bei denen neue Informationen zum Handel zwischen den Anlegern führen. Ein erster Ansatz stammt von COPELAND (1976). Er unterstellt, dass sich Informationen schrittweise an einem Markt ausbreiten, so dass einzelne Anleger temporär einen Informationsvorsprung besitzen. Dieser Informationsvorsprung veranlasst sie dann, mit den Uninformierten zu handeln.[2] Eine zweite Handelsursache wird von EPPS/EPPS (1976) modelliert. Sie unterstellen, dass alle Anleger zwar den gleichen Informationsstand besitzen, die verfügbaren Informationen aber in unterschiedlicher Weise interpretierten und deshalb bei Auftreten neuer Informationen miteinander handeln.[3] FOSTER/VISWANATHAN (1995) schliesslich unterstellen – typisch für Ansätze zur Mikrostruktur der Finanzmärkte – eine asymmetrische Informationsverteilung zwischen den Anlegern. Aufgrund der Existenz von Noise-Tradern ist es in solchen Modellen nicht möglich, aus der Beobachtung des Ordervolumens die Information

der Insider zu extrahieren, so dass selbst bei rationalen Erwartungen im Gleichgewicht Handel stattfindet.[4]

Die Grundidee all dieser Ansätze ist also gleich: Information führt zu Handel und zu Kursänderungen, so dass ein positiver Zusammenhang zwischen Ausmass des Handels und Stärke der Kursänderung in einer Periode bestehen sollte. Da die Information in diesen Modellen mit gleicher Wahrscheinlichkeit zu einer Kurssteigerung bzw. Kurssenkung führt, liefern die Ansätze aber keine Aussage über den Zusammenhang zwischen Handelsvolumen und Richtung der Kursänderung (2. Frage). Um einen solchen Zusammenhang herstellen zu können, ist es nötig, die Symmetrieeigenschaft der Modelle aufzugeben. Anleger müssen bei guten und schlechten Nachrichten unterschiedlich stark handeln.

Ein solches asymmetrisches Verhalten wird von EPPS (1975) per Annahme eingeführt: Anleger handeln bei guten Nachrichten c.p. stärker als bei schlechten Nachrichten. Folglich kommt ein hohes Handelsvolumen typischerweise mit steigenden Kursen einher. Dieses Ergebnis des Modells hängt zentral von der (nicht begründeten) Verhaltensannahme ab, weshalb das Modell heftig kritisiert wurde.[5] JENNINGS/STARKS/FELLINGHAM (1981) und KARPOFF (1986) beheben diesen Mangel des Modells. Sie argumentieren, dass an vielen Märkten der Leerverkauf von Wertpapieren hohe Kosten verursacht bzw. gänzlich unmöglich ist. Aufgrund dieser Leerverkaufsrestriktionen werden Anleger bei schlechten Nachrichten weniger stark handeln als bei guten Nachrichten, weshalb an solchen Märkten eine positive Beziehung zwischen hohem Handelsvolumen und Kurssteigerungen bestehen sollte.

Alle dargestellten theoretischen Modelle basieren auf der Idee, dass sich bei Auftreten neuer Informationen gleichzeitig Handelsvolumina und Kurse ändern.[6] Wenn man jetzt zusätzlich annimmt, dass sich die Informationen nur schrittweise ausbreiten, dann ist es möglich, durch die Beobachtung des aktuellen Handelsvolumens auf zukünftiges Handelsvolumen und zukünftige Kursände-

rungen zu schliessen, ohne selbst die zugrundeliegende Information zu besitzen. Ein solche allmähliche Informationsverbreitung erscheint nicht unplausibel. So besitzen vermutlich verschiedene Marktteilnehmer einen unterschiedlich schnellen Zugang zu Informationen, weshalb beispielsweise Privatanleger in der Regel mit einer zeitlichen Verzögerung auf Neuigkeiten reagieren. Auch ist es denkbar, dass ein Marktteilnehmer mit privaten Informationen diese durch eine Folge von Aufträgen strategisch optimal ausnutzt, so dass die neue Information ebenfalls nur schrittweise in den Markt kommt.

Auf Basis theoretischer Überlegungen erscheint es somit denkbar, durch Beobachtung des aktuellen Handelsvolumens auf zukünftige Kursveränderungen schliessen zu können. Die zentrale Frage der vorliegenden Arbeit lautet, ob das Volumen empirisch zur Prognose von Preisänderungen ausgenutzt werden kann. Hierüber geben Lead-Lag-Studien Auskunft. Die Mehrzahl bisheriger Studien findet keine Evidenz dafür, dass mit Volumen Preisänderungen prognostiziert werden können.[7] Ausnahmen stellen die Arbeiten von SMIRLOCK/STARKS (1988) und HIEMSTRA/JONES (1994) dar. Bemerkenswert an diesen Studien ist, dass sie – anders als die meisten übrigen Arbeiten – inertägliche Daten verwenden (SMIRLOCK/STARKS (1988)) bzw. nichtlineare Lead-Lag-Beziehungen zwischen den Grössen zulassen (HIEMSTRA/JONES (1994)). Die Ergebnisse lassen somit vermuten, dass eine Kursprognose nur über relativ kurze Zeiträume möglich ist und ein nichtlineares Prognosemodell benötigt wird. Diese Erfahrungen früherer Studien berücksichtigen wir beim Design unserer Untersuchung, deren Datensatz im folgenden Abschnitt beschrieben wird.

3. Datenbasis und vorbereitende Datenanalyse

Die Studie basiert auf Daten zu Futures auf den Deutschen Aktienindex (DAX), die an der Deutschen Terminbörse gehandelt werden. Dieser

Markt ist in idealer Weise geeignet, Prognosen in gewinnbringende Strategien umzusetzen. Ein Vorteil besteht darin, dass Futures-Positionen zum Zeitpunkt ihres Eingehens – abgesehen von Margin-Zahlungen – keinen Kapitaleinsatz erfordern. Ferner können ungehindert sowohl Long- als auch Short-Positionen eingegangen werden, je nachdem in welche Richtung eine prognostizierte Preisänderung deutet. Weitere Vorzüge bestehen in der hohen Liquidität des Marktes (in den Kontrakten mit der jeweils kürzesten Restlaufzeit) und den schnellen Handelsmöglichkeiten zu bekannten Preisen aufgrund des vollelektronischen Handelssystems in Verbindung mit dem offenen Orderbuch.

Der verwendete Datensatz wurde von der Deutschen Finanzdatenbank (Karlsruhe) zur Verfügung gestellt und besteht aus allen zeitgestempelten Transaktionskursen, Transaktionsvolumina sowie den jeweils besten Bid- und Ask-Quotierungen für den Zeitraum zwischen dem 17. September 1993 und dem 15. September 1994. Dies entspricht dem Zeitraum zwischen den Verfallstagen des September-93 Kontraktes und des September-94 Kontraktes und umfasst insgesamt 248 Handelstage mit Handelszeiten zwischen 9.30 Uhr und 16 Uhr.[8] Alle Daten beziehen sich auf die Kontrakte mit der jeweils kürzesten Restlaufzeit. Diese Kontrakte weisen mit Abstand die höchste Liquidität und das grösste Handelsvolumen auf. Die Geld-Brief-Spanne liegt in den meisten Fällen bei einem halben Indexpunkt, was der Tick Size entspricht.

