

Zur Marktmikrostruktur von DTB und LIFFE.
Eine Verweildaueranalyse von Transaktionsdaten

Wissenschaftliche Arbeit
zur Erlangung des Grades eines Diplom-Volkswirtes
an der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften und Statistik
der Universität Konstanz

Verfasser: Nikolaus Hautsch
Rosenstr. 15
78315 Radolfzell

Bearbeitungszeit: 2 Monate

1. Gutachter: Prof. Dr. Winfried Pohlmeier

2. Gutachter: Prof. Dr. Günter Franke

Konstanz, den 02. Februar 1998

Inhaltsverzeichnis

Abbildungs- und Tabellenverzeichnis	III
1. Einleitung und Übersicht	1
2. Modellierung eines Händlermarktes bei asymmetrischer Information	3
2.1 Grundlegende Ansätze der Marktmikrostrukturtheorie	3
2.2 Modellannahmen	6
2.3 Zusammenhang zwischen Verweildauer und Preisbildung	10
2.4 Zusammenhang zwischen Verweildauer und Transaktionsvolumen	14
2.5 Simultaneität in Marktmikrostrukturmodellen	16
2.6 Ableitung empirisch überprüfbarer Implikationen	18
3. Institutionelle Unterschiede zwischen DTB und LIFFE	20
3.1 Parketthandel versus elektronischer Handel	20
3.2 LIFFE und DTB	21
3.2.1 Überblick über die LIFFE	22
3.2.2 Überblick über die DTB	24
3.3 Einfluß institutioneller Unterschiede auf die Handelsmechanismen	27
4. Ökonometrische Ansätze zur Verweildaueranalyse	33
4.1 Die Modellierung von Verweildauern	33
4.2 Die Hazardrate	34
4.3 Überlebensdauerverteilungen	36
4.3.1 Die Exponentialverteilung	36
4.3.2 Die Weibullverteilung	37
4.4 Implementierung von erklärenden Variablen	38
4.5 Proportionale Hazardmodelle	39
4.6 Der Han-Hausman-Ansatz	42

5. Empirische Analyse der Zeit zwischen Transaktionen	48
5.1 Transaktionsdaten der LIFFE und der DTB	48
5.2 Erklärende Variablen	48
5.3 Empirische Analyse von LIFFE- und DTB-Transaktionen	52
5.3.1 Untersuchung des LIFFE-Handels	53
5.3.2 Untersuchung des DTB-Handels	59
5.4 Ergebnisse der empirischen Analyse	63
6. Zusammenfassung und Ausblick	66
Appendix	68
Anhang	75
A Deskriptive Statistiken	75
B Schätzungen der Schwellen, Basis-Überlebensfunktion und Basis-Hazardrate	78
Literaturverzeichnis	80

Abbildungs- und Tabellenverzeichnis

Abb. 1	Modellierung der Marktmikrostruktur	9
Abb.2	Exogene und endogene Variablen in Marktmikrostrukturmodellen	17
Abb.3	Graphische Darstellung des elektronischen Limitorderbuches	25
Tab.1	Regression 1; 10.10. 1995; LIFFE	53
Tab.2	Regression 2; 10.10. 1995; LIFFE	55
Tab.3	Poolregression 1; Oktober 1995; LIFFE	56
Tab.4	Poolregression 2; Oktober 1995; LIFFE	57
Tab.5	Poolregression 3; Oktober 1995; LIFFE	58
Tab.6	Regression 1; 10.10. 1995; DTB	59
Tab.7	Regression 2; 10.10. 1995; DTB	60
Tab.8	Poolregression 1; Oktober 1995; DTB	61
Tab.9	Poolregression 2; Oktober 1995; DTB	62
Tab.10	Verteilung der Verweildauern in den gepoolten Datensätzen	75
Tab.11	Verteilung der Transaktionsvolumina in den gepoolten Datensätzen	76
Tab.12	Verteilung der Preisspannengrößen im gepoolten Datensatz der LIFFE	76
Tab.13	Tagessaisonalitäten der durchschnittlichen Verweildauern in den gepoolten Datensätzen	76
Tab.14	Monatssaisonalitäten der durchschnittlichen Verweildauern im Oktober 1995	77
Tab. 15	Geschätzte Schwellenwerte für Poolregression 2 der LIFFE-Daten	78
Tab.16	Basis-Überlebensfunktion und diskrete Basis-Hazardrate für Poolregression 2 der LIFFE-Daten	78
Tab.17	Geschätzte Schwellenwerte für Poolregression 2 der DTB-Daten	79
Tab.18	Basis-Überlebensfunktion und diskrete Basis-Hazardrate für Poolregression 2 der DTB-Daten	79

1. Einleitung und Übersicht

Durch den verstärkten Einsatz von EDV und der daraus resultierenden neuartigen Strukturierung von Finanzmärkten, hat sich die Untersuchung von Marktstrukturen und deren Einfluß auf die Marktqualität zu einem wichtigen Forschungsgebiet entwickelt.

Marktmikrostrukturtheorien analysieren, in welcher Form Transaktionskosten und Liquidität als hauptsächliche Qualitätsmerkmale eines Marktes von der Marktstruktur beeinflusst werden. Im Vordergrund stehen dabei die Auswirkungen der Mikrostruktur auf den Preisbildungsprozeß und die Transaktionsmechanismen, womit Beziehungen zwischen Geld-Brief-Spannen, Preisen, Volumina, Zeitdifferenzen zwischen den Abschlüssen und Intradages-Volatilitäten zu erklären sind. Durch die Verwendung von hochfrequenten zeitgestempelten Intradagesdaten, sowie entsprechenden Rechenkapazitäten, ist es möglich, Mikrostrukturmodelle empirisch zu fundieren.

Diese Arbeit widmet sich der Untersuchung der Marktmikrostrukturen der London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) und der Deutschen Terminbörse (DTB) auf Basis einer Verweildaueranalyse von Transaktionsdaten. Insbesondere ist dabei von Interesse, durch welche ökonomischen Bestimmungsfaktoren die Zeit zwischen einzelnen Abschlüssen beeinflusst wird und ob institutionelle Unterschiede beider Börsen dabei eine Rolle spielen.

In Kapitel 2 wird ein sequentielles Händlermarktmodell auf der Basis von Glosten und Milgrom (1985), sowie Easley und O'Hara (1987 und 1992) dargestellt, in dem die zentralen Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen auf einem Finanzmarkt modelliert werden. Auf Basis eines solchen Ansatzes ist es möglich, Implikationen abzuleiten, die sich für den Parkett- wie auch den elektronischen Handel empirisch überprüfen lassen.

Daraufhin wird in Kapitel 3 untersucht, inwieweit sich institutionelle Unterschiede auf die Transaktionsmechanismen und die wechselseitigen Beziehungen zwischen den ökonomischen Einflußgrößen in beiden Märkten auswirken. Hierbei erfolgt eine genauere Darstellung institutioneller Rahmenbedingungen der LIFFE und der DTB.

Kapitel 4 widmet sich der ökonometrischen Modellierung der Zeit zwischen Transaktionen. Hierbei werden Verweildauermodelle betrachtet, in deren Mittelpunkt parametrische bzw. semiparametrische Spezifikationen der Hazardrate stehen.

Eine wichtige Rolle spielen dabei proportionale Hazardmodelle, die auf Cox (1972) zurückgehen. Da das Cox-Modell, insbesondere für die Analyse von Transaktionsdaten, Nachteile aufweist, wird im folgenden eine Ordered Logit-Spezifikation von Han und Hausman (1990) betrachtet. Dieser Ansatz basiert zwar auch auf einer proportionalen Hazardmodellierung, weist dieser gegenüber jedoch entscheidende Vorteile auf.

In Kapitel 5 werden zeitgestempelte Transaktionsdaten des Bund-Future-Handels der LIFFE und der DTB untersucht. Dabei wird die empirische Evidenz der abgeleiteten ökonomischen Implikationen überprüft und analysiert, inwieweit die institutionellen Rahmenbedingungen beider Börsen einen Einfluß auf die Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen haben.

Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung der zentralen Ergebnisse und einem Ausblick auf weiterführende Untersuchungen.

2. Modellierung eines Händlermarktes bei asymmetrischer Information

2.1 Grundlegende Ansätze der Marktmikrostrukturtheorie

Reale Finanzmärkte unterscheiden sich durch eine Vielzahl von Strukturmerkmalen, wie z.B. das Verfahren der Preisermittlung, Handelsregeln, die Rolle von Intermediären, der Einfluß, sowie die Qualität von Informationen oder Wettbewerbssituationen unter Marktteilnehmern (Lüdecke (1996)). Marktmikrostrukturtheorien untersuchen den Einfluß der Marktorganisation auf das Verhalten der Marktteilnehmer und versuchen Aussagen über Zusammenhänge zwischen Marktstruktur und Marktergebnis abzuleiten.

Damit steht der Einfluß der Marktstruktur auf die Transaktionskosten und die Liquidität als wichtigste Merkmale der Marktqualität im Mittelpunkt einer Mikrostrukturtheorie. Insbesondere spielt die Geld-Brief-Spanne als wichtige Komponente der Transaktionskosten in vielen Ansätzen eine entscheidende Rolle.

Anhand der ökonomischen Interpretation der Preisspanne können Marktmikrostrukturtheorien in zwei grobe Kategorien¹ eingeteilt werden: Eine grundlegende Richtung basiert auf der Annahme, daß auf einem Markt symmetrische Informationen herrschen. Somit kann die Geld-Brief-Spanne nicht aufgrund von Informationsasymmetrien entstehen, sondern ist als Preis für die Dienstleistung eines Marketmakers zu interpretieren, der den Anlegern jederzeit als Gegenseite zur Verfügung steht und eine sofortige Ausführung von Transaktionen ermöglicht.

Der andere Zweig der Marktmikrostrukturtheorie unterstellt die Existenz von Informationsasymmetrien, aufgrund derer der Marketmaker mit unterschiedlich informierten Anlegern handelt. Da er zwischen Insidern und Nichtinsidern nicht unterscheiden kann, muß er die Verluste, die ihm durch Transaktionen mit Insidern entstehen, durch Gewinne aus Abschlüssen mit Nichtinsidern ausgleichen, indem er den Verkaufspreis des Wertpapiers höher setzt als den Kaufpreis.

Im Modell von Glosten und Milgrom (1985) wird ein kontinuierlicher Händlermarkt mit informierten und nichtinformierten Anlegern betrachtet, in dem die Marketorders sequentiell ausgeführt werden. Der Marketmaker hat keine Möglichkeit, Insider zu identifizieren,

¹ Vgl. Lüdecke (1996).

ist aber über die statistischen Eigenschaften des Ankunftsprozesses einer Order informiert. Somit kann er die entsprechenden Geld- und Briefkurse auf der Basis von Erwartungswerten festlegen.

Der Ansatz von Kyle (1985) basiert auf unvollständigem Wettbewerb unter den (unterschiedlich informierten) Marktteilnehmern und eröffnet somit die Möglichkeit, strategisches Verhalten zu untersuchen. In diesem Modell werden die Aufträge nicht sequentiell ausgeführt, sondern erreichen den Marketmaker in aggregierter Form. Da er die Einzelaufträge nicht beobachten kann, ist für ihn nicht ersichtlich, ob die Transaktionen von informierten Investoren oder von „Noise-Tradern“² stammen. Der Marketmaker beobachtet somit lediglich die Überschußnachfrage und ermittelt einen Preis, für den die (langfristige) Nullgewinnbedingung erfüllt ist. Ein informierter Marktteilnehmer maximiert sodann seinen Gewinn, indem er bei der Wahl seines Auftragsvolumens die Preiswirkung explizit berücksichtigt, wobei ihm die entsprechende Preisfunktion des Marketmakers bekannt ist.

Problematisch ist an diesen Ansätzen, daß der Einfluß von Zeitparametern völlig ausgeklammert wird. Damit ist ausgeschlossen, daß die Zeit zwischen den Transaktionen Informationsgehalt besitzt und damit selbst einen Einfluß auf Preise und Volumina hat.

Dahingegen betrachten Easley und O'Hara (1992) Zeitabstände zwischen Transaktionen als Indikatoren für die Existenz von Informationen und modellieren die Preisbildung in Abhängigkeit dieser Zeitdifferenzen. Die Annahme, daß auf dem Markt Ungewißheit über das Auftreten von Informationen herrscht, womit die Erwartungsbildung der Marktteilnehmer durch Beobachtung der Marktgeschehnisse erfolgt, ist ein zentraler Bestandteil dieses Ansatzes. Durch die explizite Berücksichtigung der Zeit zwischen den Transaktionen hebt sich dieses Modell von den Spezifikationen von Glosten und Milgrom (1985) und Kyle (1985) entscheidend ab.

Ein wichtiger Mechanismus besteht darin, daß der Marketmaker einem Bayesianischen Lernprozeß unterworfen ist. Ausgangspunkt ist dabei eine a-priori-Wahrscheinlichkeit über den Marktwert des gehandelten Wertpapiers. Beobachtet der Marketmaker das Zustandekommen bzw. das Ausbleiben einer Transaktion, so ermittelt er eine a-posteriori-Wahrscheinlichkeit, d.h. die konditionale Wahrscheinlichkeit für den Wert des gehandelten

² Unter Noise-Tradern versteht man Marktteilnehmer, die nicht aufgrund von Informationen, sondern aus exogenen Gründen handeln.

Titels unter der Bedingung der erfolgten Marktaktivitäten.³ Entsprechend einer solchen Erwartungsbildung bestimmt der Händler seinen Geld- und Briefkurs, d.h. den Preis, zu dem er kaufen bzw. verkaufen wird.

Analog besitzt auch das Transaktionsvolumen Informationsgehalt, wodurch diese Variable in gleicher Weise einen Einfluß auf die Erwartungsbildung des Marketmakers hat.

In dieser Arbeit wird ein Modell gewählt, das sich in erster Linie an Easley und O'Hara (1992) orientiert. Der zentrale Unterschied zu dem Ansatz von Easley und O'Hara besteht in einer unterschiedlichen Modellierung des Informationsgehaltes von Transaktionsvolumina. Easley und O'Hara unterstellen, daß pro Transaktion nur eine Wertpapiereinheit gehandelt werden kann und definieren das Volumen als Summe aller vergangenen Transaktionen. Eine solche Spezifikation basiert auf der Annahme, daß aktuell gehandeltes Volumen keinen Informationsgehalt besitzt. Somit können aus einem derartigen Modell auch keine Implikationen für diese Größe abgeleitet werden.

Aus diesem Grund wird diese Annahme im folgenden Ansatz aufgehoben und unterstellt, daß auch das Volumen, d.h. die Anzahl der gehandelten Wertpapiereinheiten pro Transaktion, als Indikator für das Auftreten von Marktinformationen dient und damit die Dauer bis zum nächsten Abschluß beeinflusst.⁴

Eine solche Vorgehensweise hat den entscheidenden Vorteil, daß aus dem Ansatz verschiedene empirisch überprüfbare Implikationen für das Volumen abgeleitet werden können. Somit ist es möglich, das Transaktionsvolumen einerseits, gemäß der Easley und O'Hara (1992)-Spezifikation, durch die Summe aller vergangenen Abschlüsse darzustellen, andererseits können aber auch Aussagen über die Volumina einzelner Transaktionen abgeleitet werden.

Damit ist das in dieser Arbeit verwendete Modell als eine Erweiterung bzw. Verallgemeinerung des Ansatzes von Easley und O'Hara (1992) zu interpretieren, womit nicht von vornherein ausgeschlossen wird, daß auch die Volumina einzelner Transaktionen Informationsgehalt besitzen. Empirisch kann sodann überprüft werden, ob eine derartige Spezifikation auch wirklich gerechtfertigt ist.

³ Eine detaillierte Darstellung des Bayesianischen Lernens findet sich in O'Hara (1995) und Fisz (1958).

⁴ Vgl. Easley und O'Hara (1987).

2.2 Modellannahmen

Der Markt bestehe aus potentiellen Käufern und Verkäufern, die mit Wertpapierhändlern, sog. Marketmakers, handeln. Um den Modellrahmen einfach und überschaubar zu halten, wird im folgenden ein repräsentativer Marketmaker betrachtet, für den Kompetitivität und Risikoneutralität unterstellt wird.

Der Marktwert des Wertpapiers wird durch eine Zufallsvariable beschrieben und kann im folgenden eine hohe (\bar{V}) oder niedrige (\underline{V}) Ausprägung annehmen. Die Marktteilnehmer können diese Zufallsgröße nicht direkt beobachten, sondern müssen sich an exogenen Informationen über das Wertpapier orientieren, die mit Wahrscheinlichkeit α ; $\alpha \in (0;1)$ auftreten und in Form eines Signals zum Ausdruck kommen, das einen hohen ($\psi = H$) oder niedrigen Wert ($\psi = L$) annehmen kann.

Beobachten Händler das Signal $\psi = L$, so erwarten sie einen niedrigen Marktwert, d.h.

$$E[V|\psi = L] = \underline{V},$$

andernfalls ergibt sich für $\psi = H$ der konditionale Erwartungswert

$$E[V|\psi = H] = \bar{V}.$$

Die Wahrscheinlichkeit für ein niedriges Signal $\psi = L$ sei, entsprechend ergibt sich die Wahrscheinlichkeit für $\psi = H$ durch. Mit Wahrscheinlichkeit $1 - \alpha$ existieren keine Informationen über das Wertpapier, womit das Signal den Wert $\psi = 0$ annimmt.

Easley und O'Hara (1992) unterstellen, daß die Existenz (bzw. Nichtexistenz) von Informationen für einen gesamten Börsentag gelten, d.h. exogene Ereignisse stellen sich zu Handelsbeginn ein und haben Einfluß auf die folgenden Transaktionen des gesamten Tages. Diese Annahme vereinfacht die Analyse zwar, ist aber sehr restriktiv. Gerhard, Hess und Pohlmeier (1997) zeigen, daß nur Volumina von Transaktionen, die innerhalb einer bestimmten vergangenen Zeitperiode liegen, einen signifikanten Einfluß auf die aktuelle

Preisbildung haben,⁵ woraus sich schließen läßt, daß exogene Informationen in Wirklichkeit nur innerhalb eines sehr begrenzten zeitlichen Rahmens Einfluß auf die folgenden Marktgeschehnisse haben.

Somit erscheint es sinnvoll, einen Handelstag im Sinne von Easley und O'Hara (1992) nur als ein Zeitintervall, in dem Informationen die nachfolgenden Transaktionen beeinflussen, („Informationsintervall“) zu interpretieren.⁶ Damit setzt sich ein Handelstag in dieser Modellierung aus mehreren dieser „Informationsperioden“ zusammen, in denen jeweils ein Signal $\psi \in (0; L; H)$ auftreten kann.

Um in einem derartigen Modellrahmen Informationsasymmetrien zu implementieren, ist die Annahme notwendig, daß die Marktteilnehmer aus Insidern und Nichtinsidern bestehen. Dabei wird unterstellt, daß Insider nur deswegen handeln, weil sie einen Informationsvorteil gegenüber anderen Marktteilnehmern besitzen, durch den sie ihre Gewinne maximieren können.⁷

Nichtinsider handeln dagegen aus privaten Gründen, wie z.B. aufgrund von Liquiditätsaspekten oder Portfolio-Gesichtspunkten. Wichtig ist dabei, daß nichtinformierte Anleger nicht ausschließlich aus spekulativen Gründen handeln, da sie auf einem Markt, auf dem Informationsasymmetrie herrscht, auf die Dauer nur Verluste hinnehmen müßten und den Markt zwangsläufig verlassen würden. Vielmehr bedarf es privaten Liquiditäts- oder Portfolioaspekten, die Investoren veranlassen können, auf einem Markt zu handeln, auf dem sie ein Informationsdefizit besitzen. Im folgenden wird dabei unterstellt, daß ein Nichtinsider mit Wahrscheinlichkeit γ eine Transaktion durchführt, wobei mit Wahrscheinlichkeit ε verkauft bzw. mit $1 - \varepsilon$ gekauft wird.⁸

Der per Annahme grundsätzlich uninformierte Marketmaker handelt aus der Motivation

⁵ Gerhard, Hess und Pohlmeier (1997) modellieren die Preisbildung auf dem Markt durch einen Ordered Probit-Ansatz, indem sie die Geld-Brief-Spanne u.a. durch das aggregierte Volumen vergangener Transaktionen und die Verweildauer erklären. Dabei kann gezeigt werden, daß die Signifikanz der kumulierten Volumina um so geringer wird, je länger die jeweiligen Transaktionen zurückliegen. Insbesondere ergibt sich dabei für Kauftransaktionen ein relevantes Zeitintervall von 6 Minuten und entsprechend für Verkaufstransaktionen ein Zeitraum von 2 Minuten.

⁶ In Kapitel 5 wird untersucht, innerhalb welchem Zeithorizont vergangene Volumina einen signifikanten Einfluß auf die aktuelle Verweildauer haben.

⁷ Alle Marktteilnehmer, d.h. Insider und Nichtinsider seien risikoneutrale Preisnehmer.