Das Ziel der Studie, die Vorhersagbarkeit von Preisen durch Volumensgrößen zu prüfen, erfordert die Wahl eines geeigneten Prognosehorizontes. Dabei spricht für einen kurzen Zeitraum, dass das Handelsvolumen womöglich recht schnell seinen Informationsgehalt einbüsst. Andererseits ist es aus praktischen Erwägungen wenig sinnvoll, das Datenintervall so kurz zu wählen, dass eine Handelsstrategie nicht mehr umsetzbar ist. Als ein Kompromiss wird ein Intervall von fünf Minuten gewählt.

Daneben ist zu fragen, welche Preisvariable verwendet werden soll. Wie ROLL (1984) herausstellt, wird bei Transaktionspreisen durch das zufällige Hin- und Herspringen zwischen Geld- und Briefkursen eine negative Autokorrelation in den Renditen hervorgerufen. Diese Art von „Prognostizierbarkeit“ lässt sich jedoch nicht über Handelsstrategien ausnutzen und sollte daher vom Prognosemodell nicht ausgewiesen werden. Aus diesem Grund verwenden wir als Preisvariable den Mittelwert aus dem jeweils besten Bid-Quote und dem besten Ask-Quote, den Midquote.

Schliesslich ist eine Entscheidung darüber zu treffen, wie das Handelsvolumen gemessen werden soll. Ein naheliegendes Mass besteht im Umsatz, d.h. der Anzahl der innerhalb eines 5-Minuten-Intervalls gehandelten Futures-Kontrakte. Ein grosser Umsatz kann das Ergebnis einer Vielzahl von getätigten Geschäften sein oder aus wenigen grossen Transaktionen resultieren. Möglicherweise ziehen Investoren jedoch aus einer Vielzahl kleiner Geschäfte andere Informationen als aus wenigen grossen Geschäften. Deshalb erscheint es sinnvoll, neben dem Gesamtmass „Umsatz“ feinere Volumensmasse, nämlich „Anzahl der Transaktionen“ und „Grösse der Transaktionen“, zu verwenden. Die Untersuchungen der Abschnitte 4 und 5 basieren auf der Volumensgrösse „Umsatz“, bevor in Abschnitt 6 eine detailliertere Untersuchung auf Basis von „Anzahl der Transaktionen“ und „Grösse der Transaktionen“ durchgeführt wird.

Für jeden Handelstag wird der Zeitraum zwischen 9.45 Uhr und 16 Uhr in 75 5-Minuten Intervalle unterteilt. Die ersten 15 Minuten der Handelszeit bleiben unberücksichtigt, um Eröffnungseffekte auszuschliessen. Für jedes 5-Minuten Intervall erfolgt die Berechnung von DAX-Futures-Renditen als Differenz zwischen den logarithmierten Midquotes zu Beginn und am Ende der Periode (Δf). Die Beträge dieser Werte bilden die absoluten Renditen ($|\Delta f|$), unser Mass für die Stärke der Kursänderung.[9] Desweiteren werden für jedes Intervall der während der Periode getätigte Umsatz (U) – gemessen in Anzahl der ge-

handelten Kontrakte – sowie die Anzahl der getätigten Transaktionen (A) ausgewiesen. Hieraus lässt sich unmittelbar die durchschnittliche Grösse (G) einer Transaktion während der Periode als $\frac{U}{A}$ bestimmen.

Empirische Studien dokumentieren für verschiedenste Märkte einen U-förmigen Verlauf des Umsatzes und der absoluten Renditen über den Handelstag. Abbildung 1 zeigt ein solches Phänomen auch für den DAX-Future.[10] Dort sind die Umsätze (U) und absoluten Renditen ($|\Delta f|$) im Tagesverlauf abgetragen. Die Werte ergeben sich als Mittel (über die 248 Handelstage) für das jeweilige 5-Minuten Intervall. Umsatz und absolute Rendite nehmen zu Beginn des Handelstages ver-

gleichsweise hohe Werte an, fallen dann ab und steigen zum Ende des Tages wieder an. Einen ähnlichen Verlauf stellt man auch in der Anzahl der getätigten Transaktionen (A), nicht jedoch in der Grösse der Transaktionen (G) und den (vorzeichenbehafteten) Renditen (Δf) fest.

Die gefundenen Tageszeiteffekte müssen beachtet werden, weil es sich um prognostizierbare Strukturen handelt. Da diese Effekte jedoch allen Marktteilnehmern bekannt sein dürften, ist kaum anzunehmen, dass auf Basis einer solchen „Prognostizierbarkeit“ profitable Handelsstrategien möglich sind. Daher erfolgt eine Bereinigung der Umsätze, Anzahl der getätigten Transaktionen und absoluten Renditen, indem die im Mittel zu

Abbildung 1: Umsatz und absolute Rendite im Verlauf des Handelstages. (Mittelwerte über die 5-Minuten Intervalle.)

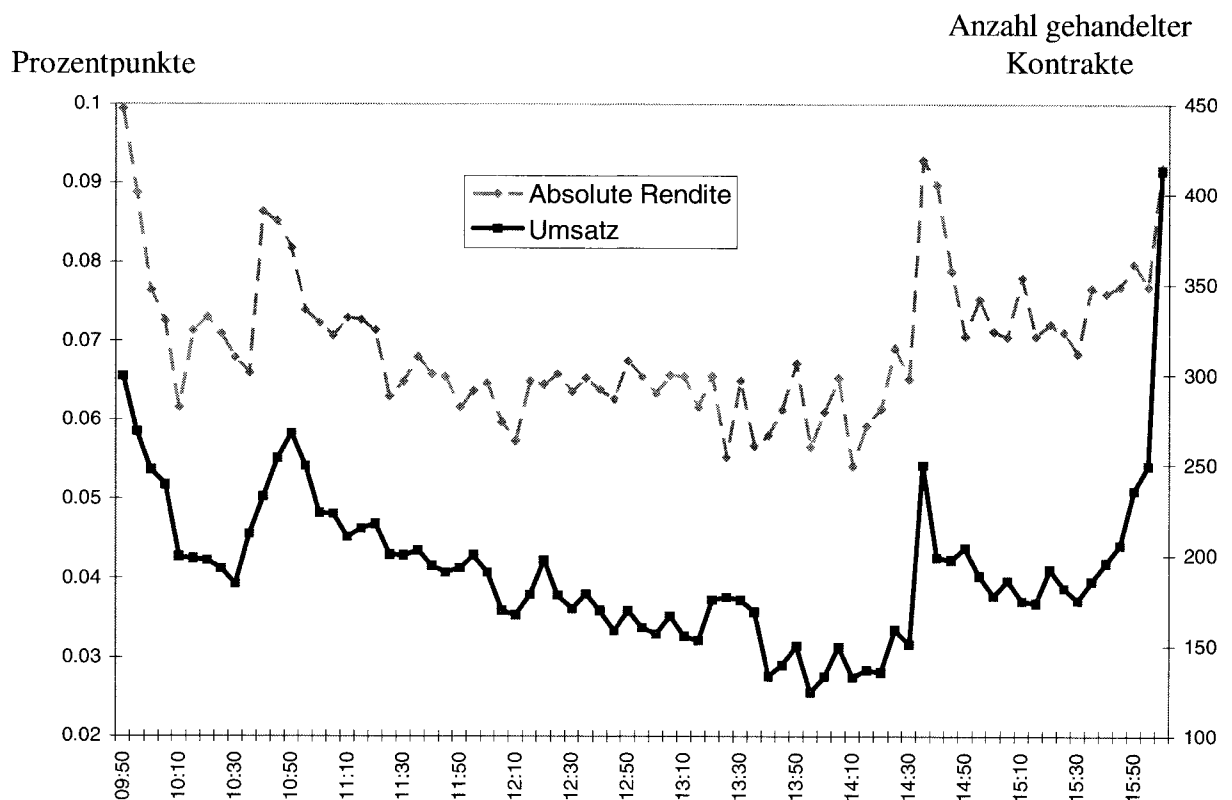


Tabelle 1: Ergebnisse der Augmented-Dickey-Fuller-Tests.

Variable	Teststatistik	Verwendete Anzahl von Verzögerungen
Umsatz (U)	-31,80*	5
Anzahl Geschäfte (A)	-28,94*	5
Grösse von Transaktionen (G)	-47,06*	4
Rendite (Δf)	-62,37*	3
Absolute Rendite ($ \Delta f $)	-36,69*	5

Signifikant auf 1-Prozent Niveau: *

den entsprechenden Tageszeiten (5-Minuten Intervalle) auftretenden Werte abgezogen werden. Wir untersuchen also nur die Abweichungen zu den zur jeweiligen Tageszeit „üblichen“ Werten. Entsprechend sind im weiteren unter den Begriffen Umsatz, Anzahl getätigter Transaktionen und absolute Rendite immer die korrigierten Grössen zu verstehen. Für die Grösse der Transaktionen und die vorzeichenbehaftete Rendite werden die ursprünglichen Werte verwendet, da keine Tageszeiteffekte beobachtet werden.

Bevor der Informationsgehalt des Volumens bezüglich zukünftiger Preise untersucht wird, ist die Stationarität der verwendeten Zeitreihen zu prüfen. Werden zwei instationäre Variablen aufeinander regressiert, lassen sich übliche Testverfahren nicht mehr verwenden, und es besteht die Gefahr einer „Spurious Regression“, d.h. eine nicht vorhandene Prognosefähigkeit wird zu häufig als signifikant ausgewiesen.

Tabelle 1 zeigt die Ergebnisse von Augmented-Dickey-Fuller-Tests für alle in den folgenden Analysen verwendeten Variablen.[11] Die Hypothese der Instationarität kann für alle Variablen auf dem 1-Prozent Niveau abgelehnt werden. Aufgrund der Testresultate ist davon auszugehen, dass Renditen, absolute Renditen, Umsätze, Transaktionshäufigkeiten und Transaktionsgrössen stationär sind und ohne weitere Transformationen in ein Prognosemodell eingehen können.

4. Ergebnisse für lineare Prognosemodelle

Dieser Abschnitt ist der Frage gewidmet, inwieweit sich zukünftige Renditen bzw. absolute Renditen linear durch gegenwärtige oder zeitverzögerte Umsätze (U) prognostizieren lassen. Je nachdem, ob Renditen (Δf) oder absolute Rendite ($|\Delta f|$) betrachtet werden, kommt eines der folgenden Prognosemodelle zur Anwendung:

$$\Delta f_{t+1} = a_0 + \sum_{i=0}^{p-1} a_{i+1} \cdot \Delta f_{t-i} + \sum_{j=0}^{k-1} b_{j+1} \cdot U_{t-j} + e_{t+1} \quad (1)$$

$$|\Delta f_{t+1}| = \alpha_0 + \sum_{i=0}^{q-1} \alpha_{i+1} \cdot |\Delta f_{t-i}| + \sum_{j=0}^{v-1} \beta_{j+1} \cdot U_{t-j} + u_{t+1} \quad (2)$$

Hierbei bezeichnen e_{t+1} und u_{t+1} Fehlerterme mit Erwartungswert Null. Die Anzahlen (p , k , q , v) verzögerter Werte sind zunächst noch unspezifiziert. Die konkrete Festlegung erfolgt mit dem Informationskriterium von SCHWARZ (1978). Für die vorzeichenbehafteten Renditen [Modell (1)] erweist sich $p = k = 1$ als optimal. Dies macht deutlich, dass Werte, die mehr als fünf Minuten

Tabelle 2: Schätzergebnisse für Modell (1).

Parameter	Schätzwert	Standardabweichung	p-Wert
\hat{a}_0	-0,00037	0,00072	0,605
\hat{a}_1	0,0196	0,0109	0,072
\hat{b}_1	-0,000021	0,000006	0,002
adj. $R^2 = 0,0012$	Zur Schätzung der Standardabweichungen wurde der auch bei Heteroskedastie konsistente Schätzer von WHITE (1980) verwendet.		

in der Vergangenheit liegen, keine nennenswerten Informationen über zukünftige Renditen besitzen.[12] Die Schätzergebnisse für das Modell (1) sind in Tabelle 2 angegeben.

Für die zeitverzögerte Rendite ergibt sich ein Parameter mit positivem Vorzeichen (\hat{a}_1), doch ist dieser nicht statistisch signifikant. Der zeitverzögerte Umsatz besitzt dagegen einen signifikant negativen Parameter (\hat{b}_1).[13] Es sind also tendenziell dann niedrige Renditen zu erwarten, wenn der Umsatz in der Vorperiode besonders hoch war. Dies ist mit der Hypothese konsistent, dass der Futures-Markt – aufgrund der fehlenden Leerverkaufsbeschränkung – vor allem bei negativen Informationen genutzt wird.[14] Ein Blick auf das adjustierte R^2 von weniger als einem Prozent macht jedoch deutlich, dass der Erklärungsgehalt des Prognosemodells sehr gering ist. Wenn auch statistisch signifikant, so bleibt die entdeckte Struktur gemessen an der verbleibenden Variabilität der Futures-Renditen unbedeutend. Daher besteht wenig Hoffnung, auf Basis des linearen Prognosemodells (1) eine profitable Strategie durchführen zu können.