⁸ Easley und O'Hara (1992) unterscheiden zusätzlich zwischen den Wahrscheinlichkeiten, mit denen potentielle Käufer bzw. Verkäufer keine Transaktionen durchführen. Da diese Unterscheidung bei der Ableitung empirisch überprüfbarer Implikationen keine Rolle spielt, soll die dargestellte einfachere Struktur gewählt werden.

heraus, seinen erwarteten Gewinn zu maximieren, wobei er aufgrund der Kompetitivitätsannahme langfristig einer Nullgewinnbedingung unterworfen ist.⁹ Somit muß er aus den beobachteten Handelsaktivitäten Erwartungen über den Marktwert des Wertpapiers bilden. Damit hängt, wie in Abschnitt 2.3 gezeigt wird, die Erwartungsbildung des Marketmakers davon ab, ob ein Händler kaufen bzw. verkaufen will oder ob kein Abschluß zustandekommt. Dabei wird angenommen, daß der Marketmaker nicht weiß, ob er mit einem Insider oder Nichtinsider handelt.

Aufgrund der dargestellten Modellannahmen muß unterstellt werden, daß der Markt grundsätzlich nicht nur aus Insidern bestehen darf. Andernfalls kann der Marketmaker (da Insider nur dann handeln, wenn sich Informationen eingestellt haben) aus jeder Transaktion auf die Existenz von Marktneuigkeiten schließen und wird das Wertpapier entweder mit \bar{V} bzw. mit \underline{V} bewerten. In diesem Fall besitzen die Insider keinen Informationsvorsprung mehr und der Markt bricht zusammen.

Somit ist leicht einzusehen, daß auf einem Markt, auf dem per Annahme Informationsasymmetrie herrscht, ein Anteil μ ($0 < \mu < 1$) der Marktteilnehmer aus Insidern und entsprechend ein Anteil $1 - \mu$ aus nichtinformierten Anlegern bestehen muß.

Im folgenden wird die Annahme von Easley und O'Hara (1992), daß pro Transaktion nur eine Einheit des Wertpapiers gehandelt werden kann, nicht beibehalten (vgl. Ausführungen in Abschnitt 2.1), sondern es wird unterstellt, daß Marktteilnehmer zwei unterschiedlich hohe Volumina (\overline{VOL} und \underline{VOL}) handeln können, wobei Insider ihren Informationsvorsprung ausnützen möchten und somit grundsätzlich höhere Aufträge (\overline{VOL}) stellen. Entsprechend gibt es auch unter den Nichtinsidern einen Anteil, der aus privaten Liquiditätsgründen hohe Transaktionen durchführt und einen Anteil $1 - \beta$, der niedrige Volumina (\underline{VOL}) handelt.¹⁰

Dem dargestellten Modellaufbau liegt die Annahme zugrunde, daß die Abschlüsse konditional unabhängig identisch verteilt sind, unter der Bedingung der jeweils auftretenden Informationen.

⁹ Bernhard und Hughson (1997) zeigen, daß die Nullgewinnbedingung nicht mehr erfüllt ist, wenn die Anleger die Möglichkeit haben, ihre Aufträge zwischen mehreren Marketmakern aufzuteilen.

¹⁰ Diese Annahme ist notwendig, da Insider andernfalls durch ihr hohes Volumen identifiziert werden können und damit ihren Informationsvorsprung verlieren.

Im folgenden wird ein Handelstag in diskrete Zeitabschnitte unterteilt, deren Länge so gewählt wird, daß jeweils höchstens eine oder keine Transaktion stattfinden kann. Damit ergibt sich für jeden Zeitpunkt ein Kauf ($Q_t = B$), ein Verkauf ($Q_t = S$) oder keine Transaktion ($Q_t = N$).

Somit kann die Marktstruktur wie folgt dargestellt werden:

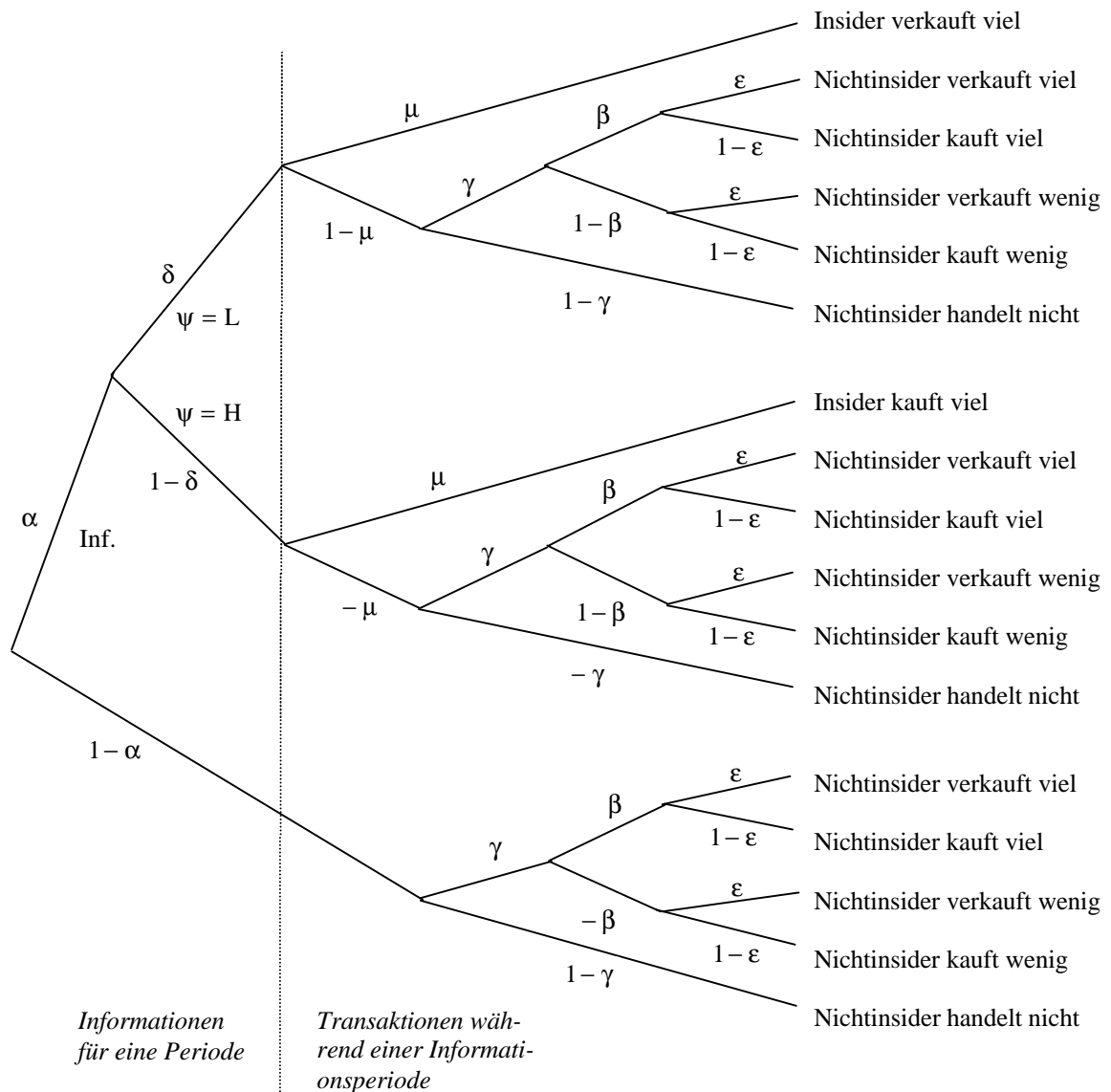


Abb.1 Modellierung der Marktstruktur

2.3 Zusammenhang zwischen Verweildauer und Preisbildung

Der folgende Abschnitt analysiert die Preisbildung auf dem Markt in Abhängigkeit der Erwartungen des Marketmakers über die Existenz von Informationen und untersucht, welche Rolle dabei die Zeit zwischen einzelnen Transaktionen spielt. Um Implikationen für Zusammenhänge zwischen Preisen und Verweildauern abzuleiten, soll im Rahmen dieses Abschnittes von unterschiedlichen Transaktionsvolumina abstrahiert werden. Dadurch wird ausgeschlossen, daß es zu einer Überlagerung mit Effekten kommt, die durch den Informationsgehalt unterschiedlich hoher Volumina entstehen.¹¹

Somit wird im folgenden unterstellt, daß alle Marktteilnehmer ein einheitliches Volumen handeln (d.h. $\beta = 1$), womit die folgende Analyse auf den Ausführungen von Easley und O'Hara (1992) basiert.

Der zentrale Mechanismus in diesem Ansatz ist die Ungewißheit des Marketmakers über die Existenz von Informationen und die daraus resultierende Erwartungsbildung in Abhängigkeit der von Anlegern getätigten Transaktionen. Gibt es keine Hinweise dafür, daß sich Insiderneuigkeiten eingestellt haben, bestimmt der Marketmaker den Erwartungswert des gehandelten Titels durch

$$V^* \equiv \delta \underline{V} + (1 - \delta) \bar{V} \quad (2.1)$$

Erreicht ihn nun eine Order, so kann er daraus schließen, daß Informationen eingetreten sind. Daraus lassen sich die ersten wichtigen Implikationen direkt ableiten (s. Appendix A.1):

$$P(Q = N | \psi = 0) > P(Q = N | \psi \neq 0) \quad (2.2)$$

$$P(\psi \neq 0 | Q \neq N) > P(\psi \neq 0 | Q = N) \quad (2.3)$$

Somit ist die konditionale Wahrscheinlichkeit für das Ausbleiben einer Transaktion, unter der Bedingung, daß keine Informationen verfügbar sind, höher als die entsprechende konditionale Wahrscheinlichkeit unter der Bedingung auftretender Insiderinformationen. Analog kann gezeigt werden, daß sich die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Marktneuigkeiten erhöht, wenn es zu einem Abschluß kommt.

Dieser Zusammenhang entsteht dadurch, daß Insider erst dann handeln, wenn sich neue Informationen ergeben, wodurch das Ausbleiben einer Transaktion als ein Hinweis darauf

zu sehen ist, daß auf dem Markt keine Informationen existieren.

Wie die folgende Analyse zeigt, kann der Marketmaker konditionale Erwartungswerte für den Marktwert des gehandelten Titels ableiten, wenn ihm ein Kauf, ein Verkauf oder keine Transaktion angeboten wird, d.h. $Q \in (B; S; N)$ (s. Appendix A.2):

$$P(V = \underline{V}|Q) = P(\psi = L|Q) + \delta P(\psi = 0|Q) \quad (2.4)$$

$$P(V = \bar{V}|Q) = P(\psi = H|Q) + (1 - \delta)P(\psi = 0|Q) \quad (2.5)$$

Durch die Regel von Bayes erhält man (s. Appendix A.3):

$$P(\psi = L|S) = \frac{\delta(\alpha\mu + \alpha(1 - \mu)\gamma\epsilon)}{\delta\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\gamma\epsilon} \quad (2.6)$$

$$P(\psi = 0|S) = \frac{(1 - \alpha)\gamma\epsilon}{\delta\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\gamma\epsilon} \quad (2.7)$$

Setzt man die ermittelten konditionalen Wahrscheinlichkeiten (2.6) und (2.7) in (2.4) ein, so ergibt sich :

$$P(V = \underline{V}|S) = \delta \left[\frac{\alpha\mu + \gamma\epsilon(1 - \alpha\mu)}{\delta\alpha\mu + \gamma\epsilon(1 - \alpha\mu)} \right] > \delta \quad (2.8)$$

Der Marketmaker erhöht somit die konditionale Wahrscheinlichkeit für einen niedrigen Marktwert des Titels, wenn ein Händler an ihn verkaufen möchte.¹² Diese bedingte Wahrscheinlichkeit ist abhängig von den Parametern α und μ und wird um so größer, je höher der Anteil der Insider auf dem Markt und die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen wird.¹³

Entsprechend gelten die analogen Zusammenhänge (s. Appendix A.4):

$$P(V = \bar{V}|B) > 1 - \delta \quad (2.9)$$

$$P(V = \bar{V}|S) < 1 - \delta \quad (2.10)$$

$$P(V = \underline{V}|B) < \delta \quad (2.11)$$

¹¹ In Abschnitt 2.4 wird sodann der Einfluß des Volumens untersucht.

¹² Beachte, daß mit δ die unbedingte Wahrscheinlichkeit für einen niedrigen Marktwert des Wertpapiers bezeichnet wird.

¹³ Für den Extremfall $\alpha\mu = 0$ ergibt sich somit : $P(V = \underline{V}|S) = \delta$.

Aus diesen konditionalen Wahrscheinlichkeiten können nun die bedingten Erwartungswerte für den Marktwert des gehandelten Titels, unter der Bedingung daß ein Händler verkaufen bzw. kaufen möchte, berechnet werden. Daraus bestimmt sich der Geld- und Briefkurs, d.h. der Kurs des Wertpapiers, zu dem der Marketmaker kaufen bzw. verkaufen wird (s. Appendix A.5):

$$b \equiv E[V|S] = \frac{\delta \underline{V}(\alpha\mu + \gamma\varepsilon(1 - \alpha\mu)) + (1 - \delta)\bar{V}\gamma\varepsilon(1 - \alpha\mu)}{\delta\alpha\mu + \gamma\varepsilon(1 - \alpha\mu)} \quad (2.12)$$

$$a \equiv E[V|B] = \frac{\delta \underline{V}(\gamma(1 - \varepsilon)(1 - \alpha\mu)) + (1 - \delta)\bar{V}(\alpha\mu + \gamma(1 - \varepsilon)(1 - \alpha\mu))}{(1 - \delta)\alpha\mu + \gamma(1 - \varepsilon)(1 - \alpha\mu)} \quad (2.13)$$

Damit ergibt sich durch $\theta \equiv a - b$ die Preisspanne zwischen Geld - und Briefkurs, die, wie in Appendix A.6 gezeigt wird, grundsätzlich positiv ist.

Der bisherige Ansatz beschränkte sich auf die Betrachtung einer einzelnen Transaktion und die daraus abzuleitenden Implikationen für die Erwartungsbildung des Marketmakers. Im folgenden soll der zeitliche Rahmen erweitert und vergangene Marktgeschehnisse in die Analyse miteinbezogen werden. Damit wird der zeitliche Horizont auf eine gesamte „Informationsperiode“ (vgl. Diskussion Abschnitt 2.2) ausgedehnt, um zu untersuchen, welchem stochastischem Prozeß die Preisbildung im Zeitablauf unterworfen ist.

Der Marketmaker hat nun die Möglichkeit, nicht nur die aktuelle Transaktion, sondern auch alle zurückliegenden Abschlüsse in sein Erwartungskalkül über die Existenz von Informationen miteinzubeziehen.

Zu jedem Zeitpunkt t kann er auf eine Sequenz $Q^{t-1} = (Q_1, Q_2, \dots, Q_{t-1})$ vergangener Transaktionen zurückblicken. Entsprechend der bisherigen Vorgehensweise, können nun auch konditionale Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten und die Richtung von Informationen auf Basis von Vergangenheitsdaten ermittelt werden. In Anlehnung an Easley und O'Hara (1992) werden diese bedingten Wahrscheinlichkeiten wie folgt bezeichnet:

$$\rho_{L,t} \equiv P(\psi = L | Q^{t-1}) \quad ; \quad \rho_{H,t} \equiv P(\psi = H | Q^{t-1}) \quad ; \quad \rho_{0,t} \equiv P(\psi = 0 | Q^{t-1})$$

Zur Ermittlung der zeitlichen Entwicklung dieser Preise, muß zunächst untersucht werden, wie sich die Erwartungsbildung des Marketmakers im Zeitablauf verändert.

Wie in Abschnitt 2.2 bereits analysiert wurde, erhöht sich die Wahrscheinlichkeit für einen Abschluß, wenn Insiderinformationen existieren. In Appendix A.7 wird gezeigt, daß sich im Zeitpunkt t die Wahrscheinlichkeit für ein hohes bzw. niedriges Signal gegenüber der Periode t-1 verringert und sich die Wahrscheinlichkeit für die Nichtexistenz eines Signals erhöht, wenn in t keine Transaktion stattfindet. Somit ergibt sich für $Q_t = N$:

$$\rho_{0,t+1} > \rho_{0,t} \quad ; \quad \rho_{L,t+1} < \rho_{L,t} \quad ; \quad \rho_{H,t+1} < \rho_{H,t} \quad (2.14)$$

Der Marketmaker betrachtet das Ausbleiben eines Abschlusses in t somit als Indikator dafür, daß keine Insiderinformationen existieren und korrigiert diesbezüglich seine Einschätzungen der Vorperiode. Deutlich wird an dieser Stelle, daß sich der Informationsgehalt des Ausbleibens einer Transaktion von dem eines getätigten Abschlusses unterscheidet: Findet in t kein Handel statt, so erhält der Marketmaker lediglich einen Hinweis über die Existenz von Informationen, nicht aber über die Richtung eines potentiellen Signals, d.h. der Quotient aus den Wahrscheinlichkeiten für ein hohes bzw. niedriges Signal bleibt unverändert:

$$\frac{\rho_{L,t}}{\rho_{H,t}} = \frac{\rho_{L,t+1}}{\rho_{H,t+1}} \quad (2.15)$$

Kommt dagegen in t eine Transaktion zustande, so kann der Marketmaker diese als Indikator für die Existenz und Richtung von Informationen betrachten, d.h. erfolgt in t ein Verkauf $Q_t = S$, so gilt (s. Appendix A.8):

$$\rho_{0,t+1} < \rho_{0,t} \quad ; \quad \rho_{L,t+1} > \rho_{L,t} \quad ; \quad \rho_{H,t+1} < \rho_{H,t} \quad (2.16)$$

Bei einem Kauf $Q_t = B$ ergibt sich analog :

$$\rho_{0,t+1} < \rho_{0,t} \quad ; \quad \rho_{L,t+1} < \rho_{L,t} \quad ; \quad \rho_{H,t+1} > \rho_{H,t} \quad (2.17)$$

Im folgenden können daraus Implikationen für den Geld- und Briefkurs abgeleitet werden: Kommt es in Periode t zu keiner Transaktion, so nähern sich Geld- und Briefkurs dem unbedingten Erwartungswert des Wertpapiers V^* (s. Appendix A.9):

$$\text{Für } a_t > b_t > V^* \text{ gilt: } b_{t+1} < b_t \quad ; \quad a_{t+1} < a_t \quad (2.18)$$

$$\text{Für } V^* > a_t > b_t \text{ gilt: } b_{t+1} > b_t \quad ; \quad a_{t+1} > a_t \quad (2.19)$$

Die Erwartungsbildung des Marketmakers ist damit einem fortlaufenden Bayesianischen Lernprozeß unterworfen, d.h. der Marketmaker korrigiert auf Basis der Marktgeschehnisse fortlaufend seine Einschätzungen über den Erwartungswert des gehandelten Titels. Für die Geld-Brief-Spanne können folgende Implikationen abgeleitet werden: Befindet sich der Briefkurs (Geldkurs) in t oberhalb (unterhalb) von V^* , d.h. $a_t > V^* > b_t$, so gilt für die Preisspanne in $t + 1$: $\theta_{t+1} < \theta_t$. Die Preisspanne verkleinert sich somit aufgrund der Tatsache, daß in t keine Transaktion erfolgt.

Diese Implikation ist ökonomisch leicht zu interpretieren: Die Spanne besteht aufgrund der Informationsasymmetrie auf dem Markt,¹⁴ da der Marketmaker aufgrund seines Informationsdefizites aus Abschlüssen mit Insidern Verluste davonträgt und diese dadurch ausgleicht, indem er den Briefkurs höher setzt als den Geldkurs. Je größer (kleiner) die Wahrscheinlichkeit dafür wird, daß Informationen auf dem Markt existieren und er Transaktionen mit Insidern durchführen muß, desto größer (kleiner) muß er die entsprechende Geld-Brief-Spanne setzen. Somit besteht zwischen der Preisspanne und der Zeit zwischen den Abschlüssen ein negativer Zusammenhang: Je mehr Transaktionen ausbleiben, d.h. je länger die Verweildauern werden, desto kleiner wird die Preisspanne.

2.4 Zusammenhang zwischen Verweildauer und Transaktionsvolumen

Im Rahmen des folgenden Abschnittes werden Implikationen für das gehandelte Volumen abgeleitet. Wie bereits diskutiert wurde, definieren Easley und O'Hara (1992) das Transaktionsvolumen durch die Summe aller vergangenen Käufe und Verkäufe, wobei unterstellt wird, daß pro Abschluß nur eine Wertpapiereinheit gehandelt werden kann. Da aus einer solchen Modellierung keine Implikationen für das Volumen einzelner Transaktionen abgeleitet werden können, ist ein solcher Ansatz auch nicht als ökonomische Basis für die empirische Überprüfung (vgl. Abschnitt 5.3) eines derartigen Zusammenhangs verwendbar.

Somit wird im folgenden Modellrahmen die Möglichkeit berücksichtigt, daß bei jeder Transaktion unterschiedlich hohe Volumina gehandelt werden können, d.h. $0 < \beta < 1$. Wie aus Abb. 1 ersichtlich wird, erfolgt die Implementierung dieser Volumina in der Weise,

¹⁴ Von Auftragsabwicklungskosten und Bestandshaltekosten als weitere Komponenten der Geld-Brief-Spanne (vgl. auch Abschnitt 3.3) wird im Rahmen dieser Modellierung abstrahiert.

daß hohes Transaktionsvolumen als Indikator für die Existenz von Informationen dient und niedriges Volumen, gleichermaßen wie das Ausbleiben eines Abschlusses, als Hinweis auf fehlende Insiderneuigkeiten zu interpretieren ist. Damit stellt dieser Ansatz lediglich eine Verallgemeinerung dar, aus der als Spezialfall für $\beta = 1$ die Modellierung von Easley und O'Hara (1992) hervorgeht.