Für die absoluten Renditen [Modell (2)] liefert das Informationskriterium von SCHWARZ einen optimalen Wert von $q = v = 6$, d.h. bis zu 30 Minuten zurückliegende absolute Renditen und Umsätze finden Berücksichtigung. Tabelle 3 gibt die Ergebnisse der Modellschätzung wieder.

Zeitverzögerte absolute Renditen haben durchgängig einen positiven Einfluss ($\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_6$). Dies belegt eine klare Persistenz in den Rendite-

schwankungen. Daneben besitzt jedoch auch der Umsatz einen bedeutenden Einfluss auf die zukünftigen absoluten Renditen. Ein F-Test weist eine deutliche gemeinsame Signifikanz der zugehörigen Parameter $\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_6$ aus. Aus den überwiegend positiven Vorzeichen folgt, dass ein hoher Umsatz ceteris paribus zu einer Steigerung der absoluten Renditen führt. Besonders starke Kursänderungen sind also immer dann zu erwarten, wenn eine hohe gegenwärtige absolute Rendite mit einem grossen Umsatz einhergeht.

Der Erklärungsgehalt des Modells (2) ist bei einem adjustierten R^2 von etwa 7,5 Prozent zwar nicht sehr gross, doch besteht durchaus die Hoffnung auf eine Nutzbarkeit der vorhandenen Strukturen. So besitzen auf GARCH-Modellen basierende Prognosen absoluter bzw. quadrierter Renditen überwiegend nur einen schwachen Zusammenhang zu den tatsächlichen Realisationen ($R^2 < 0,05$).[15] Nichts desto weniger dokumentieren BERGLUND/HEDVALL/LILJEBLOM (1992), NOH/ENGLE/KANE (1994), KRONER/LEVIN (1996) und SCHMITT/KAehler (1996) die Profitabilität daraus abgeleiteter Handelsstrategien mit Optionen. Da keine dieser Arbeiten im zugrunde liegenden Prognosemodell Volumensinformationen berücksichtigt, könnte sich sogar noch eine Ergebnissteigerung einstellen. Ein Vergleich von Modell (2) mit einem Prognosemodell, das ausschliesslich zeitverzögerte absolute Renditen verwendet, zeigt immerhin eine Erhöhung des adjustierten R^2 aufgrund der Volumensinformation um 1,5 Prozentpunkte.

Tabelle 3: Schätzergebnisse für Modell (2).

Parameter	Schätzwert	Standardabweichung	p-Wert
$\hat{\alpha}_0$	0,000016	0,000475	0,972
$\hat{\alpha}_1$	0,0804	0,0116	0,000
$\hat{\alpha}_2$	0,0446	0,0124	0,000
$\hat{\alpha}_3$	0,0673	0,0117	0,000
$\hat{\alpha}_4$	0,0556	0,0116	0,000
$\hat{\alpha}_5$	0,0798	0,0123	0,000
$\hat{\alpha}_6$	0,0205	0,0106	0,053
$\hat{\beta}_1$	0,0000176	0,0000055	0,001
$\hat{\beta}_2$	0,0000276	0,0000066	0,000
$\hat{\beta}_3$	0,0000062	0,0000055	0,262
$\hat{\beta}_4$	0,0000023	0,0000052	0,667
$\hat{\beta}_5$	-0,0000024	0,0000053	0,644
$\hat{\beta}_6$	0,0000246	0,0000061	0,000
adj. $R^2 = 0,075$	Zur Schätzung der Standardabweichungen wurde der auch bei Heteroskedastie konsistente Schätzer von WHITE (1980) verwendet.		

Leider sind Prognosen bezüglich absoluter Renditen schwieriger in Handelsstrategien umzusetzen als Prognosen bezüglich vorzeichenbehafteter Renditen. Im letzteren Fall können, je nachdem ob steigende oder fallende Kurse zu erwarten sind, direkt Long- bzw. Short-Positionen im Future eingegangen werden. Um Informationen über eine zu erwartende höhere absolute Rendite auszunutzen, müssen hingegen Positionen aufgebaut werden, die bei grossen Kursausschlägen, unabhängig von ihrer Richtung, Gewinne generieren. Dies trifft etwa für Straddles zu, die aus Long-Positionen in Put Optionen und Call Optionen mit identischen, dem aktuellen Kurs entsprechenden Basispreisen bestehen.[16] Wird ein starker Kursausschlag erwartet, ist ein Straddle zu kaufen, deutet die prognostizierte absolute Rendite auf nur geringe Kursausschläge, ist ein Straddle zu verkaufen. Derartige Strategien werden bei KRONER/LEVIN (1996) und SCHMITT/KAehler (1996) analysiert. Der „Umweg“ über den Optionsmarkt, den solche Handelsstrategien erfordern, schafft jedoch

zusätzliche Risiken. So bewegen sich trotz korrekter Prognose der absoluten Rendite des Basisinstrumentes die Optionspreise möglicherweise nicht in dem erwarteten Masse.

5. Nichtlineare Prognose

Eine Einschränkung der Modelle (1) und (2) besteht darin, dass sie nur lineare Beziehungen zwischen den betrachteten Grössen erfassen. HIEM-STRAL/JONES (1994) berichten jedoch für tägliche Renditen des Dow Jones 65 Composite Index eine nichtlineare Granger-Kausalität des Handelsvolumens. Ihrer Testmethodik, einer Modifikation des BDS-Tests[17], liegt kein konkretes Alternativmodell zugrunde. Das hat den Nachteil, dass eine Ablehnung der Linearitätshypothese keinerlei Hinweise auf die Spezifikation eines möglichen nichtlinearen Prognosemodells liefert.

Da das Ziel unserer Arbeit darin besteht, die Form der Beziehung zwischen vorzeichenbehafteten

bzw. absoluten Renditen und Handelsvolumen zu charakterisieren, beschreiten wir einen alternativen Weg. Wir werden schrittweise die funktionale Komplexität eines möglichen nichtlinearen Einflusses vergangener Umsätze auf die Renditen abschätzen. Hierzu führen wir drei Tests durch, die sukzessive komplexere nichtlineare Alternativmodelle überprüfen. Das erste Alternativmodell enthält als zusätzliche erklärende Variablen die quadrierten Umsätze der sechs vorhergehenden 5-Minuten Perioden. Ein zweites Modell berücksichtigt darüber hinaus die 15 Kreuzprodukte der sechs zeitverzögerten Umsätze. In ein drittes Modell werden zusätzlich noch sechs kubische Terme aufgenommen.