Ein solches Modell kann natürlich erweitert werden, indem man Signale verschiedener Stärke¹⁵ implementiert, auf deren Basis informierte Marktteilnehmer unterschiedlich hohe Volumina handeln. Damit erhöht sich jedoch die Komplexität des Ansatzes enorm und es wird bedeutend schwieriger, allgemeingültige Aussagen abzuleiten.

Aus diesem Grund werden gemäß der in Abschnitt 2.2 modellierten Marktstruktur lediglich zwei unterschiedlich hohe Volumina¹⁶ betrachtet, womit sich folgende Implikationen einfach ableiten lassen (s. Appendix A.10):

$$P(\overline{\text{VOL}}|\psi \neq 0) > P(\overline{\text{VOL}}|\psi = 0) \quad (2.20)$$

$$P(\psi \neq 0|\overline{\text{VOL}}) > P(\psi \neq 0|\underline{\text{VOL}}) \quad (2.21)$$

Somit ergibt sich eine positive Korrelation zwischen der Existenz von Informationen und dem Handel hoher Volumina.¹⁷

Im folgenden können auch Implikationen für die von Easley und O'Hara (1992) definierte Volumensgröße abgeleitet werden: Demnach ergibt sich das Volumen durch die Summe aller vergangenen Käufe und Verkäufe innerhalb der aktuellen Informationsperiode, wobei das Volumen einzelner Transaktionen keine Rolle spielt ($\beta = 1$). Beobachtet der Marketmaker im Zeitpunkt t β_t Käufe, s_t Verkäufe und n_t ausgebliebene Transaktionen, so erhält man $v_t \equiv \beta_t + s_t$.

Bezieht der Marketmaker diese vergangenen Marktdaten in seine Erwartungsbildung mit ein, so ergibt sich (s. Appendix A.11):

¹⁵ Blume, Easley und O'Hara (1994) modellieren unterschiedliche Signalpräzisionen, im Sinne unterschiedlich zuverlässiger Signale, durch Zufallsvariablen. Dabei ist ein Signal um so genauer, je kleiner die Varianz der entsprechenden Zufallsvariable ausfällt.

¹⁶ Vgl. auch mit Easley und O'Hara (1987).

¹⁷ Aufgrund seiner einfachen Struktur ist dieser Ansatz natürlich insofern restriktiv, als daß hier zwischen dem Informationsgehalt von niedrigen Volumina und ausbleibenden Transaktionen nicht unterschieden werden kann.

$$\begin{aligned}
P(\psi = 0 \mid Q^t = \{\beta_t, s_t, n_t\}) = & (1 - \alpha)(\gamma \epsilon)^{s_t} (\gamma(1 - \epsilon))^{\beta_t} \left[(1 - \alpha)(\gamma \epsilon)^{s_t} (\gamma(1 - \epsilon))^{\beta_t} \right. \\
& + (1 - \mu)^n \left[\alpha \delta (\mu + (1 - \mu)\gamma \epsilon)^{s_t} ((1 - \mu)\gamma(1 - \epsilon))^{\beta_t} \right. \\
& \left. \left. + \alpha(1 - \delta)((1 - \mu)\gamma \epsilon)^{s_t} (\mu + (1 - \mu)\gamma(1 - \epsilon))^{\beta_t} \right] \right]^{-1} \quad (2.22)
\end{aligned}$$

Aus (2.22) ist ersichtlich, daß die konditionale Wahrscheinlichkeit für die Nichtexistenz um so höher wird, je größer β_t und s_t werden und sich verringert, wenn n_t ansteigt.

Berücksichtigt man darüber hinaus auch unterschiedlich hohe Volumina einzelner Abschlüsse ($0 < \beta < 1$), so kann analog gezeigt werden, daß die bedingte Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen um so größer wird, je mehr Transaktionen mit hohem Volumen in der Vergangenheit gehandelt wurden.

2.5 Simultanität in Marktmikrostrukturmodellen

In den meisten Ansätzen zur Modellierung von Marktmikrostrukturen wird die Problematik der Simultanität von erklärenden Variablen dadurch umgangen, daß man die Exogenität bzw. Endogenität bestimmter Variablen von vornherein unterstellt. Dabei muß jedoch berücksichtigt werden, daß die Kausalitätsbeziehung zwischen den Variablen nicht immer so eindeutig ist, wie sie per Annahme oftmals unterstellt wird.

Easley und O'Hara (1992) erklären in ihrem Ansatz die Preisbildung auf dem Markt in Abhängigkeit der Zeit zwischen einzelnen Transaktionen (vgl. Abschnitt 2.3) und dem gehandelten Volumen. Dabei wird unterstellt, daß die Verweildauern, sowie das Transaktionsvolumen exogene Variablen darstellen.

Grundsätzlich muß jedoch berücksichtigt werden, daß die Beweggründe, aufgrund derer Anleger auf einem Markt handeln, die einzigen echten exogenen Bestimmungsgrößen sind. Dazu gehört neben privaten Gründen, wie Liquiditäts- oder Portfolioaspekten, in erster Linie die Existenz von Insiderinformationen. Diese exogenen Variablen beeinflussen die Preisbildung, die gehandelten Volumina, sowie die Verweildauern zwischen den Transaktionen. Das Hauptproblem bei der Modellierung von Marktmikrostrukturen ist die Tatsache, daß diese exogenen Größen nicht direkt, sondern nur durch den Einfluß, den sie auf endogene Variablen haben, beobachtet werden können.

Somit bedient man sich in ökonomischen Modellierungen häufig endogener „Indikatorvariablen“, die Hinweise auf die Existenz von Insiderneuigkeiten liefern und analysiert deren Einflüsse auf die übrigen Modellgrößen. Aus diesem Grund dürfen die in den meisten Mikrostrukturmodellen unterstellten kausalen Zusammenhänge zwischen den einzelnen Variablen nicht überinterpretiert werden. Vielmehr ist zu beachten, daß in derartigen Ansätzen lediglich Wechselbeziehungen zwischen den endogenen Größen analysiert werden können. Abb. 2 stellt die kausalen Beziehungen zwischen den in einem Mikrostrukturmodell relevanten Größen dar:

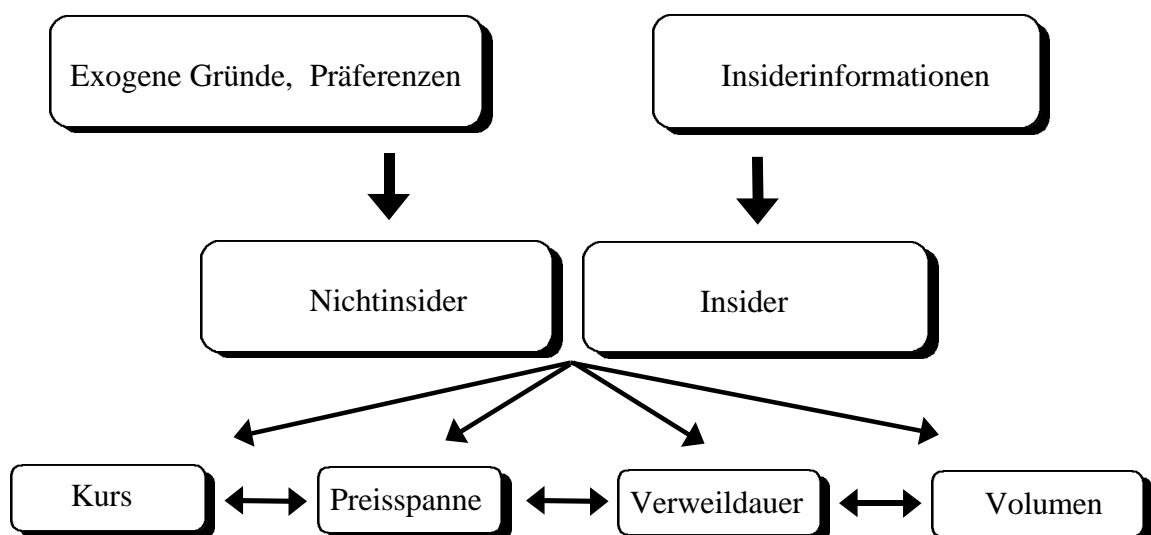


Abb. 2 Exogene und endogene Variablen in Marktstrukturmodellen

Damit wird deutlich, daß jede dieser endogenen Variablen Informationsgehalt besitzt und damit selbst wiederum einen Einfluß auf die übrigen Modellgrößen hat.

Somit dient eine ökonomische Modellierung der Marktstruktur, wie sie in Abschnitt 2.3 und 2.4 dargestellt wird, in erster Linie dem Zweck, die wechselseitigen Beziehungen zwischen den beobachtbaren Größen darzustellen, wobei die kausalen Zusammenhänge zwischen diesen Variablen stets in beide Richtungen interpretiert werden können.

2.6 Ableitung empirisch überprüfbarer Implikationen

Gemäß Abschnitt 2.3 besteht eine positive Korrelation zwischen der Existenz von Informationen und der Größe der Geld-Brief-Spanne. Somit dient auch die Preisspanne als Informationsindikator (vgl. Ausführungen in Abschnitt 2.5) und hat damit einen Einfluß auf die übrigen Modellvariablen.

Aus diesem Grund erhöht sich mit einer Vergrößerung der Preisspanne die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen und damit gemäß Ungleichung (2.2) die Wahrscheinlichkeit für eine erneute Transaktion. Somit kann die erste empirisch überprüfbare Hypothese H1 wie folgt formuliert werden:

H1 (Geld-Brief-Spanne): Die Wahrscheinlichkeit für eine erneute Transaktion erhöht sich mit steigender Geld-Brief-Spanne, d.h. je größer die Preisspanne, desto geringer wird die erwartete Verweildauer bis zum nächstem Abschluß.

Analog wird in Abschnitt 2.3 gezeigt, daß auch die Höhe des gehandelten Volumens und die Existenz von Informationen positiv korreliert sind; je größer das Transaktionsvolumen ist, desto wird höher die Wahrscheinlichkeit für auftretende Insiderneuigkeiten. Damit ergibt sich die Hypothese H2:

H2 (Aktuelles Volumen): Je größer das Volumen der zuletzt getätigten Transaktion, desto höher wird die Wahrscheinlichkeit für einen weiteren Abschluß, d.h. desto geringer wird die erwartete Verweildauer.

Definiert man das Volumen durch die Summe aus den vergangenen Käufen und Verkäufen, die innerhalb einer in bezug auf existierende Informationen relevanten Zeitperiode liegen („Informationsperiode“), so dient auch diese Größe als Indikator für die Existenz von Marktinformationen. Ein solcher Zusammenhang kommt somit durch serielle Korrelation zwischen den Verweildauern zum Ausdruck, da die erwartete Zeit bis zum nächsten Abschluß um so geringer wird, je mehr Transaktionen in der Vergangenheit stattgefunden haben, d.h. je geringer die vergangenen Zeitdifferenzen waren.

Diese Implikation kann empirisch überprüft werden, indem man untersucht, welchen Einfluß verzögerte Verweildauern auf die erwartete Zeitdifferenz bis zum nächsten Abschluß haben. Somit stellt sich die Hypothese H3 wie folgt dar:

H3 (Serielle Korrelation): Je geringer die zeitlichen Differenzen zwischen vergangenen Transaktionen, desto kleiner wird die erwartete Zeitspanne bis zum nächsten Abschluß.

Berücksichtigt man zudem, daß in jedem Zeitpunkt auch unterschiedlich hohe Volumina gehandelt werden können, so erhöht sich mit vergangenen Volumina auch die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen. Damit ergibt sich Hypothese H4:

H4 (Vergangenes Volumen): Je größer das Volumen vergangener Käufe und Verkäufe ist, desto höher wird die Wahrscheinlichkeit für erneute Abschlüsse, d.h. desto geringer wird die erwartete Verweildauer.

3. Institutionelle Unterschiede zwischen LIFFE und DTB

3.1 Parketthandel versus elektronischer Handel

Durch den in den vergangenen Jahren zunehmenden Einsatz moderner Telekommunikations- und Datenverarbeitungssysteme auf Wertpapiermärkten ist der Automatisierungsgrad zu einem wichtigen Strukturmerkmal von Börsen geworden. Die Verwendung von EDV-Systemen im Handel, in der Geschäftsabwicklung, sowie in der Marktaufsicht einer Börse ermöglicht eine weitgehende Automatisierung elementarer Prozesse, wie Auftragsübermittlung, Preisübermittlung, Veröffentlichung von Marktinformationen oder Clearingverfahren.

Der höchste Automatisierungsgrad findet sich in einem Börsenmarkt wieder, in dem alle Basiskomponenten des Handels per Computer abgewickelt werden. Zentraler Bestandteil eines solchen Marktes ist ein elektronisches Limitorderbuch, durch das die Auftragsausführung, das Clearingverfahren, sowie die automatische Überwachung gewährleistet wird und das einen Einblick in die aktuelle Orderlage und Markttiefe vermittelt.

Durch das starke Aufkommen und die Etablierung des vollautomatisierten Handels neben dem traditionellen Parketthandel ist der Einfluß des Automatisierungsgrades auf die Marktqualität zu einer wichtigen Fragestellung geworden. Lüdecke (1996) führt die Höhe der Transaktionskosten und die Liquidität als die zwei wichtigsten Merkmale der Marktqualität auf:

Unter Liquidität versteht man Eigenschaften, die sich auf die aktuelle Preis- und Mengensituation eines Marktes beziehen, wie Markttiefe, Marktbreite und Regenerationskraft.¹

Als Transaktionskosten² bezeichnet man die Kosten, die pro Abschluß zusätzlich zu dem zu zahlenden Wertpapierpreis anfallen. Je geringer diese Transaktionskosten sind, desto eher nutzen Insider ihren Informationsvorsprung aus und handeln entsprechend häufiger, wodurch der Preisbildungsprozeß und die Informationseffizienz des Marktes erhöht wird.

¹ Dabei definieren verschiedene Autoren die Markttiefe durch die Anzahl der Aufträge, die ober- und unterhalb des aktuellen Marktpreises existieren. Durch die Marktbreite wird in diesem Zusammenhang die Mengendimension, d.h. die Größe der vorhandenen Aufträge ausgedrückt und die Regenerationskraft beschreibt, wie schnell sich ein Markt nach extremen Handelssituationen wieder erholen kann (vgl. Lüdecke (1996)).

² In der Literatur findet man häufig eine Unterscheidung in explizite Kosten (Transaktionsgebühren, Provisionen, Steuern) und implizite Kosten (Preiseffekte, Geld-Brief-Spanne) (vgl. Lüdecke (1996)).

Ein Großteil dieser Kosten ergibt sich durch die Geld-Brief-Spanne, den „Preis“, den ein Investor für die Dienstleistung des Marketmakers bezahlen muß.

Somit basieren in der Finanzmarktliteratur die meisten Vergleiche zwischen Parkett- und Computerhandel auf Analysen dieser Marktqualitätseigenschaften. Häufig wird eine solche Fragestellung am Beispiel des vollautomatisierten Handels der DTB in Frankfurt und des traditionellen Parketthandels der LIFFE in London untersucht.

Franke und Hess (1997) analysieren den Einfluß und die Diffusion von Informationen in beiden Börsen und stellen dabei institutionelle Unterschiede beider Marktformen dar. Shyy und Lee (1995) analysieren die Informationsasymmetrie an der LIFFE und der DTB und betrachten intertemporale Interdependenzen zwischen den Preisbewegungen beider Handelsplätze. Pirrong (1996) vergleicht DTB und LIFFE auf Basis unterschiedlicher Marktliquiditäten und Markttiefen. Martens (1997) untersucht Interaktionen zwischen Finanzmärkten, die zeitgleich identische Titel handeln und widmet sich dabei insbesondere Volatilitäts-, Informations- und Transaktionskosteneffekte und deren Einfluß auf die Preisbildung auf diesen Märkten.

In diesem Kapitel wird untersucht, ob und wie genau der dargestellte ökonomische Ansatz aus Kapitel 2 die Transaktionsmechanismen des traditionellen Parketthandels und des elektronischen Handels modellieren kann. Insbesondere wird dabei analysiert, welchen Einfluß institutionelle Rahmenbedingungen beider Handelssysteme auf das Transaktionsverhalten einzelner Marktteilnehmer haben und ob die in Kapitel 2 modellierten ökonomischen Zusammenhänge dadurch beeinflusst werden.

3.2 LIFFE und DTB

Die 1982 gegründete LIFFE ist mittlerweile die in Europa führende und weltweit drittgrößte Future- und Optionsbörse. Gehandelt werden hier Futures und Optionen auf fünf verschiedene Staatsanleihen,³ sowie sechs unterschiedliche kurzfristige Zinssätze,⁴ auf Aktien basierende Derivate und Kontrakte auf britische Aktienindizes.⁵

Dagegen besteht die DTB erst seit 1990, konnte sich jedoch durch das vielfältige Angebot

³ Deutsche, britische, italienische, japanische und amerikanische Staatsanleihen.

⁴ DM, Pfund Sterling, Italienische Lira, ECU und Schweizer Franken.

⁵ Vgl. LIFFE (1994) und LIFFE (1996b).

von hinsichtlich Kontraktgröße, Basispreis, Verfalltag und Mindestpreisabstufung standardisierten Optionen und Futures auf 20 deutsche Standardwerte ebenfalls etablieren. Insbesondere zeigt sich die Konkurrenz beider Börsen im Handel des Bund-Futures, der auf beiden Märkten zu überwiegend identischen Konditionen gehandelt wird und für den die LIFFE einen Marktanteil von ca. 68% besitzt.

Der Bund-Future ist ein Future auf festverzinsliche Anleihen der Bundesrepublik Deutschland, des Fonds Deutsche Einheit und der Treuhandanstalt mit einer Restlaufzeit⁶ von 8.5 bis 10 Jahren und einem Zinssatz von 6%. Die Lieferung erfolgt im März, Juni, September und Dezember, jeweils zum 10. Tag des entsprechenden Liefermonats.⁷ Eine gehandelte Einheit des Bund-Futures entspricht 250 000 DM nominal, wobei die Notierung pro 100 DM nominal erfolgt. Da diese Konditionen bis auf geringfügige Unterschiede in den Handelszeiten⁸ an beiden Börsen gelten, bietet es sich somit an, empirische Vergleiche beider Märkte auf Basis von Transaktionsdaten des Bund-Future-Handels durchzuführen.

3.2.1 Überblick über die LIFFE

An der LIFFE wird täglich zwischen 07:30 Uhr und 16:15 Uhr auf dem Parkett gehandelt, anschließend von 16:20 Uhr bis 17:55 Uhr im elektronischen Handelssystem der LIFFE, dem Automated Pit Trading System (APT).

Die Auftragsausführung erfolgt durch eine telefonische Weiterleitung des Auftrages durch den Broker direkt an den Auftrags Tisch in der Nähe des jeweiligen Pits, von dem die Order per Hand signal an den zuständigen Händler im Pit übermittelt wird.

Auf dem Parkett erfolgt der Handel mittels offenen Ausrufs, indem die Händler sich gegenseitig per Zuruf oder Zeichensprache über ihre jeweiligen Geld- und Briefkurse verständigen. Angebotene und nachgefragte Preise gelten nur für den Augenblick, in dem sie ausgesprochen werden⁹ und müssen bei einer Änderung der Marktsituation nicht revidiert oder zurückgenommen werden.

⁶ Die ursprüngliche Laufzeit beträgt zwischen 10 und 30 Jahren.

⁷ Ist dieser Tag in Frankfurt kein Arbeitstag, erfolgt die Lieferung am nächsten Arbeitstag.

⁸ Vgl. LIFFE (1996a).

⁹ „Quotes are valid as long as breath is warm“ (Martens (1997) und Franke und Hess (1997)).

Kommt zwischen zwei Marktagenten eine Transaktion zustande, so wird dieser Abschluß von einer Aufsichtsperson (Pit Observer) registriert und per Mikrophon an einen Preisreporter (Price Reporter) weitergegeben. Der Preisreporter leitet die Preisinformation der Transaktion per Computer zur unverzüglichen weltweiten Veröffentlichung weiter.

Eine wichtige Eigenschaft des Parketthandels ist die Tatsache, daß Preise eine erheblich wichtigere Rolle spielen als die jeweils gehandelten Volumina. Anleger orientieren sich in erster Linie an den aktuellen Wertpapierkursen und entscheiden danach, ob und welche Transaktionen sie durchführen. Der Informationsgehalt des Volumens eines einzelnen Abschlusses spielt für die anderen Marktteilnehmer eine eher untergeordnete Rolle. Somit verwenden Preisreporter für die Transaktionsvolumina Richtwerte, mit der die Volumensgrößen nur ungefähr beziffert werden.¹⁰ Aus diesem Grund sind die Volumina einzelner Transaktionen nicht aussagekräftig, wohingegen die über einen längeren Zeitraum hinweg aggregierten Richtwerte eher als Bezugsgröße für das tatsächlich gehandelte Volumen zu verwenden sind.

Ein wichtiger Bestandteil des LIFFE-Handels ist das London Clearing House, die zentrale Clearingstelle der Börse. Während des Handels muß jeder Marktteilnehmer alle 30 Minuten seine abgeschlossenen Kontrakte bei der Clearingstelle registrieren lassen. Alle Marktteilnehmer müssen Clearing-Mitglieder¹¹ sein und sind verpflichtet, zur Besicherung ihrer gesamten Kontraktverpflichtungen Sicherheiten (Margins) zu leisten. Somit hat jeder Händler börsentäglich eine Initial Margin zu hinterlegen, die durch die London SPAN (Standard Portfolio Analysis of Risk) ermittelt wird.¹²

Die Clearingstelle gewährleistet somit die Erfüllung eines Kontraktes, wodurch das Erfüllungsrisiko minimiert und ein Investor von der Notwendigkeit befreit wird, die Bonitäten seiner Handelspartner selbst überprüfen zu müssen.

¹⁰ Beispielsweise ist der Wert 41 eine Richtgröße für mittelgroße Volumina und stellt einen eindeutigen Modalwert der Verteilung der Volumina dar (vgl. Deskriptive Statistiken, Anhang A, Tab. 11).

¹¹ Hierbei wird unterschieden zwischen einem General Clearing Member (GCM), der Eigengeschäfte, sowie Geschäfte von Kunden und Nichtmitgliedern führen darf, Individual Clearing Member - Public Order (ICM POM), der nur für Eigengeschäfte und Aufträge von Kunden berechtigt ist und einem Individual Clearing Member, für den nur Eigengeschäfte gestattet sind (vgl. LIFFE (1996b)).

¹² Die SPAN betrachtet das gesamte Portfolio der Future- und Optionspositionen in jedem einzelnen Kontrakt eines Mitgliedes und berechnet die Marginforderung für jedes dieser Portfolios auf Basis des größtmöglichen Verlustes in Abhängigkeit von 16 definierten Risikoparametern. Alle Positionen werden täglich neu bewertet, wobei Gewinne ausbezahlt und Verluste eingezogen werden (Variation Margin). Die Marginzahlung erfolgt beim London Clearing House in Form einer verzinslichen Einlage.

Eine wichtige Eigenschaft des Bund-Future-Handels an der LIFFE ist die Tatsache, daß es keine designierten Marketmaker gibt. Im Unterschied dazu gibt es beispielsweise im Bobl-Handel explizit zwei designierte Marketmaker, deren Hauptaufgabe es ist, für Liquidität zu sorgen und die laut Handelsregeln der LIFFE festen Richtlinien in bezug auf die maximale Geld-Brief-Spanne und das Volumen unterliegen.¹³

Auf dem Bund-Future-Markt ist dagegen genug Liquidität vorhanden, womit die Notwendigkeit für derartige Vorschriften entfällt. Allerdings gibt es auch beim Bund-Future-Handel Marktteilnehmer, die zwar keine designierten Marketmaker sind, jedoch deren Funktionen erfüllen. Zumeist sind dies Händler, die über einen so großen Handelsbestand verfügen, daß sie jederzeit in der Lage sind, verbindliche Quotes auf beiden Marktseiten zu stellen und durch die Preisspannen Gewinne zu erwirtschaften. Diese Händler erfüllen zwar gewisse Marketmakerfunktionen, unterliegen allerdings, im Gegensatz zum Bobl-Handel keinen Vorgaben über maximal zulässige Geld-Brief-Spannen und Volumina. Gibt es jedoch mehrere dieser Marktagenten, so sind auch sie aufgrund der Konkurrenz, in der sie zueinander stehen, gezwungen, Preisspannen zu stellen, die gegenüber ihren Konkurrenten nicht aus dem Rahmen fallen.

Ein solcher Zusammenhang wird häufig mit dem Aspekt der persönlichen Reputation einzelner Marktteilnehmer in Verbindung gebracht (vgl. Pagano und Röell (1992)), der die Marktteilnehmer zwingt, „angemessene“ Preisspreads zu stellen, um von anderen Händlern nicht sanktioniert zu werden. Damit unterliegen auch die Händler im Bund-Future-Handel impliziten Vereinbarungen über Geld-Brief-Spannen und Volumina.

3.2.2 Überblick über die DTB

Das zentrale Element des Handels an der DTB ist das elektronische Limitorderbuch, über das der gesamte Handel abgewickelt wird. Alle Kauf- oder Verkaufsangebote werden in das offene Auftragsbuch eingegeben und sind damit allen Marktteilnehmern jederzeit zugänglich. Für einen Anleger gibt es grundsätzlich drei Möglichkeiten über das Orderbuch Transaktionen zu vollziehen:¹⁴

1. Er kauft zum niedrigsten Briefkurs oder verkauft zum höchsten Geldkurs, der vom

¹³ Vgl. LIFFE (1997).

¹⁴ Vgl. Franke und Hess (1997).

Orderbuch angezeigt wird. Dabei muß berücksichtigt werden, daß die jeweiligen Preise an entsprechende Volumina gekoppelt sind, d.h. möchte ein Händler zu einem größeren Volumen handeln als vom Orderbuch in Verbindung mit dem aktuellen Geld- bzw. Briefkurs angezeigt wird, so muß er auf die nächstbeste Order zurückgreifen. Damit kann es vorkommen, daß eine Nachfrage (ein Angebot) mit mehreren Angeboten (Nachfragen) gleichzeitig gematcht wird.

2. Möchte der Händler zu den aktuellen Preisen nicht handeln, so kann er selbst eine Order in das Auftragsbuch setzen, die dann solange besteht, bis es entweder zu einer Transaktion kommt oder die Order wieder zurückgezogen wird. Dabei kann er unlimitierte (Marketorders), limitierte (Limitorders), sowie kombinierte Aufträge erteilen.^{15 16}

3. Der Händler hält seine Order zurück und wartet auf Marktentwicklungen, die ihm günstiger erscheinen.

Um ein möglichst effizientes Matching zu erreichen, werden die Order in einer bestimmten Reihenfolge im Limitorderbuch aufgeführt. Somit haben Marketorders grundsätzlich höchste Priorität und Limitorders werden derart sortiert, daß der höchste Nachfragepreis und der niedrigste Angebotspreis Vorrang haben.

Graphisch kann das Auftragsbuch für Limitorders wie folgt dargestellt werden:

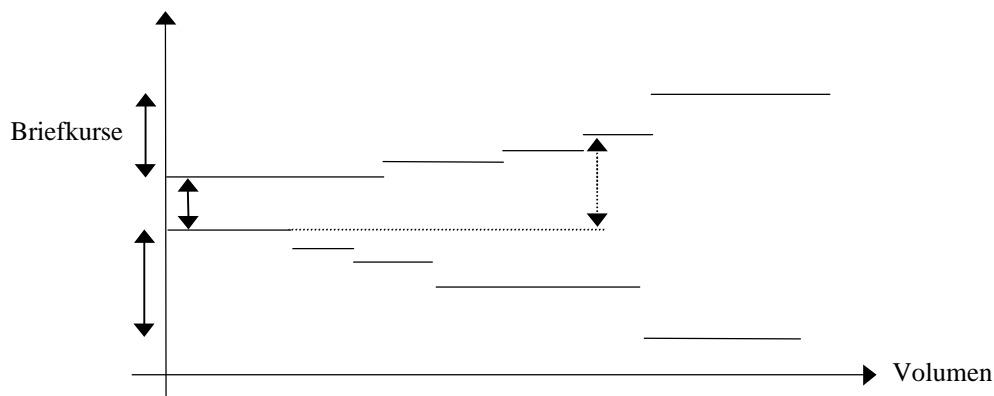


Abb. 3 Graphische Darstellung des elektronischen Limitorderbuches

¹⁵ Vgl. DTB (1990).

¹⁶ Easley und O'Hara (1991) untersuchen den Einfluß von Orderformen auf die Preisbildung und zeigen, daß alternative Auftragstypen das Verhalten der Anleger und den Informationsgehalt von Transaktionen verändern können.

Die aktuelle Geld-Brief-Spanne ergibt sich im Orderbuch durch die Differenz zwischen den Geld- und Briefkursen, zu denen als nächstes gehandelt wird. Findet nun z. B. ein Kauf mit einem so großen Volumen statt, daß dabei auf mehrere Verkaufsangebote zurückgegriffen werden muß, so erhöht sich dadurch entsprechend die Preisspanne (gestrichelte Linie in Abb. 3). Somit entsteht ein positiver Zusammenhang zwischen dem Transaktionsvolumen und der Geld-Brief-Spanne.¹⁷

Beachtet werden muß an dieser Stelle, daß eine Marktsituation, wie sie in Abb.3 dargestellt wird, nur eine Momentaufnahme darstellt; insbesondere in Phasen hoher Aktivität existieren manche Verkaufs- oder Kaufangebote nur für sehr kurze Zeit und werden ständig durch neue Aufträge ersetzt.

Ein Vorteil des Limitorderbuches besteht darin, daß die Notwendigkeit einer expliziten Clearingstelle entfällt; vielmehr lassen sich die Transaktionen der Marktteilnehmer direkt über das Orderbuch clearen. Analog wie beim Parketthandel der LIFFE, dürfen auch an der DTB nur Clearing-Mitglieder Transaktionen durchführen und haben zur Besicherung ihrer Kontrakte auf einem an der DTB geführten internen Verrechnungskonto Marginzahlungen zu leisten. Die Berechnung dieser Margins erfolgt nach dem Risk-Based-Margining-System der DTB¹⁸ auf Basis der Zusammenfassung aller Options- und Future-Positionen eines Clearing-Mitgliedes bezogen auf einen Basiswert bzw. korrelierende Basiswerte.¹⁹

Ein weiterer Vorteil des elektronischen Limitorderbuches besteht in der hohen Markttransparenz, die durch die ständige Abrufbarkeit der jeweils 10 besten Aufträge jeder Marktseite gewährt wird. Somit erhält ein Handelsteilnehmer nicht nur strukturierte Informationen über die Marktsituation, sondern auch einen Einblick in die aktuelle Markttiefe.

Wie an der LIFFE, gibt es auch im Bund-Future-Handel der DTB keine designierten Marketmaker. Im Gegensatz zum Handel von Optionskontrakten, für den die DTB Marketmaker vorschreibt, die verpflichtet sind, durch unverzügliche Quotierung für Liquidität zu sorgen (vgl. DTB (1995)), sind derartige Vorschriften für den hochliquiden Bund-Future-Handel nicht notwendig. Analog zum Handel an der LIFFE gibt es jedoch auch im DTB-

¹⁷ Vgl. Glosten (1994).

¹⁸ Vgl. DTB (1995).

¹⁹ Die Marginzahlungen setzen sich dabei zusammen aus einer Spread-Margin, die sich durch die Verrechnung von Long-Positionen mit Short-Positionen eines Clearing-Mitgliedes ergibt und einer additional Margin, die sich auf Basis von erwarteten Glattstellungsverlusten oder -gewinnen bei empirisch ermittelter ungünstigster Preisentwicklung berechnet.

Handel Marktteilnehmer, die Marketmakerfunktionen erfüllen, indem sie verbindliche Quotes auf beiden Marktseiten stellen.

Ein wichtiger Unterschied zum Parketthandel besteht darin, daß sich die Marktteilnehmer gegenseitig nicht beobachten können und daher nicht wissen, mit welchem Händler sie momentan eine Transaktion durchführen. Wie im folgenden Abschnitt diskutiert wird, resultieren aus der Anonymität des elektronischen Handels wichtige Implikationen für die Informationsdiffusion auf dem Markt.

3.3 Einfluß institutioneller Unterschiede auf die Handelsmechanismen

Im folgenden wird untersucht, inwieweit die Transaktionsmechanismen beider Börsen durch die ökonomische Modellierung in Kapitel 2 wiedergegeben werden und wie sich institutionelle Unterschiede auf die abgeleiteten Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen auswirken.

Informationsasymmetrie und -diffusion

Ein wichtiger Aspekt, der in der Literatur sehr kontrovers diskutiert wird, ist die Informationsasymmetrie, sowie die Informationsdiffusion auf Finanzmärkten. Das Hauptproblem, durch das eine derartige Analyse wesentlich erschwert wird, ist die Tatsache, daß die Existenz von Informationen nicht direkt beobachtbar ist.

Wie in Abschnitt 2.3 dargestellt wurde, spiegelt sich das Ausmaß der Informationsasymmetrie in der Geld-Brief-Spanne wieder: Je größer das Informationsdefizit eines Marketmakers ist, desto größer muß er die Spanne zwischen Verkaufs- und Kaufpreis setzen. Ein Marketmaker wird mit dem Problem der adversen Selektion konfrontiert, wenn liquiditätsorientierte Marktteilnehmer (Noise-Trader) alternative Möglichkeiten haben Transaktionen durchzuführen. In diesem Fall handelt der Marketmaker nur noch mit Insidern und muß, um keine Verluste zu erleiden, seine Geld-Brief-Spanne erhöhen. Wiederum bleiben dann nur die Anleger mit dem Marketmaker im Handel, die trotz erhöhter Spanne immer noch Gewinne erzielen können, womit der Marketmaker die Spanne wiederum vergrößern muß. Setzt sich dieser Prozeß fort, so bricht der Markt zusammen und es existiert kein Gleichgewicht.

Somit dient die Preisspanne als Indikator für das Ausmaß adverser Selektion. Dabei ist

allerdings zu berücksichtigen, daß die Geld-Brief-Spanne nicht nur aufgrund von Informationsasymmetrien besteht, sondern sich zusätzlich aus Auftragsabwicklungskosten und Bestandshaltekosten zusammensetzt. Um das Ausmaß adverser Selektion auf einem Markt schätzen zu können, ist es somit notwendig die einzelnen Komponenten der Preisspanne zu identifizieren. George, Kaul und Nimalendran (1991) schätzen die Größe der durch adversen Selektion bedingten Komponente auf 8-13 %, was von Huang und Stoll (1997), die einen Anteil von ca. 10 % ermitteln, bestätigt werden kann.²⁰ Dieses Resultat unterscheidet sich von den Ergebnissen früherer Autoren, bei denen der entsprechende Anteil deutlich höher beziffert wird.²¹

Anhand dieser Preisspannenkomponente kann das Ausmaß adverser Selektion im Parkett- und elektronischen Handel geschätzt und verglichen werden. In der Finanzmarktliteratur kristallisieren sich dabei zwei grundsätzliche Ansichten heraus:

Auf dem Parkett kann sich ein Händler dadurch vor adverser Selektion schützen, indem er aus dem individuellen Verhalten anderer Marktteilnehmer auf die Existenz von Informationen schließt. Im Vordergrund stehen dabei Gestik, Mimik, sowie das Transaktionsverhalten der anderen Investoren. Somit führt die Möglichkeit, das Handelsgeschehen zu beobachten, zu einer geringeren Informationsasymmetrie auf dem Parkett (Pagano und Röell (1992)).

Darüber hinaus hat ein Anleger die Möglichkeit, Sanktionsmaßnahmen gegen Marktteilnehmer zu ergreifen, mit denen er in der Vergangenheit unvorteilhafte Abschlüsse getätigt hat. Erleidet er aufgrund eines Informationsdefizites einen größeren Verlust durch Transaktionen mit einem Händler, so wird er in Zukunft Abschlüsse mit diesem Marketmaker vermeiden. Aufgrund eines solchen Verhaltens müssen Handelsteilnehmer, die, aufgrund ihres Informationsvorsprungs andere Anleger übervorteilen, mit Sanktionsmaßnahmen dieser Transaktionspartner rechnen und werden versuchen, ihre Informationen behutsamer auszunützen, um derartige Sanktionen zu umgehen. Somit wird von manchen Autoren (z.B. Pagano und Röell (1992)) die Hypothese aufgestellt, daß die Informationsasymmetrie durch die Sanktionierungsmacht

²⁰ Madhavan, Richardson und Roomans (1997) untersuchen Intradagesverläufe der Geld-Brief-Spanne und zeigen, daß sich die Anteile der einzelnen Komponenten im Tagesablauf verändern, woraus ein U-förmiger Verlauf der Preisspanne resultiert.

²¹ Vgl. Glosten (1987), Glosten und Harris (1988), sowie Stoll (1989).

der Marktagenten auf dem Parkett abgemildert wird.²²

An der DTB ist es für Anleger unmöglich individuelles Verhalten anderer Marktteilnehmer zu beobachten, um daraus auf das Auftreten von Informationen zu schließen. Jedoch liefert das elektronische Limitorderbuch einen genauen und vollständigen Überblick über die augenblickliche Handelssituation und läßt potentielle Markttrends schneller erkennbar werden. Somit wird die Informationsasymmetrie im elektronischen Handel in erster Linie durch eine Analyse des Auftragsbuches abgemildert.

Damit läßt sich zusammenfassen, daß die Informationsdiffusion an der LIFFE in erster Linie durch Beobachtung anderer Händler bzw. durch Informationsaustausch zwischen den Marktteilnehmern erfolgt. An der DTB dagegen können aus der Analyse von strukturierten Informationen aus dem Orderbuch, Rückschlüsse über die Existenz von Informationen gezogen werden.²³

Empirische Studien über den Vergleich der Informationsasymmetrie in beiden Handelssystemen liefern gegensätzliche Resultate. Shyy und Lee (1995) vergleichen die Geld-Brief-Spannen von LIFFE und DTB und zeigen für die DTB eine geringere Spanne auf. Pirrong (1996) stellt für den Zeitraum Juli 1992 bis Juni 1993 keine signifikanten Unterschiede zwischen den Preisspannen beider Börsen fest, zeigt aber, daß Schocks, die durch hohe Volumina ausgelöst werden, an der DTB zu geringeren Preisvolatilitäten führen als an der LIFFE.

Interessant ist in diesem Zusammenhang auch eine empirische Analyse von Schmidt, Iversen und Treske (1993), die Geld-Brief-Spannen des IBIS und der Hanseatischen Wertpapierbörse Hamburg vergleichen. Dabei kommen sie zu dem Resultat, daß der Parkett-handel in Hamburg geringere Preisspannen liefert als das elektronische IBIS.

²² An dieser Stelle ist jedoch kritisch zu hinterfragen, ob eine derartige Sanktionierungsmacht auf dem Parkett in dieser Form überhaupt existiert. Dahinter steht die Überlegung, ob Marktakteure jeweils wirklich realisieren, wenn sie von einem Transaktionspartner übervorteilt werden und wie lange das Erinnerungsvermögen einzelner Händler an derartige Marktgeschehnisse überhaupt anhält. Vor dem Hintergrund dieser Aspekte sollte die Sanktionierungsmacht von Marktagenten daher nicht zu stark bewertet werden.

²³ Franke und Hess (1997) untersuchen diesen Aspekt empirisch und gelangen zu dem Ergebnis, daß in Phasen geringer Handelsaktivität aus dem Orderbuch mehr Informationen zu entnehmen sind, als durch Beobachtungen anderer Händler auf dem Parkett. Dieser Vorteil des elektronischen Auftragsbuches verschwindet in Phasen hoher Marktaktivität, da die Informationsdichte im Orderbuch zu hoch wird, um daraus nützliche Hinweise über Markttrends ableiten zu können. In diesem Fall liefert der Parketthandel wiederum mehr Informationen, da individuelle Verhaltensmuster und Reaktionen eindeutiger interpretiert werden können.

In der ökonomischen Modellierung in Kapitel 2 wird Informationsasymmetrie implementiert, indem man unterstellt, daß der Marketmaker selbst uninformiert ist, aber Kenntnis über die Marktstruktur hat, d.h. er kennt den Anteil der Insider auf dem Markt und weiß mit welcher Wahrscheinlichkeit, Informationen auf dem Markt auftreten.

Auf einem Markt, auf dem Anleger individuelles Verhalten einzelner Händler und aktuelle Handelsgeschehnisse beobachten können, ist es eher möglich, Eindrücke darüber zu gewinnen, ob Informationen auf dem Markt existieren und welche Investoren über Insiderwissen verfügen, als in einem vollständig anonymen Markt. Aus diesem Grund erscheint die ökonomische Modellierung aus Kapitel 2 das Verhalten der Marktteilnehmer aufgrund von Informationsasymmetrien an der LIFFE besser zu erfassen als im elektronischen Handelssystem der DTB.

Die Rolle des Marketmakers

Im Rahmen dieser Analyse ist auch zu überprüfen, inwieweit die im ökonomischen Modellrahmen getroffene Annahme eines kompetitiven (designierten) Marketmakers, über den der gesamte Handel abgewickelt wird, für den LIFFE- und DTB-Handel zutrifft. Gemäß Abschnitt 3.2 gibt es an beiden Börsen zwar keine designierten Marketmaker für den Bund-Future-Handel, jedoch Marktteilnehmer, die deren Funktionen weitgehend erfüllen. Dabei sind Anleger jedoch nicht gezwungen, ihre Transaktionen ausschließlich mit diesen „Marketmakern“ zu tätigen.