Die verwendeten Nichtlinearitäts-Tests können als Spezialfälle eines allgemeinen Tests auf Fehlspezifikation der Regressionsfunktion aufgefasst werden.[18] Entsprechende Erweiterungen für Zeitreihen wurden von KEENAN (1985), TSAY (1986) und LUUKKONEN/SAIKKONEN/TERÄSVIRTA (1988) entwickelt. Es wird geprüft, ob in den Residuen der linearen Modelle (1) bzw. (2) noch erklärbare Strukturen vorhanden sind. Die Teststatistiken errechnen sich jeweils in den folgenden Schritten:

- 1) Die Modelle (1) bzw. (2) werden geschätzt und die Residuen bestimmt.
- 2) Die in (1) bzw. (2) enthaltenen erklärenden Variablen sowie die zusätzlichen Regressoren (Quadrate, Kreuzprodukte bzw. kubische Terme der zeitverzögerten Umsätze) werden auf die Residuen aus Schritt 1 regressiert.
- 3) Die Prüfgrösse wird als F-Statistik eines Tests auf gemeinsame Signifikanz der zusätzlichen Regressoren in der Regression des Schritts 2 errechnet.

Bei der hier verwendeten Variante des Tests, die einen auch bei Heteroskedastie, wie etwa ARCH-Effekten, konsistenten Schätzer der Kovarianzmatrix der Regressionskoeffizienten benutzt, ist die Prüfgrösse jedoch nicht mehr F-verteilt.[19] Vielmehr folgt sie unter der Hypothese eines linearen Modells gemäss (1) bzw. (2) asymptotisch einer Chi-Quadrat-Verteilung mit 6 Freiheitsgraden (Test 1), 21 Freiheitsgraden (Test 2) bzw. 27 Freiheitsgraden (Test 3). Die Testergebnisse sind in Tabelle 4 angegeben.

Für die vorzeichenbehafteten Renditen kann von keinem der Tests das lineare Modell (1) verworfen werden. Ein nichtlinearer Einfluss des Umsatzes

Tabelle 4: Ergebnisse der Tests auf Nichtlinearität. Nullhypothese: Es liegt ein linearer Zusammenhang zwischen Rendite und zeitverzögerten Volumina vor.

Tests	Rendite (Δf)		Absolute Rendite ($ \Delta f $)	
	Teststatistik	p-Wert	Teststatistik	p-Wert
Test 1: Quadratische Terme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(6)$	3,53	0,740	5,33	0,503
Test 2: Quadratische Terme + Kreuzterme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(21)$	21,40	0,435	33,95	0,037
Test 3: Quadratische Terme + Kreuzterme + Kubische Terme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(27)$	36,91	0,097	60,39	0,000

auf die vorzeichenbehafteten Renditen ist somit nicht feststellbar. Ein anderes Bild ergibt sich dagegen bei der Analyse der absoluten Renditen. Zwar lässt sich durch die alleinige Aufnahme verzögerter quadrierter Umsätze keine signifikante Verbesserung des Modells (2) erreichen, doch zeigt der Test einen auf dem 5-Prozent Niveau signifikanten nichtlinearen Einfluss des Volumens, wenn zusätzlich Kreuzprodukte berücksichtigt werden. Durch Aufnahme kubischer Terme wird das lineare Modell sogar auf dem 1-Prozent Niveau verworfen. Insgesamt deuten die Testergebnisse auf einen relativ komplizierten nichtlinearen Zusammenhang zwischen absoluter Rendite und Umsatz. Eine mögliche Erklärung hierfür ergibt sich aus den Resultaten des folgenden Abschnittes.

6. Komponenten des Handelsvolumens

Ein besseres Verständnis des Einflusses von Volumen auf Rendite bzw. absolute Rendite lässt sich durch die Aufteilung der Volumensvariable „Umsatz“ in seine verschiedenen Komponenten gewinnen. Ein bestimmter Umsatz kann zum einen durch eine grosse Anzahl kleiner Transaktionen, zum anderen durch eine kleine Zahl grosser Transaktionen verursacht sein. Beide Situationen werden – trotz eines identischen Umsatzes – möglicherweise von den Marktteilnehmern unterschiedlich interpretiert. So könnte beispielsweise die Beobachtung eines hektischen Marktgesche-

hens mit vielen Transaktionen den Eindruck entstehen lassen, die Marktsituation erfordere ein eigenes Handeln, unabhängig davon, wie hoch die hinter den Transaktionen stehenden Umsätze sind. Im folgenden werden deshalb die Anzahl von Transaktionen (A) und die durchschnittliche Grösse von Transaktionen (G), gemessen in Kontrakten pro Transaktion, als Volumensmasse verwendet. Der Informationsgehalt von Transaktionshäufigkeit und -grösse für zukünftige Renditen bzw. absolute Renditen wird zunächst wieder mit Hilfe linearer Prognosemodelle untersucht, wie sie in (3) und (4) angegeben sind.

$$\Delta f_{t+1} = a_0 + \sum_{i=0}^{p-1} a_{i+1} \cdot \Delta f_{t-i} + \sum_{j=0}^{k-1} (b_{j+1} \cdot A_{t-j} + c_{j+1} \cdot G_{t-j}) + e_{t-1} \quad (3)$$

$$|\Delta f_{t+1}| = \alpha_0 + \sum_{i=0}^{q-1} \alpha_{i+1} \cdot |\Delta f_{t-i}| + \sum_{j=0}^{v-1} (\beta_{j+1} \cdot A_{t-j} + \gamma_{j+1} \cdot G_{t-j}) + u_{t-1} \quad (4)$$

Die Bestimmung von p, k, q und v erfolgt wiederum mit dem Informations-Kriterium von SCHWARZ. Es ergeben sich – wie in (1) und (2) – Werte von p = k = 1 bzw. q = v = 6. Die Ergebnisse für das Modell (3) sind in Tabelle 5 angegeben.

Tabelle 5: Schätzergebnisse für Modell (3).

Parameter	Schätzwert	Standardabweichung	p-Wert
\hat{a}_0	0,00053	0,00148	0,722
\hat{a}_1	0,01897	0,01087	0,081
\hat{b}_1	-0,00020	0,00006	0,001
\hat{c}_1	-0,00014	0,00020	0,478
adj. $R^2 = 0,0013$	Zur Schätzung der Standardabweichungen wurde der auch bei Heteroskedastie konsistente Schätzer von WHITE (1980) verwendet.		

Tabelle 6: Schätzergebnisse für Modell (4).

Parameter	Schätzwert	Standardabweichung	p-Wert
$\hat{\alpha}_0$	0,00235	0,00172	0,171
$\hat{\alpha}_1$	0,06862	0,01192	0,000
$\hat{\alpha}_2$	0,03504	0,01228	0,004
$\hat{\alpha}_3$	0,06123	0,01197	0,000
$\hat{\alpha}_4$	0,04839	0,01209	0,000
$\hat{\alpha}_5$	0,06637	0,01283	0,000
$\hat{\alpha}_6$	0,00999	0,01036	0,335
$\hat{\beta}_1$	0,00026	0,00006	0,000
$\hat{\beta}_2$	0,00023	0,00006	0,000
$\hat{\beta}_3$	0,00002	0,00006	0,764
$\hat{\beta}_4$	0,00002	0,00006	0,675
$\hat{\beta}_5$	0,00008	0,00005	0,141
$\hat{\beta}_6$	0,00022	0,00005	0,000
$\hat{\gamma}_1$	-0,00010	0,00011	0,363
$\hat{\gamma}_2$	0,00009	0,00012	0,503
$\hat{\gamma}_3$	0,00000	0,00012	0,990
$\hat{\gamma}_4$	0,00008	0,00012	0,510
$\hat{\gamma}_5$	-0,00047	0,00017	0,007
$\hat{\gamma}_6$	0,00003	0,00013	0,816
adj. $R^2 = 0,079$	Zur Schätzung der Standardabweichungen wurde der auch bei Heteroskedastie konsistente Schätzer von WHITE (1980) verwendet.		