In der ökonomischen Modellierung wird die vereinfachende Annahme getroffen, daß aus der Kompetitivität mehrerer Marketmaker eine kleinstmögliche Geld-Brief-Spanne resultiert. Dabei muß jedoch berücksichtigt werden, daß sich bei der Existenz mehrerer Marketmaker die jeweils gestellten Preisspannen überlappen können, woraus eine effektive Marktspanne resultiert, die nicht zwangsläufig die kleinstmögliche sein muß (vgl. Lüdecke (1996)). Jedoch wird auch diese effektive Marktspanne durch das Ausmaß adverser Selektion beeinflußt, wodurch die modellierten ökonomischen Zusammenhänge weiterhin Gültigkeit haben.

An der DTB ergibt sich darüber hinaus durch den direkten Zusammenhang zwischen der Größe der Preisspanne und dem Orderumfang ein zusätzlicher Mechanismus, der aus der ökonomischen Modellierung nicht hervorgeht. Somit scheint der LIFFE-Handel (wenn

auch mit Einschränkungen) eher als Marketmakermarkt modellierbar zu sein als der DTB-Handel.

Die Rolle des Transaktionsvolumens

Gemäß Abschnitt 3.2.2 werden an der DTB hohe Kauf- (Verkaufs-) Aufträge mit mehreren kleineren Verkaufs- (Kauf-) angeboten gleichzeitig gematcht, wodurch, je nach Umfang der im Auftragsbuch existierenden Order, hohe Transaktionsvolumina markträumende Wirkungen haben können. Da nach einer gleichzeitigen Erfüllung mehrerer Aufträge und einer damit verbundenen „Leerung“ des Limitorderbuches erst wieder Order eingegeben werden müssen, erhöht sich damit die Zeitspanne bis zur nächsten Transaktion.

Somit wird der Einfluß hoher Volumina auf die Zeit zwischen den Abschlüssen durch zwei gegenläufige Effekte beeinflusst: Zum einen verringert sich die erwartete Verweildauer aufgrund des Informationsgehaltes großer Auftragsumfänge, zum anderen wird sie durch Markträumungseffekte erhöht.

Dagegen ist es an der LIFFE für einen Anleger beinahe unmöglich, Transaktionen mit mehreren anderen Marktteilnehmern simultan durchzuführen und damit verschiedene Kauf- bzw. Verkaufsangebote gleichzeitig zu erfüllen. Damit kann auch durch ein hohes Volumen einer einzelnen Order kein Markträumungseffekt ausgelöst werden.

Aus diesem Grund wird an dieser Stelle die Hypothese formuliert, daß sich markträumende Effekte hoher Transaktionsvolumina an der DTB stärker auswirken als an der LIFFE. Empirisch wird diese Hypothese in Abschnitt 5.3.2 überprüft, indem die Einflüsse vergangener Volumina an der LIFFE und der DTB verglichen werden. Demnach ist zu erwarten, daß die Wirkung verzögerter Volumina auf die Zeit zwischen den Transaktionen an der LIFFE durch den Informationsgehalt dominiert wird, womit sich ein eindeutig negativer Zusammenhang zwischen Volumina und Verweildauern ergibt. An der DTB ist eine Verringerung des informationsinduzierten Einflusses durch Markträumungseffekte und damit eine Abschwächung der negativen Abhängigkeit beider Größen zu erwarten.

Zusammenfassung

Die in diesem Abschnitt diskutierten Aspekte und Mechanismen erheben keineswegs den Anspruch auf Vollständigkeit. Insbesondere sind derartige Handelssysteme mit ihren speziellen Transaktionsmechanismen, sowie institutionellen Besonderheiten viel zu komplex,

um pauschale Vergleiche ziehen zu können. Vielmehr muß auch berücksichtigt werden, daß zahlreiche Aussagen nur in Abhängigkeit bestimmter Handelssituationen getroffen werden können.²⁴

Damit ist zusammenzufassen, daß sich die zentralen Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen im Börsenhandel durch ein sequentielles Händlermarktmodell ausreichend beschreiben lassen, jedoch nicht alle durch die institutionellen Rahmenbedingungen verursachten Wirkungsmechanismen vollständig berücksichtigt werden können.

Vor dem Hintergrund der diskutierten Aspekte scheint die ökonomische Modellierung den traditionellen Parketthandel der LIFFE besser zu beschreiben, da im elektronischen Handel durch das Limitorderbuch besondere Transaktionsmechanismen auftreten, die in einer derartigen ökonomischen Modellbildung nicht implementiert werden können.²⁵

Somit ist empirisch zu überprüfen, ob die aus dem Modell abgeleiteten ökonomischen Zusammenhänge für beide Märkte bestätigt werden können und inwieweit sich institutionelle Besonderheiten in den Zusammenhängen zwischen den ökonomischen Einflußgrößen widerspiegeln.

Ökonometrische Ansätze zur Verweildaueranalyse

²⁴ Vgl. Franke und Hess (1997).

²⁵ Um die Wirkungsmechanismen des elektronischen Börsenhandels ökonomisch hinreichend genau zu modellieren, muß ein Modell konstruiert werden, in dessen Mittelpunkt das Limitorderbuch und seine speziellen Transaktionsmechanismen steht (vgl. Glosten (1994)).

4.1 Die Modellierung von Verweildauern

Wie in Kapitel 2 dargestellt wird, spielt die Zeit zwischen einzelnen Beobachtungen bei der Analyse von hochfrequenten Transaktionsdaten eine entscheidende Rolle. Somit sind im Rahmen einer ökonometrischen Modellierung Verfahren zu verwenden, in denen der Einfluß der Zeit explizit berücksichtigt wird.

In diesem Kapitel werden ökonometrische Methoden aufgezeigt, mit denen sich die Zeit zwischen den Transaktionen in Abhängigkeit erklärender Variablen modellieren läßt. Solche Ansätze sind deutlich von den Methoden der Zeitreihenanalyse abzugrenzen. In Zeitreihenverfahren sind die Zeitpunkte, an denen die Ausprägungen der zu beobachtenden Variablen erfaßt werden und damit auch die Zeitdifferenzen zwischen diesen Punkten, exogen gegeben. Die Zeit zwischen den Beobachtungen hat in den klassischen Ansätzen von MA-, ARMA-, oder ARIMA-Prozessen¹ keinen erklärenden Einfluß auf die endogenen Variablen, womit derartige Verfahren in diesem Kontext nicht zu gebrauchen sind.² So verwenden Gerhard, Hess und Pohlmeier (1997) zur Modellierung der Preise in Abhängigkeit von Verweildauern und Volumina einen Ordered Probit-Ansatz, der für derartige Fragestellungen von Hausman, Lo und MacKinlay (1992) spezifiziert wurde. Der Vorteil dieses mikroökonomischen Verfahrens gegenüber den klassischen Zeitreihenmodellierungen besteht darin, daß die Zeit zwischen den Transaktionen explizit als erklärende Variable berücksichtigt werden kann.

Eine wiederum andere Problemstellung ergibt sich, wenn die Verweildauern selbst durch erklärende Variablen modelliert werden sollen. Hierbei ist insbesondere zu beachten, daß die Zeit zwischen den Abschlüssen nicht unbedingt ausschließlich durch Kovariate erklärt werden kann. Vielmehr ist im Rahmen einer solchen Analyse zu berücksichtigen, daß die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten einer weiteren Transaktion auch davon abhängen kann, wie lange die letzte Transaktion zurückliegt, d.h. wie lange die Zeit zwischen den Abschlüssen bereits andauert.

Statistisch werden solche Zusammenhänge durch Hazardraten modelliert. Eine Hazard-

¹ Vgl. Hamilton (1994)

² Hasbrouck (1991) analysiert die Geld-Brief-Spanne mit VAR-Modellen, vernachlässigt dabei jedoch den Informationsgehalt der Zeit zwischen den Transaktionen.

rate kann als konditionale Wahrscheinlichkeit für eine weitere Transaktion, d.h. Beendigung der Verweildauer, unter der Bedingung, daß eine bestimmte Zeit bereits überschritten wurde, interpretiert werden. Hazardraten stehen im Mittelpunkt von sog. Verweildauermodellen, in denen der Zusammenhang zwischen der Verweildauer und der Ausfallwahrscheinlichkeit, d.h. Beendigung der Verweildauer, modelliert wird.

Bei solchen Ansätzen unterscheidet man in erster Linie zwischen parametrischen und nicht- bzw. semiparametrischen Modellen. In parametrischen Spezifikationen werden erklärende Variablen (Kovariate) in statistische Überlebensdauerverteilungen implementiert. Problematisch ist dabei, daß sich reale Verweildauerläufe parametrisch oftmals nicht korrekt spezifizieren lassen.

Aus diesem Grund finden häufig semiparametrische Modelle Anwendung, in denen eine nichtspezifizierte Basis-Hazardrate mit Kovariaten verknüpft wird. Der Vorteil einer solchen Vorgehensweise ist, daß die Basis-Hazardrate flexibler an reale Verläufe angepaßt werden kann.

Spezifiziert werden derartige Modelle in erster Linie für Anwendungen in der Medizin, der Biologie und der Technik. Ein klassisches Anwendungsgebiet in der Ökonomie ist die Untersuchung von Arbeitslosigkeitsdauern, wobei es darüber hinaus noch sehr vielfältige Problemstellungen gibt, die sich mit Hilfe von Verweildauermodellierungen analysieren lassen.³

4.2 Die Hazardrate

Im folgenden beschreibt die nichtnegative Zufallsvariable T die Zeit zwischen den Transaktionen, wobei T verteilt sei gemäß der Dichte $f(t)$ und der entsprechenden Verteilungsfunktion $F(t)$. Zentrales Element in Verweildaueranalysen ist die Hazardrate⁴

$$\lambda(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h} P(t \leq T < t + h | T \geq t).$$

Dabei kann $\lambda(t)h$ als die Wahrscheinlichkeit interpretiert werden, daß es im Intervall $[t; t+h]$ zu einem Abschluß kommt, unter der Bedingung, daß bereits mindestens t Zeitein-

³ Vgl. Kiefer (1988) und Lancaster (1979).

⁴ Vgl. Lancaster (1994).

heiten vergangen sind, seit die letzte Transaktion stattgefunden hat. Gilt der Zusammenhang

$$\frac{d\lambda(t)}{dt} > 0 \quad \text{bzw.} \quad \frac{d\lambda(t)}{dt} < 0$$

so erhöht bzw. verringert sich die Hazardrate im Zeitablauf, d.h. je länger der letzte Abschluß zurückliegt, desto größer bzw. kleiner wird die Wahrscheinlichkeit für eine erneute Transaktion. Um den Zusammenhang zwischen Hazardrate und Dichtefunktion herzuleiten, läßt sich die konditionale Wahrscheinlichkeit wie folgt ausdrücken:

$$P(t \leq T < t + h | T \geq t) = \frac{P(t \leq T < t + h)}{P(T \geq t)} = \frac{F(t + h) - F(t)}{1 - F(t)}$$

Somit ergibt sich die Hazardrate durch

$$\lambda(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{F(t + h) - F(t)}{h} \cdot \frac{1}{1 - F(t)} = \frac{F'(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)} \quad (4.1)$$

Im folgenden bezeichnet man mit

$$S(t) \equiv 1 - F(t) = P(T \geq t)$$

die Überlebensfunktion, d.h. die Wahrscheinlichkeit, daß der Zeitpunkt t überdauert wird bzw. die letzte Transaktion mindestens t Perioden zurückliegt. Damit läßt sich der folgende Zusammenhang ableiten:

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{dF(t)}{dt} \cdot \frac{1}{S(t)} = -\frac{dS(t)}{dt} \cdot \frac{1}{S(t)} = -\frac{d \ln S(t)}{dt} \quad (4.2)$$

Eine wichtige Rolle in ökonometrischen Verweildauermodellierungen spielt die integrierte Hazardrate

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(s) ds .$$

Intuitiv ist die integrierte Hazardrate schwer zu interpretieren, jedoch ergibt sich durch den Zusammenhang zur Überlebensfunktion und zur Dichte eine anschaulichere Darstellung:

Aus (4.2) erhält man

$$S(t) = \exp\left[-\int_0^t \lambda(s)ds\right] = \exp[-\Lambda(t)] \quad (4.3)$$

$$f(t) = \lambda(t) \exp\left[-\int_0^t \lambda(s)ds\right] = \lambda(t) \exp[-\Lambda(t)] \quad (4.4)$$

Die aufgezeigten Zusammenhänge zwischen $\lambda(t)$, $f(t)$, $S(t)$ und $\Lambda(t)$ zeigen, daß die Spezifikation einer Verweildauermodellierung durch die Hazardrate lediglich eine Alternative zu einer Darstellung durch die Dichtefunktion ist. Der Unterschied ergibt sich dadurch, daß die Hazardrate auf konditionalen Wahrscheinlichkeiten und die Dichtefunktion auf un konditionalen Wahrscheinlichkeiten beruht.

Gemäß der aufgezeigten Zusammenhänge läßt sich die erwartete Verweildauer durch die Überlebensfunktion ausdrücken und ergibt sich durch (s. Appendix B.1):

$$E(T) = \int_0^{\infty} S(t)dt = \int_0^{\infty} \exp[-\Lambda(t)]dt \quad (4.5)$$

4.3 Überlebensdauer verteilungen

Parametrische, wie auch semiparametrische Verweildauermodelle basieren auf statistischen Überlebensdauer verteilungen, von denen die Wichtigsten in kurzer Form dargestellt werden sollen:

4.3.1 Die Exponentialverteilung

Die Exponentialverteilung ist die bekannteste und einfachste Überlebensdauer verteilung. Die wichtigste Eigenschaft dieser Verteilung ist eine von der Verweildauer unabhängige und konstante Hazardrate:

$$\lambda(t) = \lambda .$$

Gemäß einer Modellierung durch eine Exponentialverteilung ist die konditionale Wahrscheinlichkeit für eine neue Transaktion unabhängig davon, wie lange der letzte Abschluß bereits zurückliegt.⁵ Der Nachteil einer solchen Spezifikation besteht darin, daß die

⁵ Man bezeichnet diese Eigenschaft auch als „Gedächtnislosigkeit der Exponentialverteilung“.

Exponentialverteilung nur sehr restriktiv verwendbar ist, da die Annahme einer im Zeitablauf konstanten Hazardrate in den wenigsten Problemstellungen tatsächlich gerechtfertigt ist. Für $\lambda > 0$ ergibt sich :

$$\begin{aligned} f(t) &= \lambda \exp(-\lambda t), \\ F(t) &= 1 - \exp(-\lambda t), \\ S(t) &= \exp(-\lambda t), \\ \Lambda(t) &= \lambda t. \end{aligned}$$

4.3.2 Die Weibullverteilung

Die Weibullverteilung kann als eine Verallgemeinerung der Exponentialverteilung betrachtet werden und ermöglicht durch zwei wählbare Parameter eine flexiblere Spezifikation. Die Hazardrate ergibt sich für $\lambda, \alpha > 0$ durch

$$\lambda(t) = \lambda \alpha t^{\alpha-1}.$$

Wie leicht einzusehen ist, gilt

$$\alpha \begin{cases} > \\ < \end{cases} 1 \Leftrightarrow \frac{d\lambda(t)}{dt} \begin{cases} > \\ < \end{cases} 0,$$

somit läßt sich durch die Parameterwahl von α eine steigende bzw. fallende Hazardrate spezifizieren, wobei man für $\alpha = 1$ als Spezialfall die Exponentialverteilung erhält. Entsprechend gilt:

$$\begin{aligned} f(t) &= \lambda \alpha t^{\alpha-1} \exp(-\lambda t^\alpha), \\ F(t) &= 1 - \exp(-\lambda t^\alpha), \\ S(t) &= \exp(-\lambda t^\alpha), \\ \Lambda(t) &= \lambda t^\alpha. \end{aligned}$$

Bei den dargestellten Überlebensdauerverteilungen können spezielle Hazardverläufe ausschließlich durch frei wählbare Parameter spezifiziert werden. Für die praktische Anwendung weisen diese Modelle jedoch zwei entscheidende Mängel auf:

1. Der Einfluß erklärender Variablen wird in diesen Modellierungen nicht berücksichtigt.
 2. Eine rein parametrische Spezifikation der Hazardrate ist für die meisten Anwendungen nicht flexibel genug, um reale Verweildauerverläufe adäquat darstellen zu können.
- Somit werden im folgenden erweiterte Ansätze aufgezeigt, in denen diese Aspekte Berücksichtigung finden.

4.4 Implementierung von erklärenden Variablen

Im folgenden werden Hazardraten in Abhängigkeit von erklärenden Variablen (Kovariaten) spezifiziert. Somit ergibt sich die konditionale Hazardrate unter der Bedingung der Ausprägungen der Kovariate durch

$$\lambda(t; \mathbf{X}) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h} P(t \leq T < t + h | T \geq t; \mathbf{X}) = \frac{f(t; \mathbf{X})}{S(t; \mathbf{X})}, \quad (4.6)$$

wobei mit \mathbf{X} der Kovariatenvektor bezeichnet wird.

Dabei muß jedoch beachtet werden, daß die Kovariate in einer Form implementiert werden, die gewährleistet, daß die Hazardrate der Nichtnegativitätsbedingung unterworfen ist. Aus diesem Grund werden die erklärenden Variablen im allgemeinen in exponentieller Form dargestellt, wodurch positive (negative) Ausprägungen der Kovariate die Hazardrate erhöhen (verringern) und $\lambda(t; \mathbf{X}) \in [0;1]$ garantiert ist.

Die einfachste Möglichkeit die Hazardrate in Abhängigkeit von Kovariaten darzustellen, ergibt sich durch

$$\lambda = \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}),$$

wobei mit $\boldsymbol{\beta}$ der Koeffizientenvektor bezeichnet wird. Im Fall einer zugrundeliegenden Weibullverteilung erhält man damit

$$\lambda(t; \mathbf{X}) = \alpha t^{\alpha-1} \exp(\mathbf{X}'\boldsymbol{\beta}).$$

Entsprechend berechnet sich der konditionale Erwartungswert der Verweildauer durch ⁶

$$E(T; X) = [\exp(-X'\beta)]^{\frac{1}{\alpha}} \Gamma(1 + \alpha^{-1}).$$
 ⁷

4.5 Proportionale Hazardmodelle

Im folgenden sollen semiparametrische Spezifikationen betrachtet werden, die eine flexiblere Darstellung realer Verweildauererläufe ermöglichen. Eine spezielle Form derartiger Ansätze, ergibt sich durch sog. proportionale Hazardmodelle.

Cox (1972) spezifizierte ein semiparametrisches Modell, in dem ein proportionaler Zusammenhang zwischen der Hazardrate und den in exponentieller Form dargestellten erklärenden Variablen unterstellt wird:

$$\lambda(t; X) = \lambda_0(t) \exp(X'\beta), \quad (4.7)$$

Dabei bezeichnet $\lambda_0(t)$ eine nichtspezifizierte sog. Basis-Hazardrate, durch die der zugrundeliegende zeitliche Verlauf der Hazardrate beschrieben wird, der von Kovariaten nicht erklärt werden kann. Für $\lambda_0(t) = 1$ bzw. $\lambda_0(t) = \alpha t^{\alpha-1}$ ergibt sich damit als Spezialfall ein Exponential- bzw. Weibullmodell. Somit stellt diese Spezifikation eine Verallgemeinerung parametrischer Verweildauermodellierungen dar.

Entsprechend erhält man die konditionale Dichte und die konditionale Überlebensfunktion durch

$$f(t; X) = \lambda_0(t) e^{X'\beta} \exp\left[-e^{X'\beta} \int_0^t \lambda_0(s) ds\right] \quad (4.8)$$

$$S(t; X) = \exp\left[-e^{X'\beta} \int_0^t \lambda_0(s) ds\right] = \exp\left[-e^{X'\beta} \Lambda_0(t)\right], \quad (4.9)$$

wobei

⁶ Vgl. Mood, Graybill und Boes (1974).

⁷ Mit $\Gamma(p) = \int_0^{\infty} x^{p-1} e^{-x} dx$ wird die sog. Gammafunktion bezeichnet. Beachtet man, daß $\Gamma(2) = 1$ gilt, so ergibt sich für $\alpha = 1$ die konditionale erwartete Verweildauer der Exponentialverteilung $E(T; X) = \exp(-X'\beta)$.

$$\Lambda_0(t) = \int_0^t \lambda_0(s) ds$$

die integrierte Basis-Hazardrate bezeichnet.

Charakteristisch für diese Modelle ist die Eigenschaft, daß der marginale Effekt der Kovariate auf die Hazardrate unabhängig von der Verweildauer t ist (vgl. Kiefer (1988)), d.h.

$$\partial \ln \lambda(t; X) / \partial X = \beta. \quad (4.10)$$

Bei der Schätzung eines Cox-Modells werden die Koeffizienten β unabhängig von $\lambda_0(t)$ geschätzt. Ein solches Verfahren basiert auf der Ermittlung einer Ordnungsstatistik, sowie der entsprechenden Rangstatistik für die Verweildauern:

$$O(t) = [t_{(1)}, \dots, t_{(n)}] \quad ; \quad R(t) = [(1), \dots, (n)]$$

Definiert man eine streng monoton ansteigende und differenzierbare Transformation der Verweildauern von $(0; \infty)$ auf $(0; \infty)$, dann läßt sich zeigen, daß eine Schätzung von β invariant gegenüber Transformationen dieser Art ist (s. Appendix B.2). Entsprechend bleibt die Ordnungsstatistik von derartigen Transformationen unberührt, womit die Rangstatistik bei unbekanntem $\lambda_0(t)$ suffizient für eine Schätzung von β ist (vgl. Kalbfleisch und Prentice (1980), Barnard (1963)). Die Schätzung von β erfolgt sodann durch Maximierung der partiellen Likelihoodfunktion

$$\prod_{i=1}^n \frac{\lambda(t_{(i)}; X_{(i)})}{\sum_{l \in R(t_{(i)})} \lambda(t_{(i)}; X_l)} = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(X_{(i)}' \beta)}{\sum_{l \in R(t_{(i)})} \exp(X_l' \beta)}, \quad (4.11)$$

d.h. dem Produkt über die konditionalen Wahrscheinlichkeiten für eine Beendigung der Verweildauer in $t_{(i)}$, unter der Bedingung, daß $R(t_{(i)})$ Beobachtungen zur Risikomenge gehören.

⁸ Dabei bezeichnet $t_{(i)}$ die i -te Verweildauer mit den entsprechenden Ausprägungen der Kovariate $X_{(i)}$ und $R(t_{(i)}) = \{(i), (i+1), \dots, (n)\}$ die sog. Risikomenge, d.h. die Menge aller Verweildauern, die mindestens so hoch sind wie $t_{(i)}$.

Eine derartige Vorgehensweise führt nur dann zum Ziel, wenn es bei den Verweildauern keine Bindungen gibt, d.h. identische Verweildauern, denen der gleiche (mittlere) Rang zugeordnet wird. Sobald Bindungen auftreten, ist die Rangstatistik nicht mehr suffizient für eine Schätzung von β ⁹ und es können nur noch approximative Verfahren eingesetzt werden (vgl. Kalbfleisch und Prentice (1980)). Es ist leicht einzusehen, daß derartige Approximationen um so ungenauer werden, je mehr Bindungen zwischen den Verweildauern existieren.

Gerade bei hochfrequenten Transaktionsdaten treten Verweildauern naturgemäß sehr gehäuft auf (vgl. Deskriptive Statistiken, Anhang A), was zu deutlichen Verzerrungen der Schätzungen führt. Die Spezifikation durch ein Cox-Modell kann somit nur dann verwendet werden, wenn ein Datensatz keine gravierenden Häufungspunkte enthält.

Ein weiterer Nachteil der Cox-Spezifikation ist die aufwendige Implementierung von Heterogenität. Unter Heterogenität versteht man in diesem Zusammenhang den Einfluß von unbeobachtbaren individuellen Effekten auf die erklärenden Variablen.

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, derartige Effekte in Verweildaueranalysen zu berücksichtigen: Eine Vorgehensweise besteht darin, nichtparametrische Modellierungen zu verwenden, die Robustheit gegenüber Heterogenität aufweisen. Kaplan und Meier (1958) schlagen eine solche Vorgehensweise bei der Schätzung von Überlebensfunktionen vor (Kaplan-Meier-Schätzung). Der entscheidende Nachteil eines solchen Ansatzes ist jedoch, daß aus einer rein nichtparametrischen Schätzung keine Aussagen darüber abgeleitet werden können, ob Heterogenitätseffekte nun tatsächlich existieren und wie sich diese auf die Kovariate auswirken.

Modelliert man Heterogenität parametrisch, so können diese Effekte genauer erfaßt werden.¹⁰ Im Cox-Modell erfordert die Implementierung von Heterogenität die Einführung einer Zufallsvariablen für jede Verweildauer, durch die heterogene Effekte beschrieben werden. Die Schätzung der partiellen Likelihood wird sodann sehr aufwendig, da nun nicht mehr nur über alle Beobachtungen der Risikomenge $R(t_{(i)})$ aufsummiert werden muß, sondern darüber hinaus auch über die Ausprägungen der Heterogenitätsvariablen jeder

⁹ In diesem Fall können durch Permutationen identischer Verweildauern mehrere mögliche Ordnungsstatistiken erzeugt werden, wodurch die Ordnungs- und Rangstatistik nicht mehr eindeutig ist.

¹⁰ Vgl. Heckman und Singer (1984).

Verweildauer. Besonders bei großen Datensätzen erhöht sich dadurch der Rechenaufwand gravierend.

Aus den dargestellten Gründen erscheint es notwendig, alternative Methoden für die Analyse von Verweildauern zu verwenden. Somit soll im folgenden eine Spezifikation von Han und Hausman (1990) dargestellt werden, die zwar ebenfalls auf einem Cox-Ansatz basiert, diesem gegenüber jedoch entscheidende Vorteile aufweist.

4.6 Der Han-Hausman-Ansatz

Die Modellierung von Han und Hausman (1990) beruht auf einer Cox-Spezifikation proportionaler Hazardmodelle. Die zentrale Idee ist eine Kategorisierung der Verweildauern, womit eine Schätzung nicht mehr auf den Rängen einzelner Beobachtungen basiert und aus diesem Grund auch keinen Verzerrungen durch das Auftreten von Bindungen unterliegt.

Han und Hausman verwenden dieses Modell zur Analyse von Arbeitslosigkeitsdauern, wobei eine Übertragung dieses Ansatzes auf die Untersuchung von Transaktionsdaten problemlos möglich ist: Somit ergeben sich an einem Börsentag $i = 1, 2, \dots, n$ Verweildauern, die entsprechende Ausprägungen t_i annehmen. Diese Verweildauern t_i werden in k Kategorien eingeteilt, wobei mit $t = 1, 2, \dots, k$ die entsprechenden Klassengrenzen bezeichnet werden.

Bei Anwendung des Han-Hausman-Ansatzes für die Analyse von Transaktionsdaten ist allerdings zu beachten, daß für die Verweildauern nur konditionale Unabhängigkeit unter der Bedingung der aufgetretenen Informationen unterstellt werden kann.¹¹ Verwendet man geeignete Kovariate als Indikatoren für die Informationsbildung auf dem Markt (vgl. Abschnitt 5.2), so erhält man für die Zeitdifferenzen zwischen den Transaktionen konditionale Unabhängigkeit unter der Bedingung der jeweiligen Ausprägungen der entsprechenden Regressoren.

Ausgangspunkt der Analyse ist die Cox-Spezifikation eines proportionalen konditionalen

¹¹ Gemäß Kapitel 2 sind Verweildauern konditional unabhängig, unter der Bedingung der aufgetretenen Informationen, jedoch unkonkonditional positiv seriell korreliert.

Hazardmodells (gegeben die Regressoren), wobei die erklärenden Variablen mit negativem Vorzeichen in die Hazardrate eingehen: ¹²

$$\lambda(t_i; X_i) = \lambda_0(t_i) \exp(-X_i' \beta) \quad ; \quad i = 1, \dots, n \quad (4.12)$$

Im folgenden ergibt sich eine Zufallsvariable ε_i durch :

$$\varepsilon_i \equiv \ln \Lambda_0(t_i) - X_i' \beta = \ln \int_0^{t_i} \lambda_0(s) ds - X_i' \beta \quad (4.13)$$

Betrachtet man $\ln \Lambda_0(t_i)$ als eine Transformation der Verweildauer t_i , so ergibt sich durch

$$t_i^* \equiv \ln \Lambda_0(t_i) = X_i' \beta + \varepsilon_i \quad (4.14)$$

ein lineares Modell für die transformierte Verweildauer t_i^* , wobei die Zufallsvariablen ε_i konditional unabhängig identisch verteilt sind, unter der Bedingung der jeweiligen Ausprägungen der Kovariate. Wie in Appendix B.3 gezeigt wird, erhält man für die Verteilung der Zufallsvariablen ε_i eine Extremwertverteilung mit der Dichte

$$f_{\varepsilon_i}(E) = \exp(E - e^E). \quad (4.15)$$

Damit entspricht (4.14) weitgehend einem Ordered Logit-Ansatz, wobei beachtet werden muß, daß die im Ordered Logit-Modell verwendete logistische Verteilung nicht exakt der Dichte (4.15) entspricht, jedoch eine hinreichend genaue Approximation darstellt. Definiert man

$$\delta_t \equiv \ln \Lambda_0(t) = \ln \int_0^t \lambda_0(s) ds, \quad (4.16)$$

wobei t die Klassengrenzen der Verweildauerkategorien beschreibt, so ergibt sich die konditionale Wahrscheinlichkeit dafür, daß eine Verweildauer t_i in Periode t liegt, d.h.

¹² Eine solche Spezifikation ändert an der grundlegenden Analyse nichts, jedoch begründet sich der Vorteil darin, daß die Vorzeichen der geschätzten Koeffizienten β nun positiv auf die erwartete Verweildauer wirken (vgl. mit Abschnitt 4.4), in dem Sinne, daß ein positiver (negativer) Koeffizient die erwartete Verweildauer erhöht (verringert), was im Einklang mit der Interpretation von Koeffizienten in einem Ordered Logit-Modell steht (vgl. Greene (1993)).

¹³ Die Extremwertverteilung ergibt sich u.a. durch Transformation einer Exponentialverteilung: Sei T exponentialverteilt, so läßt sich mittels Transformation einfach zeigen, daß die Zufallsvariable $W = Y - \alpha$ gemäß der Dichte $f_{\varepsilon_i}(E)$ verteilt ist, wobei $Y = \log T$ und α eine Konstante darstellt (vgl. Johnson und Kotz (1970)).

$t_i \in (t-1; t]$ unter der Bedingung der Ausprägungen der Kovariate, durch (Appendix B.4)

$$P(t-1 < t_i \leq t | X_i) = \int_{\delta_{t-1} - X_i' \beta}^{\delta_t - X_i' \beta} f_{\varepsilon}(\mathbf{E}) d\mathbf{E}. \quad (4.17)$$

Definiert man eine Indikatorvariable durch

$$y_{it} = \begin{cases} 1 & , \text{ wenn } t_i \in (t-1; t] \\ 0 & , \end{cases}$$

so erhält man die Log-Likelihood-Funktion durch

$$\log L(\beta; \delta_t) = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^k y_{it} \log P(t-1 < t_i \leq t | X_i) = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^k y_{it} \log \int_{\delta_{t-1} - X_i' \beta}^{\delta_t - X_i' \beta} f_{\varepsilon_i}(\mathbf{E}) d\mathbf{E}. \quad (4.18)$$

Der entscheidende Vorteil einer solchen Spezifikation besteht darin, daß die Problematik, die im ursprünglichen Cox-Ansatz durch das Auftreten von Bindungen entsteht, nun keine Rolle mehr spielt. Wählt man eine entsprechend feine Kategorisierung, so wird die Schätzgüte dadurch nicht vermindert und es lassen sich auch geringe Verweildauern, die bei Transaktionsdaten häufig vorkommen, adäquat modellieren. Ein weiterer Vorzug dieses Modells ergibt sich dadurch, daß die Basis-Überlebensfunktion durch die Koeffizienten δ_t in einem Schritt mit den Parametern β mitgeschätzt werden kann.

Unterstellt man für die Verteilung der ε_i eine Standardnormalverteilung, so ergibt sich (4.14) als ein Ordered Probit-Modell, wobei dieser Ansatz nicht direkt aus der ursprünglichen Cox-Spezifikation resultiert. Da sich die Standardnormalverteilung und die Extremwertverteilung vorwiegend nur an den Rändern voneinander unterscheiden, kann auch das Ordered Probit-Modell als sehr gute Approximation von (4.14) verwendet werden.

Aus den geschätzten Schwellenwerten δ_t lassen sich die entsprechenden Werte der Basis-Überlebensfunktion direkt ableiten: Verwendet man den Zusammenhang (4.16) und (4.3), so ergibt sich

$$S_0(t) = \exp(-\exp(\delta_t)) \quad ; \quad t = 1, \dots, k \quad (4.19)$$

Da die Basis-Überlebensfunktion nur an den diskreten Stellen $t = 1, \dots, k$ geschätzt werden kann, läßt sich eine stetige Basis-Hazardfunktion nicht direkt ermitteln. Jedoch kann die diskrete Basis-Hazardrate, d.h. die konditionale Basis-Wahrscheinlichkeit für ein Ende der Verweildauer zwischen t und $t+1$, unter der Bedingung, daß die letzte Transaktion bereits mindestens t Einheiten zurückliegt, wie folgt berechnet werden:

$$P_0(t \leq T < t+1 | T \geq t) = \frac{P_0(t \leq T < t+1)}{P_0(T \geq t)} = \frac{S_0(t) - S_0(t+1)}{S_0(t)} \quad (4.20)$$

Gemäß (4.1) erhält man die stetige Basis-Hazardrate als Grenzwert, wenn die Klassenbreite asymptotisch gegen Null geht. Da aufgrund der Kategorisierung zwischen t und $t+1$ keine Funktionswerte berechnet werden können, ist eine stetige Basis-Hazardrate nur durch aufwendige numerische Näherungsverfahren zu ermitteln, auf die in diesem Kontext verzichtet werden soll.

Um Heterogenitätseffekte berücksichtigen zu können, wird eine Zufallsvariable Ω in die Hazardfunktion implementiert, durch die derartige Effekte beschrieben werden. Somit spezifiziert man die konditionale Hazardrate unter der Bedingung der Ausprägungen der Kovariate und Heterogenität durch

$$\lambda(t_i; X_i | \omega_i) = \lambda_0(t_i) \omega_i \exp(X_i' \beta) ; i = 1, \dots, n \quad (4.21)$$

Gemäß einer häufigen Vorgehensweise¹⁴ wird für die Verteilung des Heterogenitätsparameters ω_i eine Gammaverteilung unterstellt. Der Vorteil einer Gammaverteilung besteht darin, daß durch eine entsprechende Parameterwahl sehr vielfältige Verteilungsverläufe beschrieben werden können, wodurch die Gammaverteilung eine hohe Flexibilität erlangt. Han und Hausman (1990), wie auch Lancaster (1979) wählen eine Gamma-Verteilung mit Erwartungswert $E(\Omega_i) = 1$ und Varianz $V(\Omega_i) = 1/\theta$. Damit ergibt sich die Dichte in Abhängigkeit des Heterogenitätsparameters durch¹⁵

$$f_{\Omega_i}(\omega) = \frac{\omega^{\theta-1} \theta^\theta e^{-\theta\omega}}{\Gamma(\theta)} . \quad (4.22)$$

¹⁴ Vgl. Lancaster (1979) und Greene (1993).

¹⁵ Vgl. Mood, Graybill und Boes (1974).

Entsprechend erhält man die konditionale Überlebensfunktion durch

$$S(t_i; X_i | \omega_i) = \exp \left[-\omega_i \exp(X_i' \beta) \int_0^{t_i} \lambda_0(s) ds \right] \quad (4.23)$$

und die totale Überlebensfunktion durch (s. Appendix B.5):

$$S(t_i; X_i) = \int_0^{\infty} S(t_i; X_i | \omega_i) \cdot f_{\omega_i}(\omega) d\omega = \left[1 + \theta^{-1} \exp(X_i' \beta) \Lambda_0(t_i) \right]^{-\theta}. \quad (4.24)$$

Somit besteht ein großer Vorteil dieser Vorgehensweise darin, daß sich die Überlebensfunktion mit Berücksichtigung von Gamma-Heterogenität in geschlossener Form berechnen läßt.

Die adäquate Implementierung von Heterogenität wird in der Literatur unterschiedlich diskutiert. Heckman und Singer (1984) betonen die Notwendigkeit parametrischer Ansätze, kritisieren aber zugleich eine Überparametrisierung in vielen Modellen. Manton, Stalard und Vaupel (1986) erörtern, inwieweit Heterogenitätseffekte überhaupt eine Rolle spielen, wenn die Basis-Hazardrate geeignet spezifiziert wird.

Han und Hausman (1990) zeigen in ihrer Analyse von Arbeitslosigkeitsdauern, daß die Schätzergebnisse durch die Berücksichtigung von Heterogenität in sehr geringem Maße verändert werden. Natürlich darf bei der Bewertung derartiger Resultate und Diskussionen nicht übersehen werden, daß sich bei verschiedenen Problem- und Fragestellungen, die mit Verweildauermodellen analysiert werden, derartige Effekte auch sehr unterschiedlich auswirken können. Somit bleibt zu überprüfen, inwieweit Heterogenitätseigenschaften bei Transaktionsdaten eine Rolle spielen.

Die Log-Likelihoodfunktion unter Verwendung von Gamma-Heterogenität bestimmt sich analog zu (4.18) durch

$$\begin{aligned} \log L(\beta; \delta_i; \omega) &= \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^k y_{it} \log [S(t; X_i) - S(t-1; X_i)] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^k y_{it} \log \left[\left[1 + \theta^{-1} \exp(X_i' \beta) \Lambda_0(t) \right]^{-\theta} - \left[1 + \theta^{-1} \exp(X_i' \beta) \Lambda_0(t-1) \right]^{-\theta} \right]. \end{aligned} \quad (4.25)$$

Durch numerische Verfahren lassen sich die entsprechenden ML-Schätzer $\bar{\mu} = (\bar{\beta}, \bar{\delta}_t, \bar{\omega})$ ermitteln. Unter den bekannten Regularitätsbedingungen (vgl. Rohatgi (1976)) gelten damit die asymptotischen Eigenschaften des ML-Schätzers, d.h.

$$\sqrt{n}(\bar{\mu} - \mu_0) \stackrel{a}{\sim} N\left(0; \left[\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \frac{\partial^2 \log L(\mu)}{\partial \mu \partial \mu'} \right]^{-1}\right).$$

5. Empirische Analyse der Zeit zwischen Transaktionen

5.1 Transaktionsdaten der LIFFE und der DTB

Um die ökonomischen Implikationen aus Abschnitt 2.6 zu überprüfen, werden zeitgestempelte Transaktionsdaten des Bund-Future-Handels der DTB und der LIFFE für den Zeitraum Oktober 1995 analysiert. Da an Wochenenden und Feiertagen kein Handel stattfindet, ergeben sich damit jeweils 21 zu untersuchende Börsentage.

Im folgenden ist zunächst zu berücksichtigen, daß die Daten aufgrund der institutionellen Rahmenbedingungen beider Handelssysteme in unterschiedlicher Form und Qualität vorliegen. So ergibt sich bei der Analyse von LIFFE-Transaktionen das Problem, daß die jeweiligen Volumina ungenau erfaßt werden und somit nur eine beschränkte Aussagekraft besitzen (vgl. Abschnitt 3.2.1), wohingegen eine Angabe der entsprechenden Kurse und Geld-Brief-Spannen in exakter Form möglich ist.

Dagegen können die jeweils gehandelten Volumina an der DTB durch das elektronische Limitorderbuch exakt festgehalten werden, wobei die Staffelung der Aufträge im Auftragsbuch und die daraus resultierende Abhängigkeit zwischen Preisspannen und Ordergrößen (vgl. Abschnitt 3.2.2) eine Bestimmung der Geld-Brief-Spannen erschwert. Da eine Ermittlung der Preisspanne nur durch eine Analyse des Orderbuches möglich ist, die DTB für Nicht-Handelsteilnehmer jedoch keine Einblicke in das Auftragsbuch gewährt, können die Geld-Brief-Spannen somit nicht erfaßt werden. Damit sind aus den DTB-Daten lediglich die Kurse, zu denen die jeweiligen Transaktionen durchgeführt werden, sowie die entsprechenden Volumina zu entnehmen.

Die zeitliche Erfassung der Abschlüsse erfolgt durch die jeweilige Uhrzeit, die an der LIFFE bis auf Sekunden bzw. an der DTB bis auf tausendstel Sekunden genau gemessen wird. Somit ist nicht nur eine exakte Angabe der Zeit zwischen den Transaktionen möglich, sondern auch die Berücksichtigung von Saisonalitäten innerhalb des Tages, die auf bestimmte Uhrzeiteffekte zurückzuführen sind.

5.2 Erklärende Variablen

Die abhängige Variable DT ergibt sich im folgenden durch die zeitliche Differenz zwischen der aktuellen und der zuletzt getätigten Transaktion. Um den Han-Hausman-Ansatz

anwenden zu können, ist es notwendig, die Verweildauern geeignet zu kategorisieren. Hierbei muß berücksichtigt werden, daß die Verteilung der Zeitdifferenzen stark rechtschief ist, wodurch die Klassenbreiten der unteren Klassen wesentlich kleiner gewählt werden müssen, als die der höheren Kategorien, um eine weitgehend gleichmäßige Besetzungszahl der Klassen zu erhalten. Desweiteren darf die Kategorienanzahl einerseits nicht zu gering gewählt werden, um eine möglichst genaue Basis-Überlebensfunktion herzuleiten, aber andererseits auch nicht zu hoch bestimmt werden, um Signifikanz für die Schwellenwerte δ_t zu gewährleisten.

Da die Zeitdifferenzen an der DTB bis auf tausendstel Sekunden genau gemessen werden, ist es möglich, geringe Verweildauern der DTB feiner zu kategorisieren als im LIFFE-Datensatz. Tabelle 10¹ zeigt die Besetzungszahlen der gewählten Kategorisierungen für die gepoolten Beobachtungen der LIFFE und der DTB.