Sowohl für die Transaktionshäufigkeit als auch die Transaktionsgrösse ergeben sich negative Koeffizienten. Jedoch besitzt nur die Anzahl der Transaktionen (\hat{b}_1) einen signifikanten Einfluss. Die Erklärungsgüte des Modells (adjustiertes R^2) ist fast identisch mit der des Modells (1). Die genannten Ergebnissen zeigen, dass die zur Prognose verwendbare Volumensinformation in der Transaktionshäufigkeit liegt.[20] Die durchschnittliche Transaktionsgrösse trägt keine zusätzliche Information über zukünftige Renditen. Dies gilt unabhängig von der Anzahl der berücksichtigten zeitverzögerten Werte.

Tabelle 6 zeigt die Ergebnisse des Prognosemodells für absolute Renditen [Modell (4)]. Wie im

Modell (2) erweisen sich zeitverzögerte Werte als wichtige Einflussgrösse ($\hat{\alpha}_1, \dots, \hat{\alpha}_6$). Zusätzlich deutet häufiges Handeln auf eine starke zukünftige Kursänderung hin, was sich durch die signifikant positiven $\hat{\beta}_1$ und $\hat{\beta}_2$ ausdrückt. Die durchschnittliche Transaktionsgrösse besitzt dagegen keinen deutlichen Informationsgehalt. Der einzig signifikante Wert $\hat{\gamma}_5$ ist ökonomisch nicht sinnvoll erklärbar und vermutlich ein statistisches Artefakt. Im Vergleich zum Modell (2) ergeben sich bezüglich der Erklärungskraft des Modells sehr ähnliche Ergebnisse.

Als Fazit der Aufspaltung des Umsatzes in die beiden Komponenten Transaktionshäufigkeit und

Transaktionsgrösse ist festzuhalten, dass Informationen bezüglich zukünftiger Renditen lediglich in der Transaktionshäufigkeit zu finden sind. Daher bietet es sich an, die Transaktionshäufigkeit als Volumensmass zu verwenden. Wird in (1) und (2) der Umsatz durch die Transaktionshäufigkeit ersetzt, zeigt sich sogar ein leichter Anstieg des adjustierten R^2 . Es beträgt für Modell (1) 0,0014 und für Modell (2) 0,0787.

Die Verwendung eines alternativen Volumensmasses kann sich auch auf die funktionale Form der Beziehung zwischen Volumen und Preisänderungen auswirken. Daher wird getestet, inwieweit bei Verwendung der Transaktionshäufigkeit nichtlineare Prognosemöglichkeiten bestehen. Die Durchführung der Tests erfolgt analog zu dem im Abschnitt 5 erläuterten Vorgehen. Zunächst werden unter Verwendung der Anzahl der Transaktionen als Volumensmass die Prognosemodelle (1) und (2) geschätzt und deren Residuen bestimmt. Dann wird geprüft, ob sich mittels Termen höherer Ordnung noch eine Struktur in den Residuen finden lässt. Die Testergebnisse sind in Tabelle 7 angegeben.

Keiner der verwendeten Tests kann die linearen Modelle verwerfen. Eine Möglichkeit zur Verbesserung der Prognose durch nichtlineare Modelle ist nicht erkennbar. Die in Tabelle 4 angezeigte

nichtlineare Beziehung zwischen Umsatz und absoluter Rendite verschwindet also, wenn statt des Umsatzes die Anzahl der Transaktionen als Volumensmass verwendet wird.

Dieses Resultat liefert eine mögliche Erklärung für die im Abschnitt 5 gefundene Nichtlinearität. Wenn die tatsächliche Beziehung zwischen der Anzahl der Transaktionen und der absoluten Rendite linear ist und die durchschnittliche Transaktionsgrösse keinen Erklärungsbeitrag liefert, wird immer dann eine nichtlineare Beziehung zwischen Umsatz und absoluter Rendite bestehen, wenn Transaktionshäufigkeit und -grösse korreliert sind. Dies lässt sich folgendermassen veranschaulichen: Der Umsatz ist das Produkt aus Anzahl der Transaktionen und durchschnittlicher Transaktionsgrösse. Sind beide Werte positiv korreliert, wächst der Umsatz überproportional mit der Transaktionshäufigkeit. Bei negativer Korrelation wächst er unterproportional. In beiden Fällen wird aus einer linearen Beziehung zwischen Transaktionshäufigkeit und absoluter Rendite eine nichtlineare Beziehung zwischen Umsatz und absoluter Rendite. Für die untersuchten Daten liegt die Korrelation zwischen Transaktionshäufigkeit und -grösse immerhin bei 0,17. Es ist also denkbar, dass durch ein nichtlineares Modell allein dieser Korrelationseffekt ausgeglichen wird.

Tabelle 7: Ergebnisse der Tests auf Nichtlinearität. Nullhypothese: Es liegt ein linearer Zusammenhang zwischen Rendite und zeitverzögerten Transaktionshäufigkeiten vor.

Tests	Rendite (Δf)		Absolute Rendite ($ \Delta f $)	
	Teststatistik	p-Wert	Teststatistik	p-Wert
Test 1: Quadratische Terme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(6)$	7,06	0,315	4,37	0,626
Test 2: Quadratische Terme + Kreuzterme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(21)$	26,66	0,182	20,61	0,483
Test 3: Quadratische Terme + Kreuzterme + Kubische Terme, Vert. unter $H_0 : \chi^2(27)$	34,44	0,154	25,31	0,557

7. Zusammenfassung

Diese Arbeit untersucht empirisch die Frage, ob mittels des Handelsvolumens die Richtung und Stärke zukünftiger Kursänderungen vorhergesagt werden kann. Die zentralen Ergebnisse der Studie lauten: Es ist möglich, die Stärke von Kursänderungen – nicht jedoch die Richtung von Kursänderungen – zu prognostizieren. Dabei trägt die Volumensinformation neben der Kurshistorie signifikant zur Prognosegüte bei. Den grössten Informationsgehalt besitzt hierbei die Anzahl der getätigten Geschäfte, so dass Prognosemodelle auf dieser Grösse – und nicht etwa auf der Anzahl gehandelter Kontrakte oder auf der Grösse der Transaktionen – basieren sollten. Bei Wahl der Transaktionshäufigkeit als Volumensmass erweist sich ein lineares Prognosemodell als passend, was die Anwendung des Prognosemodells gegenüber einem nichtlinearen Ansatz deutlich vereinfacht.