Um den Einfluß des Transaktionsvolumens auf die Verweildauer empirisch zu analysieren, sind für beide Datensätze unterschiedliche Variablen zu konstruieren. An der DTB wird das Transaktionsvolumen exakt erfaßt, wodurch diese Größe auch direkt als erklärende Variable (V) in den Regressionen verwendet werden kann.

Betrachtet man die Verteilung der LIFFE-Volumina, so zeigt sich ein eindeutiger Modalwert von 41 gehandelten Einheiten (vgl. Tabelle 11),² woraus zu schließen ist, daß dieser Wert als Richtgröße für Transaktionen dient, deren Volumen im „Normalbereich“ liegt. Somit wird für den LIFFE-Datensatz eine Volumendummy VD konstruiert, die den Wert Eins annimmt, wenn das Transaktionsvolumen mindestens 41 Einheiten beträgt.

Desweiteren ist auch zu überprüfen, welchen Einfluß die Volumina vergangener Transaktionen auf die aktuelle Verweildauer haben (Hypothese H4). Da die Aussagekraft der Volumina einzelner Transaktionen aus den bereits diskutierten Gründen beschränkt ist, bietet es sich an, aggregierte Volumina zu betrachten, die innerhalb eines bestimmten Zeitrahmens liegen. Somit beschreibt KV_{xy} die Summe der Volumina aller Transaktionen, die zwischen der x-ten und y-ten Minute vor dem aktuellen Zeitpunkt getätigt wurden.

Da die kumulierten Volumina auch von der Zeit zwischen den entsprechenden Ab-

¹ Alle Tabellen sind im Anhang zu finden.

² Eine Einheit entspricht 250 000 DM nominal (vgl. Abschnitt 3.2).

schlüssen abhängen,³ dienen diese Größen als gute Indikatoren für die Existenz von Informationen auf dem Markt.⁴

Der Nachteil dieser Spezifikation ist jedoch, daß sich anhand einer solchen erklärenden Variablen der Informationsgehalt, der aus den Transaktionsvolumina selbst hervorgeht, (ohne den Einfluß der Verweildauern als zusätzliche Informationsindikatoren) nicht überprüfen läßt. Aus diesem Grund wird als Alternative das durchschnittliche Volumen der Abschlüsse in den jeweiligen Zeitintervallen betrachtet. Entsprechend ergibt sich durch Dvx_y das arithmetische Mittel aller Volumina, die zwischen der x-ten und y-ten Minute vor dem aktuellen Zeitpunkt gehandelt wurden.

Um den Zusammenhang zwischen der Geld-Brief-Spanne und der Verweildauer zu analysieren, ist es sinnvoll, Dummyvariablen zu verwenden, da über 99% aller Beobachtungen die Ausprägungen 1,2 oder 3 annehmen (vgl. Tabelle 12). Um den Einfluß unterschiedlich großer Preisspannen zu untersuchen, werden zwei Dummyvariablen DP2 und DP3 definiert, die als Indikatoren für Preisspannen der Größe von mindestens zwei bzw. drei Ticks dienen.

Durch die Erfassung der Kurse, zu denen die jeweiligen Transaktionen getätigt werden, ergibt sich die Möglichkeit zwei weitere Kovariate zu konstruieren, die ebenfalls als Indikatoren für die Existenz von Marktinformationen zu verwenden sind. Zum einen kann überprüft werden, inwieweit sich vergangene Kursschwankungen auf die aktuelle Verweildauer auswirken. Zu diesem Zweck werden Dummys $KURsx$ definiert, die den Wert Eins annehmen, wenn sich in den x vergangenen Zeitpunkten keine Kursänderung ergeben hat. Bei LIFFE-Transaktionen ist es darüber hinaus möglich, einzelne Abschlüsse als Käufe bzw. Verkäufe zu identifizieren: Somit liegt eine Kauftransaktion (Verkaufstransaktion) vor, wenn der Preis mindestens (höchstens) so hoch wie der Briefkurs (Geldkurs) ist.⁵

Damit kann untersucht werden, ob sich die Zeitdifferenzen zwischen einzelnen Käufen bzw. Verkäufen signifikant unterscheiden. Desweiteren läßt sich überprüfen, ob vergange-

³ Es ist leicht einzusehen, daß das kumulierte Volumen um so höher wird, je mehr Transaktionen im jeweiligen Zeitintervall stattfinden, d.h. je kürzer die entsprechenden Verweildauern werden.

⁴ Oftmals wird das aggregierte Volumen auch von Börsen-Informationssystemen ausgewiesen. Damit hat ein Anleger jederzeit einen genauen Überblick über die bis zu diesem Zeitpunkt erfolgten Abschlüsse und kann daraus auf die Existenz von Informationen schließen.

⁵ Transaktionen, bei denen der Preis zwischen Geld- und Briefkurs liegt, lassen sich keiner der beiden Kategorien zuordnen.

ne Kauf-Verkauf-Sequenzen Indikatoren für die Existenz von Informationen darstellen und damit einen Einfluß auf die Verweildauer haben. Dahinter steht die Überlegung, daß das Auftreten von Marktinformationen wahrscheinlicher wird, wenn sich in den zurückliegenden Perioden überwiegend nur Abschlüsse eines Typs (d.h. Kauf oder Verkauf) ereignet haben. Zu diesem Zweck wird für den LIFFE-Datensatz eine Dummyvariable $KFVK_x$ definiert, die den Wert Eins annimmt, wenn die letzten x Transaktionen ausschließlich vom gleichen Typ waren.

Der Handel an der LIFFE erfolgt zwischen 07:30 Uhr und 16:15 Uhr, während der Bund-Future an der DTB zwischen 08:00 Uhr und 17:30 Uhr gehandelt wird. Anhand Tabelle 13 lassen sich eindeutige Saisonalitätseffekte innerhalb eines Börsentages erkennen. An der LIFFE zeigt sich zu Beginn und Ende eines Tages ein sehr aktiver Handel (d.h. geringe Zeitdifferenzen zwischen den Transaktionen), der gegen Mittag ruhiger wird und zwischen 12 Uhr und 13 Uhr die höchsten Verweildauern aufweist. An der DTB ergibt sich für den Vormittagshandel ein ähnlicher Verlauf, wohingegen der Handel zu Beginn des Nachmittags wieder sehr aktiv wird⁶ und sich in den letzten zwei Börsenstunden beruhigt.

Um derartige Effekte zu beschreiben, werden für den LIFFE-Handel folgende Uhrzeit-Dummys konstruiert⁷:

$$HH\ 1 \equiv \begin{cases} 1; & \text{falls } hh \leq 9 \text{ oder } hh \geq 14 \\ 0; & \text{sonst} \end{cases} \quad ; \quad HH\ 2 \equiv \begin{cases} 1; \\ 0; \end{cases}$$

Entsprechend ergibt sich für den DTB-Handel:

$$HH\ 1 \equiv \begin{cases} 1; & \text{falls } hh = 14 \text{ oder } hh = 15 \\ 0; \end{cases} \quad ; \quad HH\ 2 \equiv \begin{cases} 1; & \text{falls } hh = 12 \text{ oder } hh = 17 \\ 0; \end{cases}$$

Um gepoolte Regressionen durchzuführen, ist es notwendig, Dummyvariablen zu konstruieren, um Tageseffekte, die durch besondere wirtschaftspolitische Ereignisse entstehen, aufzufangen. Aus Tabelle 14 geht hervor, daß es deutliche Unterschiede zwischen den durchschnittlichen Verweildauern einzelner Tage gibt.

⁶ An der DTB läßt sich zwischen 14 Uhr und 15 Uhr ein deutlicher Anstieg der Handelsaktivitäten beobachten, der vermutlich mit dem Börsenbeginn in New York um 14:30 Uhr (MEZ) in Zusammenhang steht. Ein ähnlicher Effekt ist an der LIFFE zwar auch zu erkennen, jedoch nicht mit vergleichbarer Deutlichkeit.

Somit ergeben sich entsprechende Dummyvariablen für den LIFFE- Handel ⁸ durch

$$\text{TAG1} \equiv \begin{cases} 1; \\ 0; \end{cases} \quad ; \text{TAG2} \equiv \begin{cases} 1; \\ 0; \end{cases}$$

und für die DTB durch

$$\text{TAG1} \equiv \begin{cases} 1; & \text{falls } D = 5, 6, 13, 18, 19, 26, 27 \\ 0; & \text{sonst} \end{cases} ; \text{TAG2} \equiv \begin{cases} 1; & \text{falls } D = 4, 9, 16, 24, 30 \\ 0; & \text{sonst} \end{cases}$$

Da die Verweildauer DT durch die Zeitdifferenz zwischen der aktuellen und der zuletzt getätigten Transaktion definiert ist, werden mit Ausnahme der jeweiligen Stunden- und Tagesdummys in den Regressionen grundsätzlich nur verzögerte Kovariate verwendet. Im folgenden wird eine mit Lag x verzögerte Variable durch die Notation Lx gekennzeichnet.

5.3 Empirische Analyse von LIFFE- und DTB-Transaktionen

Die Untersuchung der 21 Handelstage des Oktobers 1995 zeigt eine weitgehende Kongruenz einzelner Börsentage, wodurch es nicht notwendig ist, alle Einzelregressionen darzustellen. Vielmehr wird im folgenden zunächst ein Handelstag exemplarisch analysiert ⁹ und die Übereinstimmung mit den anderen Börsentagen im Rahmen einer Poolregression überprüft.

Verwendung findet in diesem Rahmen ein Ordered Logit-Modell als Approximation für den Han-Hausman-Ansatz (vgl. Abschnitt 4.6). Um die Robustheit der Regressionsergebnisse in bezug auf die Spezifikation der Zufallsvariablen ε zu überprüfen, wird die Untersuchung auch auf Basis eines Ordered Probit-Modells durchgeführt.

Im folgenden ist zu beachten, daß sich gemäß Spezifikation (4.12) (Abschnitt 4.6), negative Koeffizienten positiv auf die Hazardrate auswirken und damit die konditionale Wahrscheinlichkeit für eine erneute Transaktion erhöhen bzw. die erwartete Verweildauer verringern.

⁷ Die Variable hh bezeichnet den Stundenwert der jeweiligen Uhrzeiten, d.h. hh=12 bezeichnet alle Transaktionen, die zwischen 12 Uhr und 13 Uhr liegen.

⁸ Die Variable D bezeichnet den jeweiligen Tag im Oktober 1995.

⁹ Hierbei wird der 10.10.1995 betrachtet.

erhöhen. Entsprechend kann auch Signifikanz für DP3, d.h. Preisspannen der Größe von mindestens drei Ticks aufgezeigt werden.

Für die Kurs-Dummy KURS4 ergibt sich im Rahmen dieser Regression keine Signifikanz, wobei dieses Ergebnis leicht irrtümlich zu interpretieren ist. Vielmehr ist eine deutliche Abhängigkeit zwischen dieser Variablen und den verzögerten Verweildauern zu beobachten, wodurch sich die Signifikanz dieses Regressors naturgemäß verschlechtert. Somit erhält man für diese Variable nur dann einen signifikanten Koeffizienten, wenn die verzögerten Zeiten zwischen den Transaktionen aus der Regression eliminiert werden.¹³ Dabei zeigt sich, daß das Ausbleiben von Kursänderungen die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen verringert und damit die erwartete Verweildauer erhöht.

Der negative Koeffizient der Variablen KFVK5¹⁴ verdeutlicht, daß das Auftreten mehrerer (in diesem Fall 5) Kauftransaktionen bzw. Verkaufstransaktionen in Folge die erwartete Verweildauer signifikant verkürzt. Wie in Abschnitt 2.3 gezeigt wird, erhöht der Market-maker die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines hohen (niedrigen) Signals, wenn ein Anleger kaufen (verkaufen) möchte. Entsprechend wird diese Wahrscheinlichkeit und damit die erwartete Dauer bis zur nächsten Transaktion um so höher, je mehr Käufe (Verkäufe) hintereinander folgen. Dagegen implizieren häufige Wechsel zwischen Kauf- und Verkaufsabschlüssen, daß es keine maßgeblichen Informationen einer bestimmten Richtung auf dem Markt gibt und die getätigten Abschlüsse überwiegend nur von Noise-Tradern durchgeführt werden.

Die folgende Regression überprüft den Einfluß aggregierter Volumina vergangener Transaktionen auf die aktuelle Verweildauer. Da in den Regressionen auch bis zur Periode t-4 verzögerte Zeitdifferenzen verwendet werden, ist es notwendig, vergangene Volumina erst ab Zeitpunkt t-5 zu berücksichtigen, um eine zu starke Abhängigkeit zwischen den Regressoren zu vermeiden. Damit ergibt sich KV05 im folgenden durch die kumulierten Volumina der vergangenen 5 Minuten, wobei die 4 zuletzt getätigten Abschlüsse nicht berücksichtigt werden:

¹³ In diesem Fall zeigt sich Signifikanz unter Berücksichtigung von mindestens 4 vergangenen Transaktionen.

¹⁴ Signifikanz dieses Regressors kann auf der Basis von mindestens 5 verzögerten Transaktionen aufgezeigt werden.

Ordered Logit-Schätzung
 Iterationen: 4 Chi2(12) = 452.66
 Beobachtungen: 2040 ¹⁵ Signifikanz = 0.0000
 Log Likelihood = - 5713.6208 Pseudo R² = 0.0381

Abhängige Variable: DT										
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KFVK5	KURS4	KV0_5	KV5_10	KV10_20	DP2L1
Koeff.	.00767	.00652	.00480	.00172	-.29850	.09498	-.00116	-.00010	.00007	-.26939
Std. abw.	.00245	.00263	.00272	.00284	.12278	.13793	.00014	.00013	.00007	.09042
z ~ N(0;1)	3.124	2.481	1.781	0.608	-2.431	0.689	-8.133	-0.883	1.020	-2.979
Signifikanz	0.002	0.013	0.075	0.543	0.015	0.491	0.000	0.377	0.308	0.003

Kovariate	HH1	HH2
Koeff.	-.34962	.64444
Std. abw.	-2.800	2.582
z ~ N(0;1)	.12484	.24957
Signifikanz	0.005	0.010

Tab. 2 Regression 2; 10.10.1995; LIFFE

Regression 2 zeigt, daß die kumulierten Volumina vergangener Abschlüsse innerhalb der letzten 5 Minuten einen signifikant negativen Einfluß auf die aktuelle Verweildauer haben, womit Hypothese H4 bestätigt werden kann.

Auffallend ist die Verschlechterung der Signifikanz der verzögerten Zeitdifferenzen. Hier zeigt sich, obwohl die vier zuletzt getätigten Abschlüsse im kumulierten Volumen nicht berücksichtigt wurden, Abhängigkeiten zwischen diesen Kovariaten, die darauf zurückzuführen sind, daß das aggregierte Volumen natürlich nicht nur die aktuelle, sondern auch die verzögerten Verweildauern beeinflusst.

Die aufgezeigten Zusammenhänge können für die anderen Börsentage weitgehend bestätigt werden. Im folgenden wird die Zuverlässigkeit der Ergebnisse durch eine breitere Datenbasis im Rahmen einer gepoolten Regression überprüft. Wichtig ist hierbei die Implementierung von Tagesdummys, um besondere Tageseffekte, die aufgrund von exogenen Ereignissen entstehen, herauszufiltern.

Tabelle 3 zeigt die Resultate der Poolregression einer Ordered Logit-Schätzung auf Basis aller Börsentage des Oktobers 1995: ¹⁶

¹⁵ Da die kumulierten Volumina für Transaktionen zu Beginn eines Handelstages nicht beobachtet werden können, verringert sich die Datenbasis entsprechend.

Ordered Logit-Schätzung

Iterationen: 3

Beobachtungen: 41550

Log Likelihood = -117758.52

Chi2(15) = 7337.38

Signifikanz = 0.0000

Pseudo R² = 0.0302

Abhängige Variable: DT										
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KFVK3	KURS3	DP2L1	KV0_5	KV5_10	KV10_20
Koeff. ¹⁷	.00829	.00627	.00497	.00272	-.14766	.19073	-.05020	-.00111	.00006	-.00003
Std. abw.	.00059	.00059	.00059	.00059	.01901	.02790	.01963	.00002	.00002	.00001
z ~ N(0;1)	13.935	10.556	8.316	4.581	-7.767	6.836	-2.559	-42.654	2.752	-2.450
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.010	0.000	0.006	0.014

Kovariate	KV20_30	HH1	HH2	TAG1	TAG2
Koeff.	-.00002	-.08455	.15433	-.02800	.14282
Std. abw.	.00001	.02043	.03551	.02048	.02683
z ~ N(0;1)	-1.665	-4.138	4.345	-1.367	5.323
Signifikanz	0.096	0.000	0.000	0.172	0.000

Tab. 3 Poolregression 1; Oktober 1995; LIFFE

Durch die Verbreiterung der Datenbasis erhöht sich die Signifikanz der erklärenden Variablen deutlich. Somit kann nun bereits auf Basis von drei verzögerten Beobachtungen Signifikanz für die Dummies KFVK und KURS aufgezeigt werden.

Der hohe Signifikanzwert der Variablen KV0_5 impliziert, daß ein Großteil des Informationsgehaltes vergangener Transaktionen durch diese Variable zum Ausdruck kommt, wobei dieses Ergebnis allerdings auch auf Abhängigkeiten zwischen den Regressoren schließen läßt. Insbesondere ist der positive Koeffizient der aggregierten Volumina zwischen 5 und 10 Minuten auf Korrelationen zwischen den einzelnen Volumensvariablen zurückzuführen. Dieses Resultat bestätigt sich, wenn die Variable KV0_5 aus der Regression eliminiert wird, worauf sich die Signifikanz der übrigen kumulierten Volumina erhöht und sich für KV5_10 ein negativer Koeffizient einstellt.

Diese Korrelationen zwischen den Volumensvariablen sind darauf zurückzuführen, daß die aggregierten Volumina von den Zeiten zwischen den entsprechenden Transaktionen stark beeinflußt werden, was sich auch an der schlechten Signifikanz des Tagesdummy TAG1 zeigt. Um diese Abhängigkeiten zu umgehen, werden im folgenden die durchschnittlichen

¹⁶ Die Schätzung der Schwellen ist in Anhang B zu finden.

¹⁷ In obiger Regression zeigt sich auch Signifikanz für verzögerte Verweildauern höherer Lags, wobei deren (positive) Koeffizienten sehr gering ausfallen. Da sich das Regressionsergebnis durch zusätzliche Lags nicht mehr grundlegend ändert, werden in diesem Kontext, auch aus Gründen der Übersichtlichkeit, weiterhin nur vier verzögerte Verweildauern verwendet.

Volumina der jeweiligen Zeitperioden betrachtet:

Ordered Logit-Schätzung
 Iterationen: 3 Chi2(16) = 4944.56
 Beobachtungen: 40504 Signifikanz = 0.0000
 Log Likelihood = -115949.37 Pseudo R² = 0.0209

Abhängige Variable: DT										
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KFKV3	KURS3	DV0_5	DV5_10	DV10_20	DV20_30
Koeff.	.01391	.01207	.01096	.00893	-.17779	.23403	-.00965	-.00547	-.00593	-.00537
Std. abw.	.00059	.00060	.00059	.00059	.01918	.02835	.00122	.00149	.00204	.00207
z ~ N(0;1)	23.218	20.093	18.292	14.915	-9.266	8.253	-7.893	-3.660	-2.907	-2.592
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.010

Kovariate	DV30_40	DP2L1	HH1	HH2	TAG1	TAG2
Koeff.	-.00212	-.06193	-.23033	.12004	-.19961	.19602
Std. abw.	.00198	.01983	.01933	.03545	.02010	.02709
z ~ N(0;1)	-1.071	-3.123	-11.913	3.386	-9.926	7.234
Signifikanz	0.284	0.002	0.000	0.001	0.000	0.000

Tab. 4 Poolregression 2; Oktober 1995; LIFFE

Die geringere Signifikanz von DV0_5 und entsprechend höhere Werte für die übrigen Volumensvariablen implizieren, daß die in Poolregression 1 beobachteten Effekte in erster Linie durch Abhängigkeiten zwischen den kumulierten Volumina und den Zeitdifferenzen zwischen den entsprechenden Abschlüssen entstehen, die bei der Implementierung von durchschnittlichen Volumensgrößen keine Rolle mehr spielen. Somit läßt sich auch die geringere Signifikanz der kumulierten Transaktionsvolumina KV20_30 in Poolregression 1 im Vergleich zur entsprechenden durchschnittlichen Größe DV20_30 in Poolregression 2 auf Korrelationen zwischen den aggregierten Volumina zurückführen. Insbesondere zeigt sich die Eliminierung von Zeiteffekten in den Volumensvariablen auch an einer deutlich höheren Signifikanz der verzögerten Verweildauern, sowie der Tages- und Uhrzeit-Dummys.

Somit wird deutlich, daß der Informationsgehalt, der ausschließlich durch die Höhe (und nicht zusätzlich durch die Häufigkeit) vergangener Volumina zum Ausdruck kommt, innerhalb eines zeitlichen Rahmens von ca. 30 Minuten einen signifikant negativen Einfluß auf die aktuelle Verweildauer hat, womit Hypothese H4 eindeutig bestätigt werden kann.