Insgesamt zeigt die Arbeit, dass im Volumen Informationen über zukünftige Preise enthalten sind. Eine Prüfung, ob diese Informationen auch in gewinnbringende Handelsstrategien umsetzbar sind, muss in weiteren Studien erfolgen. Die Resultate machen Hoffnung für Handelsstrategien, die prognostizierte Änderungen in der Stärke von Kursausschlägen auszunutzen suchen, nicht jedoch für Handelsstrategien, die auf Prognosen über die Richtung von Kursänderungen basieren.

Fussnoten

- [1] Solche Handelsstrategien mit Straddles werden z.B. von NOH/ENGLE/KANE (1994) und SCHMITT/KAEHLER (1996) analysiert.
- [2] Der Schwachpunkt dieser Argumentation besteht allerdings darin, dass die Uninformierten aus dem Handel der besser Informierten keine Rückschlüsse auf deren zugrundeliegende Information ziehen.
- [3] In ähnlicher Weise begründen HARRIS/RAVIV (1993) und KANDEL/PEARSON (1995) Handel zwischen Anlegern. Empirische Unterstützung für das Argument liefern FLEMING/REMOLONA (1996), die zeigen, dass das Handelsvolumen nach Bekanntgabe öffentlicher Informationen temporär ansteigt.
- [4] Vgl. auch ADMATI/PFLEIDERER (1988) und ANDERSEN (1996) zu Modellen, die explizit den Zusammenhang zwischen Volumen und Preisänderung in Modellen mit asymmetrischer Informationsverteilung untersuchen.
- [5] Vgl. beispielsweise SCHNELLER (1978).
- [6] Dieser zeitgleiche Zusammenhang zwischen Handelsvolumen und Kursänderung wurde in einer Vielzahl empirischer Untersuchungen getestet. Frühe Arbeiten sind in KARPOFF (1987) referiert. Eine Übersicht, die auch neuere Studien einschliesst, findet sich bei KOCAGIL/SHACHMUROVE (1998). KARPOFF (1987) fasst seinen Literaturüberblick in zwei wesentlichen Thesen zusammen, die auch unter Berücksichtigung neuerer Studien noch Gültigkeit beanspruchen können: Es gibt einen positiven Zusammenhang zwischen dem Handelsvolumen und der Stärke der Kursänderung in einer Periode. Es gibt einen deutlich schwächeren positiven Zusammenhang zwischen Handelsvolumen und Richtung der Kursänderung, der allerdings (entsprechend dem Leerverkaufsargument) nicht auf Futures-Märkten nachgewiesen werden kann.
- [7] Vgl. beispielsweise RUTLEDGE (1984), ROGALSKI (1978), JAIN/JOH (1988) und BHAGAT/BHATIA (1996).
- [8] Mittlerweile werden DAX-Futures börsentäglich zwischen 8.30 Uhr und 17 Uhr gehandelt.
- [9] Ein solches Mass wird beispielsweise von RUTLEDGE (1984), GARCIA/LEUTHOLD/ZAPATA (1986), BOARD/SUTCLIFFE (1990) und CHAN/CHUNG (1993) verwendet.
- [10] Für im DAX enthaltene Aktien berichten LÜDEKKE/SCHLAG (1992) von analogen Tageszeiteffekten.
- [11] Es wurde die Testvariante mit Konstante, jedoch ohne deterministischen Zeittrend verwendet, da sich letzterer als insignifikant erweist. Die Anzahl der berücksichtigten Verzögerungen (Augmentation Terme) wurde mit dem Informationskriterium von SCHWARZ (1978) festgelegt.
- [12] Zur weiteren Prüfung wurden Modelle mit bis zu sechs verzögerten Werten geschätzt. Dabei war keiner der hinzukommenden Parameter auf einem 5-Prozent Niveau signifikant.
- [13] Ein Test auf Signifikanz von b_1 ist gleichzeitig ein Test auf Granger-Kausalität des Volumens für die Futures-Rendite. Vgl. GRANGER (1969).
- [14] Da es sich bei dem betrachteten Future um einen Indexkontrakt handelt, ist hierbei primär an marktweite Informationen (beispielsweise bezüglich Wechselkursen, Zinssätzen usw.) zu denken. Auch firmenspezifische Informationen können möglicherweise über einen DAX-Future ausgenutzt werden, da zumindest einige Werte einen erheblichen Einfluss auf die Indexentwicklung besitzen. Alternativ lassen sich negative firmenspezifische Informationen auch über den Aktienoptionsmarkt ausnutzen, doch ist die Liquidität an diesem Markt vergleichsweise gering.
- [15] Für eine Übersicht entsprechender Studien sowie eine theoretische Erklärung dieses empirischen Phänomens siehe ANDERSEN/BOLLERSLEV (1998).
- [16] Hierzu könnten auch Optionen auf den DAX eingesetzt werden. Da Kursänderungen des DAX Futures in der Regel einen zeitlichen Vorlauf vor Änderungen des DAX aufweisen [vgl. GRÜNBIHLER/LONGSTAFF/SCHWARTZ (1994) und KEMPF/KORN (1996)], sollten Prognosemöglichkeiten bei DAX Futures sich vielfach auch auf den DAX übertragen lassen.
- [17] Vgl. BROCK/DECKERT/SCHEINKMANN (1987).
- [18] Siehe beispielsweise DAVIDSON/MACKINNON (1993), S. 193 ff.
- [19] Siehe DAVIDSON/MACKINNON (1993), S. 399 ff.
- [20] Dieses Ergebnis ist konsistent mit JONES/KAUL/LIPSON (1994), die ebenfalls berichten, dass die Grösse einer Transaktion keinen Informationsgehalt besitzt.

Literatur

- ADMATI, A. R. und P. PFLEIDERER (1988): „A Theory of Intraday Patterns: Volume and Price Variability“, *The Review of Financial Studies* 1, pp. 3–40.
- ANDERSEN, T. G. (1996): „Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility“, *The Journal of Finance* 51, pp. 169–204.
- ANDERSEN, T. G. und T. BOLLERSLEV (1998): „Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts“, *Proceedings of the 2nd International Conference on High Frequency Data in Finance*, Zürich, 1.–3. April 1998.
- BERGLUND, T., K. HEDVALL und E. LILJEBLOM (1992): „Predicting Volatility of Stock Indices for Option Pricing on a Small Security Market“, Working Paper, Swedish School of Economics and Business Administration, Helsinki.
- BHAGAT, S. und S. BHATIA (1996): „Trading Volume and Price Variability: Evidence on Lead-Lag Relations from Granger Causality Tests“, Discussion Paper, University of Colorado, January 1996.
- BOARD, J. und C. SUTCLIFFE (1990): „Information, Volatility, Volume, and Maturity: An Investigation of Stock Index Futures“, *The Review of Futures Markets* 9, pp. 532–549.
- BROCK, W. A., W. D. DECHERT und J. A. SCHEINKMANN (1987): „A Test for Independence Based on the Correlation Dimension“, SSRI Working Paper No. 8702 (Dept. of Economics, University of Wisconsin).
- CAMPBELL, J. Y., A. W. LO und A. C. MACKINLAY (1997): *The Econometrics of Financial Markets*, Princeton: Princeton University Press.
- CHAN, K. und Y. P. CHUNG (1993): „Intraday Relationships Among Index Arbitrage, Spot and Futures Price Volatility, and Spot Market Volume: A Transactions Data Test“, *Journal of Banking and Finance* 17, pp. 663–687.
- CLARK, P. K. (1973): „A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative Prices“, *Econometrica* 41, pp. 135–155.
- COPELAND, T. E. (1976): „A Model of Asset Trading Under the Assumption of Sequential Information Arrival“, *The Journal of Finance* 31, pp. 1149–1168.
- DAVIDSON, R. und J. G. MACKINNON (1993): *Estimation and Inference in Econometrics*, Oxford: Oxford University Press.
- EPPS, T. W. (1975): „Security Price Changes and Transaction Volumes: Theory and Evidence“, *American Economic Review* 65, pp. 586–597.
- EPPS, T. W. und M. L. EPPS (1976): „The Stochastic Dependence of Securities Price Changes and Transaction Volumes: Implications for the Mixtures-of-Distributions Hypothesis“, *Econometrica* 44, pp. 305–321.
- FLEMING, M. J. und E. M. REMOLONA (1996): „Price Formation and Liquidity in the U.S. Treasuries Market: Evidence from Intraday Patterns Around Announcements“, Research Paper, Federal Reserve Bank of New York # 9633, 1996.
- FOSTER, F. D. und S. VISWANATHAN (1995): „Can Speculative Trading Explain the Volume-Volatility Relation?“, *Journal of Business & Economic Statistics* 13, pp. 379–396.
- GARCIA, P., R. M. LEUTHOLD und H. ZAPATA (1986): „Lead-Lag Relationships between Trading Volume and Price Variability: New Evidence“, *The Journal of Futures Markets* 6, pp. 1–10.
- GRANGER, C. W. J. (1969): „Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods“, *Econometrica* 37, pp. 424–438.
- GRÜNBICHLER, A., F. A. LONGSTAFF und E. S. SCHWARTZ (1994): „Electronic Screen Trading and the Transmission of Information: An Empirical Examination“, *Journal of Financial Intermediation* 3, pp. 166–187.
- HARRIS, M. und A. RAVIV (1993): „Differences of Opinion Make a Horse Race“, *The Review of Financial Studies* 6, pp. 473–506.
- HIEMSTRA, C. und J. D. JONES (1994): „Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price – Volume Relation“, *The Journal of Finance* 49, pp. 1639–1664.
- JAIN, P. C. und G. H. JOH (1988): „The Dependence between Hourly Prices and Trading Volume“, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 23, pp. 269–283.
- JENNINGS, R. H., L. T. STARKS und J. C. FELLINGHAM (1981): „An Equilibrium Model of Asset Trading with Sequential Information Arrival“, *The Journal of Finance* 36, pp. 143–161.
- JONES, C. M., G. KAUL und M. L. LIPSON (1994): „Transactions, Volume, and Volatility“, *The Review of Financial Studies* 7, pp. 631–651.
- KANDEL, E. und N. D. PEARSON (1995): „Differential Interpretation of Public Signals and Trade in Speculative Markets“, *Journal of Political Economy* 103, pp. 831–872.
- KARPOFF, J. M. (1986): „A Theory of Trading Volume“, *The Journal of Finance* 41, pp. 1069–1088.
- KARPOFF, J. M. (1987): „The Relation between Price Changes and Trading Volume: A Survey“, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 22, pp. 109–126.
- KEENAN, D. (1985): „A Tukey Nonadditivity-type Test for Time Series Nonlinearity“, *Biometrika* 72, pp. 39–44.
- KEMPF, A. und O. KORN (1996): „Preisführerschaft und imperfekte Arbitrage“, *Zeitschrift für Betriebswirtschaft* 66, pp. 837–859.
- KOCAGIL, A. E. und Y. SHACHMUROVE (1998): „Return-Volume Dynamics in Futures Markets“, *The Journal of Futures Markets* 18, pp. 399–426.

- KRONER, K. F. und A. LEVIN (1996): „Creating and Evaluating Volatility Trading Strategies: GARCH versus Neural Networks“, Proceedings of the 3rd International Conference „Forecasting Financial Markets“, London 1996.
- LÜDECKE, T. und C. SCHLAG (1992): „Die Marktstruktur der Deutschen Terminbörse: Eine empirische Analyse der Bid-Ask-Spreads“, Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung 44, pp. 323–346.
- LUUKKONEN, R., P. SAIKKONEN und T. TERÄSVIRTA (1988): „Testing Linearity Against Smooth Transition Autoregressive Models“, Biometrika 75, pp. 491–499.
- NOH, J., R. F. ENGLE und A. KANE (1994): „Forecasting Volatility and Options Prices of the S&P 500 Index“, Journal of Derivatives, Fall, pp. 17–30.
- ROGALSKI, R. J. (1978): „The Dependence of Prices and Volume“, Review of Economics and Statistics 60, pp. 268–274.
- ROLL, R. (1984): „A Simple Implicit Measure of the Effective Bid-Ask Spread in an Efficient Market“, The Journal of Finance 39, pp. 1127–1139.
- RUTLEDGE, D. J. S. (1984): „Trading Volume and Price Variability: New Evidence on the Price Effects of Speculation“, in: PECK, A. E. (Hrsg.), Selected Writings on Futures Markets: Research Directions in Commodity Markets, 1970–1980, Chicago, pp. 237–251.
- SCHMITT, C. und J. KAEHLER (1996): „Delta-Neutral Volatility Trading with Intra-Day Prices: An Application to Options on the DAX“, ZEW Discussion Paper No. 96–25.
- SCHWARZ, G. (1978): „Estimating the Dimension of a Model“, Annals of Statistics 6, pp. 461–464.
- SCHNELLER, M. I. (1978): „Security Price Changes and Transaction Volumes: Comment“, American Economic Review 68, pp. 696–697.
- SMIRLOCK, M. und L. STARKS (1988): „An Empirical Analysis of the Stock Price-Volume Relationship“, The Journal of Banking and Finance 12, pp. 31–41.
- TSAY, R. S. (1986): „Nonlinearity Tests for Time Series“, Biometrika 73, pp. 461–466.
- WHITE, H. (1980): „A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity“, Econometrica 48, pp. 817–838.