Die geschätzten Schwellen δ_t sind in Anhang B (Tabelle 15) aufgeführt. Dabei zeigt sich, daß die geringe Signifikanz der Werte δ_{12} und δ_{14} nur durch eine gröbere Kategorisierung vermieden werden kann. Da zu große Klassenbreiten jedoch wiederum die Genauigkeit der

abgeleiteten Basis-Überlebensfunktion vermindert, wird deutlich, daß bei der Kategorisierung der Verweildauern ein Trade-Off zwischen beiden Kriterien berücksichtigt werden muß. Darüber hinaus zeigt sich in diesem Zusammenhang, daß eine Veränderung der Verweildauerkategorien keinen nennenswerten Einfluß auf die geschätzten Koeffizienten der Kovariate hat.

Gemäß (4.19) (s. Abschnitt (4.6)) werden die entsprechenden Werte der Basis-Überlebensfunktion, sowie die diskreten Basis-Hazardraten für die Kategorien $[t-1;t]$; $t=1,2,\dots,k$ berechnet (Tab. 16). Dabei zeigt sich ein monoton ansteigender Verlauf der Hazardrate, d.h. je länger die letzte Transaktion zurückliegt, desto größer wird die Wahrscheinlichkeit für einen erneuten Abschluß. Somit scheint der Parketthandel der LIFFE von einer kontinuierlichen Handelsaktivität gekennzeichnet zu sein, i.d.S., daß das Ausbleiben von Transaktionen für längere Zeit sehr unwahrscheinlich ist.

Im folgenden kann durch die Möglichkeit, Kauf- bzw. Verkaufstransaktionen zu identifizieren, auch überprüft werden, ob sich die Zeiten zwischen Käufen von den zeitlichen Differenzen zwischen Verkäufen signifikant unterscheiden. Zu diesem Zweck werden die Verweildauern im folgenden durch die Zeitdifferenzen zwischen Transaktionen des gleichen Typs (d.h. Kauf oder Verkauf) konstruiert. Anhand der Dummyvariablen KAUF¹⁸ können derartige Zusammenhänge sodann überprüft werden. Wie Poolregression 3 zeigt, ist im Rahmen dieser Analyse allerdings kein signifikanter Unterschied zwischen den zeitlichen Differenzen von Käufen bzw. Verkäufen zu erkennen.¹⁹

Ordered Logit-Schätzung
 Iterationen: 4 Chi2(9) = 2641.37
 Beobachtungen: 28913 Signifikanz = 0.0000
 Log Likelihood = - 84225.109 Pseudo R² = 0.0154

Abhängige Variable: DT									
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KAUF	HH1	HH2	TAG1	TAG2
Koeff.	.00701	.00470	.00580	.00509	.03042	-.20338	.21370	-.19169	.17690
Std. abw.	.00034	.00033	.00033	.00032	.02046	.02355	.04842	.02262	.03170
z ~ N(0;1)	20.445	14.317	17.445	15.468	1.487	-8.635	4.413	-8.472	5.581
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.137	0.000	0.000	0.000	0.000

Tab. 5 Poolregression 3; Oktober 1995; LIFFE

¹⁸ Diese Variable nimmt den Wert Eins an, wenn in t eine Kauftransaktion vollzogen wird.

¹⁹ Bei der Interpretation dieses Ergebnisses muß jedoch beachtet werden, daß nicht alle Transaktionen als Käufe bzw. Verkäufe identifiziert werden können und die Zuverlässigkeit des Resultates mit steigender Anzahl nicht identifizierbarer Abschlüsse sinkt.

LIFFE-Handel erhält man nun auch für das zuletzt gehandelte Volumen (VL1) eindeutige Signifikanz. Somit ergibt sich auf Basis einer Analyse von DTB-Transaktionen empirische Evidenz für Hypothese H2, wonach ein hoher Umfang der zuletzt getätigten Transaktion die Wahrscheinlichkeit für die Existenz von Informationen erhöht und damit einen negativen Einfluß auf die Verweildauer hat.

Vergangene Kursschwankungen haben im Rahmen der Analyse dieses einzelnen Börsentages keinen signifikanten Einfluß, wohingegen sich bei der Untersuchung anderer Handelstage durchaus Signifikanz für diese erklärende Variable zeigen läßt. Somit ergibt sich auch im Rahmen einer Analyse von DTB-Transaktionen die Notwendigkeit, die Zuverlässigkeit der Aussagen durch eine Verbreiterung der Datenbasis zu erhöhen.

Entsprechend der Analyse von LIFFE-Daten läßt sich auch für die DTB der Einfluß vergangener Volumina überprüfen. Regression 2 zeigt, daß Hypothese H4 auch für den elektronischen Handel bestätigt werden kann, wonach sich hier Signifikanz der aggregierten Volumina der letzten 5 Minuten zeigt.

Ordered Logit-Schätzung
 Iterationen: 3 Chi2(8) = 319.26
 Beobachtungen: 2530 Signifikanz = 0.0000
 Log Likelihood = -7701.8534 Pseudo R² = 0.0203

Abhängige Variable: DT								
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	KURS4	KV0_5	KV5_10	HH1	HH2
Koeff.	.00367	.00550	-.00152	.01947	-.00089	.00018	-.39501	1.14364
Std. abw.	.00180	.00184	.00172	.07496	.00012	.00014	.09137	.18168
z ~ N(0;1)	2.029	2.982	-0.882	0.260	-7.124	1.275	-4.323	6.295
Signifikanz	0.043	0.003	0.378	0.795	0.000	0.202	0.000	0.000

Tab. 7 Regression 2; 10.10. 1995; DTB

Im folgenden wird die Zuverlässigkeit der aufgezeigten Zusammenhänge durch eine Poolregression auf Basis aller 21 Börsentage des Oktobers 1995 überprüft:

Ordered Logit-Schätzung

Iterationen: 3

Beobachtungen: 44888

Log Likelihood = -136300.78

Chi2(15) = 6555.20

Signifikanz = 0.0000

Pseudo R² = 0.0235

Abhängige Variable: DT										
Kovariate ²⁰	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KURS3	KV0_5	KV5_10	KV10_20	KV20_30	KV30_40
Koeff.	.00851	.00426	.00357	.00338	.09211	-.00072	-.00008	-.00002	.00001	.00001
Std. abw.	.00039	.00039	.00038	.00038	.01763	.00001	.00002	.00001	.00001	.00001
z ~ N(0;1)	21.514	10.901	9.386	8.866	5.225	-41.588	-3.413	-1.481	0.041	-0.428
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.139	0.968	0.669

Kovariate	KV40_50	HH1	HH2	TAG1	TAG2
Koeff.	.00001	-.09405	.20491	-.04217	.12767
Std. abw.	.00001	.01881	.02844	.01898	.02714
z ~ N(0;1)	-0.580	-4.999	7.205	-2.222	4.704
Signifikanz	0.562	0.000	0.000	0.026	0.000

Tab. 8 Poolregression 1; Oktober 1995; DTB

Wie in den gepoolten LIFFE-Regression erhöht sich auch hier die Signifikanz der Regressoren durch eine Verbreiterung der Datenbasis deutlich. Allerdings zeigt sich in diesem Rahmen, daß aggregierte Volumina nur innerhalb der letzten 10 Minuten einen signifikanten Einfluß auf die Verweildauer haben, obwohl dabei zu berücksichtigen ist, daß auch hier, wie in den LIFFE-Transaktionen, Korrelationen zwischen den einzelnen Volumensvariablen eine Rolle spielen können.²¹

Im Unterschied zur Untersuchung eines einzelnen Börsentages, kann nun ebenfalls Signifikanz für die Kursdummy aufgezeigt werden, womit auch bei DTB-Transaktionen vergangene Kursschwankungen Informationsgehalt besitzen.

Um die Rolle des Transaktionsvolumens an der DTB genauer zu untersuchen, sollen im folgenden die durchschnittlichen Volumina vergangener Transaktionen als Regressoren verwendet werden:

²⁰ Analog zur Untersuchung der LIFFE-Daten werden, da sich die Regressionsergebnisse durch die Berücksichtigung höherer Lags nicht mehr gravierend verändern, nur verzögerte Verweildauern bis zur Periode t-4 betrachtet.

²¹ Die überdeutliche Signifikanz der Variablen KV0_5 läßt Schlußfolgerungen auf derartige Zusammenhänge zu.

Ordered Logit-Schätzung

Iterationen: 3

Beobachtungen: 44888

Log Likelihood = -137092.42

Chi2(15) = 4977.13

Signifikanz = 0.0000

Pseudo R² = 0.0178

Abhängige Variable: DT										
Kovariate	DTL1	DTL2	DTL3	DTL4	KURS3	DV0_5	DV5_10	DV10_20	DV20_30	DV30_40
Koeff.	.01083	.00656	.00565	.00552	.12429	-.01179	.00349	.00419	.00929	.01025
Std. abw.	.00040	.00039	.00038	.00038	.01759	.00101	.00102	.00145	.00132	.00122
z ~ N(0;1)	26.896	16.535	14.721	14.426	7.062	-11.572	3.427	2.891	7.027	8.338
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.004	0.000	0.000

Kovariate	DV40_50	HH1	HH2	TAG1	TAG2
Koeff.	.00187	-.16795	.29357	-.22738	.25411
Std. abw.	.00112	.01837	.02822	.01822	.02628
z ~ N(0;1)	1.675	-9.138	10.400	-12.479	9.668
Signifikanz	0.094	0.000	0.000	0.000	0.000

Tab. 9 Poolregression 2; Oktober 1995; DTB

Deutlich zeigt sich hier, daß die durchschnittlichen Volumina einen anderen Einfluß auf die Verweildauer haben als die aggregierten Volumensgrößen. Besonders auffallend ist der positive Koeffizient für Transaktionsvolumina, die zwischen 5 und 40 Minuten vor dem aktuellen Zeitpunkt gehandelt wurden. Somit scheint es an der DTB tatsächlich Effekte zu geben, die auf ein „Leeren“ des Limitorderbuches zurückzuführen sind, wonach hohe Volumina nicht nur Informationsgehalt besitzen, sondern auch den Markt räumen. Dabei zeigt sich, daß der Markträumungseffekt um so größer wird, je länger die Volumina zurückliegen. Damit haben Volumina, die in den letzten 5 Minuten gehandelt wurden, als Informationsindikatoren einen eindeutig negativen Einfluß auf die Verweildauer, während länger zurückliegende Volumina markträumende Effekte auslösen und damit positiv auf die erwartete Dauer bis zur nächsten Transaktion wirken.

Vor diesem Hintergrund erscheint es auch plausibel, warum in Poolregression 1 für die länger zurückliegenden kumulierten Volumina keine Signifikanz aufgezeigt werden kann: Dadurch, daß die kumulierten Größen maßgeblich durch die Verweildauern zwischen den entsprechenden Transaktionen beeinflußt werden, haben diese Kovariate einen höheren Informationsgehalt als die entsprechenden durchschnittlichen Volumina. Dieser Informationseinfluß scheint bei aktuelleren Abschlüssen zu überwiegen, während er bei Volumina, deren Handelszeitpunkt bereits länger zurückliegt, offensichtlich abnimmt und durch

Markträumungseinflüsse überwogen wird. Aus diesem Grund kann für länger zurückliegende kumulierte Volumina kein signifikanter Einfluß auf die Verweildauer festgestellt werden.

In Anhang B finden sich die geschätzten Schwellenwerte, sowie die daraus abgeleitete Basis-Überlebensfunktion und diskrete Basis-Hazardrate für Poolregression 2 (Tab. 17 und 18). Hierbei erhält man interessanterweise, im Unterschied zur Analyse der LIFFE-Transaktionen, keinen monoton ansteigenden Verlauf der Hazardrate. Vielmehr zeigt sich für geringe Verweildauern ein teilweise abnehmender Verlauf der Basis-Hazardfunktion und erst ab einer Verweildauer von 9 Sekunden ein streng monotoner Anstieg.²² Ein solcher Effekt ist möglicherweise damit zu erklären, daß die Kontinuität der Handelsaktivitäten an der DTB geringer ausfällt als an der LIFFE. Somit erhält man schwache Evidenz dafür, daß das längere Ausbleiben einer Transaktion an der DTB eher als Indikator für nichtexistierende Informationen interpretiert werden kann, als an der LIFFE.²³

Auf Basis der DTB-Transaktionen läßt sich somit empirische Evidenz für die in Abschnitt 2.4 modellierten Zusammenhänge zwischen Verweildauer, dem Transaktionsvolumen und den verzögerten Zeitdifferenzen (Hypothesen H2, H3 und H4) aufzeigen, wobei sich darüber hinaus auch Hinweise auf durch hohe Volumina verursachte Markträumungseffekte finden lassen.

5.4 Ergebnisse der empirischen Analyse

Die empirische Untersuchung zeigt, daß die aus dem ökonomischen Modell getroffenen Implikationen für den Parketthandel, wie auch den elektronischen Handel, weitgehend bestätigt werden können. Somit wird deutlich, daß es erklärende Variablen gibt, die als Indikatoren für die Existenz von Informationen die Zeit zwischen einzelnen Abschlüssen durchaus beeinflussen.

²² Hierbei muß beachtet werden, daß die Basis-Hazardrate für hohe Verweildauern zwangsläufig immer gegen den Wert Eins gehen muß, da es ab einer bestimmten Zeitdifferenz keine höheren Verweildauern mehr zu beobachten gibt. Somit kann der Verlauf der Basis-Hazardfunktion nur für geringe und mittlere Verweildauern sinnvoll interpretiert werden.

²³ Ein solcher Zusammenhang ist nur mit großer Vorsicht zu interpretieren, da er von dem Effekt, daß die Hazardfunktion für große Verweildauern zwangsläufig immer gegen den Wert Eins gehen muß, überlagert wird.

Bei der Analyse der LIFFE-Daten ergibt sich das Problem, daß die gehandelten Volumina nur ungenau erfaßt werden, wodurch Hypothese H2 nicht nachgewiesen werden kann. Allerdings zeigt sich, wie an der DTB, empirische Evidenz für den Einfluß vergangener Volumina und verzögerter Verweildauern (Hypothesen H3 und H4). Darüber hinaus ist ein negativer Zusammenhang zwischen der Geld-Brief-Spanne und den Verweildauern zu beobachten, womit auch Hypothese H1 Bestätigung findet.

Die Signifikanz der erklärenden Variablen KURS und KFVK zeigt, daß auch vergangene Kursschwankungen, sowie der Informationsgehalt von Kauf-Verkauf-Sequenzen einen Einfluß auf die Zeit zwischen den Abschlüssen haben.

Die Untersuchung der DTB-Transaktionen wird durch die Tatsache, daß für das Orderbuch keine Preisspannen ermittelt werden können, erschwert. Entsprechend sind die ökonomischen Implikationen in bezug auf den Zusammenhang zwischen Geld-Brief-Spanne und Verweildauer (Hypothese H1) für den elektronischen Handel nicht überprüfbar. Somit kann für die DTB lediglich die Rolle des Transaktionsvolumens untersucht werden, wobei die Hypothesen H2, H3 und H4 bestätigt werden, wonach aktuelles und vergangenes Volumen, wie auch verzögerte Zeitdifferenzen einen Einfluß auf die Zeit zwischen den Abschlüssen haben. Hierdurch zeigt sich, daß auch an der DTB die Existenz von Informationen auf dem Markt eine wichtige Rolle spielt.

Dennoch scheinen sich institutionelle Unterschiede beider Börsen auf die Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen auszuwirken. Insbesondere haben vergangene Transaktionsvolumina an der DTB einen positiven Einfluß auf die Zeit zwischen den Abschlüssen, was möglicherweise auf Markträumungseffekte zurückzuführen ist, die in dieser Form an der LIFFE nicht zu beobachten sind.

Desweiteren zeigen sich auch Unterschiede im Verlauf der geschätzten diskreten Basis-Hazardrate, die für den LIFFE-Handel monoton ansteigt, während sich für DTB-Transaktionen ein nichtmonotoner Verlauf ergibt. Somit scheint das augenblickliche Ausbleiben einer Transaktion an der DTB eher als Signal für die Nichtexistenz von Informationen interpretierbar zu sein als an der LIFFE.

Unterschiede zwischen beiden Börsen zeigen sich auch im Einfluß von Tagessaisonalitäten. So ist für den LIFFE-Handel ein U-förmiger Verlauf der täglichen Handelsaktivitäten feststellbar, womit die kürzesten Verweildauern zu Börsenbeginn und Börsenschluß zu

beobachtet sind und der Handel zwischen 12 Uhr und 13 Uhr seine ruhigste Phase erfährt. An der DTB zeigt sich am Vormittag ein ähnlicher Verlauf, wohingegen in den frühen Nachmittagsstunden ein sehr reger Handel eintritt, der gegen Börsenschluß stark an Aktivität verliert. Interessanterweise scheinen Anleger an der DTB weitaus deutlicher auf den Börsenbeginn in New York um 14:30 Uhr (MEZ) zu reagieren als an der LIFFE.

Abschließend kann zusammengefaßt werden, daß sich die aus dem Modell abgeleiteten ökonomischen Implikationen für beide Börsen fundieren lassen, wobei darüber hinaus auch empirische Evidenz für den Einfluß institutioneller Rahmenbedingungen aufgezeigt werden kann.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wird untersucht, durch welche ökonomischen Bestimmungsfaktoren die Zeit zwischen den Transaktionen beeinflußt wird und welche Rolle dabei institutionelle Unterschiede zwischen Börsen spielen.

Durch ein sequentielles Händlermarktmodell auf der Basis von Easley und O'Hara (1992) läßt sich der Einfluß von Informationen auf dem Markt auf das Transaktionsverhalten der Anleger modellieren, woraus Implikationen über die Zusammenhänge zwischen Verweildauer, Geld-Brief-Spanne und Transaktionsvolumen abgeleitet werden können.

Eine nähere Betrachtung institutioneller Rahmenbedingungen der LIFFE und der DTB zeigt, daß das verwendete Händlermarktmodell den traditionellen Parketthandel der LIFFE besser zu beschreiben scheint, wohingegen durch das elektronische Limitorderbuch der DTB Transaktionsmechanismen entstehen, die sich in einer derartigen Modellierung nicht darstellen lassen.

Im Rahmen einer Betrachtung ökonometrischer Ansätze zur Verweildaueranalyse wird gezeigt, daß die Cox-Spezifikation eines proportionalen Hazardmodells für die Untersuchung von hochfrequenten Transaktionsdaten ungeeignet ist. Aus diesem Grund findet ein Ordered-Logit-Ansatz von Han und Hausman (1990) Anwendung, der zwar auch auf einer proportionalen Hazardmodellierung basiert, gegenüber dieser jedoch entscheidende Vorteile aufweist.

Auf Basis einer empirischen Analyse von Transaktionsdaten des Bund-Future-Handels der LIFFE und der DTB können die abgeleiteten Implikationen weitgehend bestätigt werden, wobei sich darüber hinaus auch empirische Evidenz dafür zeigen läßt, daß institutionelle Rahmenbedingungen einen Einfluß auf die Zusammenhänge zwischen den ökonomischen Einflußgrößen haben.

Im Rahmen dieser Arbeit wird deutlich, daß noch weiterer Forschungsbedarf für tieferegehende und weiterführende Analysen besteht. Insbesondere zeigt sich, daß die Problematik der Simultanität erklärender Variablen in der theoretischen, wie auch empirischen Untersuchung, durchaus eine Rolle spielt. Somit erscheint ein ökonomischer und ökonometrischer Ansatz notwendig, der diesem Simultanitätseffekt hinreichend Rechnung trägt.

Desweiteren ist zu berücksichtigen, daß dem gesamten Ansatz dieser Arbeit die Annahme konditionaler Unabhängigkeit der Verweildauern zugrundeliegt. Insbesondere besteht

zwischen den Zeitdifferenzen eine positive serielle Korrelation, die in der ökonometrischen Analyse durch die Verwendung verzögerter Verweildauern berücksichtigt wird. Eine interessante Alternative zu dem in dieser Arbeit verwendeten Ansatz stellt die Spezifikation von ACD-Modellen ¹ dar, die auf Engle (1996) zurückgeht. In diesen Modellen werden Verweildauern unter expliziter Berücksichtigung von Autokorrelationen geschätzt.

Abschließend bleibt festzustellen, daß der zeitliche Rahmen, der für die Erstellung einer solchen Arbeit vorgeschrieben ist, nicht ausreicht, um die durchgeführte empirische Untersuchung auf Basis eines Ansatzes durchzuführen, in dem Heterogenitätseffekte berücksichtigt werden. Somit ergibt sich diesbezüglich weiterer Forschungsbedarf, um zu überprüfen, inwieweit derartige Effekte bei Verweildaueranalysen von Transaktionsdaten eine Rolle spielen.

¹ Autoregressive Conditional Duration Models.

Appendix A

A.1 Aus Abb. 1 läßt sich direkt ableiten:

$$P(Q = N|\psi = 0) = (1 - \gamma) \quad ; \quad P(Q = N|\psi \neq 0) = (1 - \mu)(1 - \gamma)$$

Somit gilt: $P(Q = N|\psi = 0) > P(Q = N|\psi \neq 0)$.

$$\text{Analog gilt : } P(\psi \neq 0|Q \neq N) = \frac{\alpha[\mu + (1 - \mu)\gamma]}{\alpha[\mu + (1 - \mu)\gamma] + (1 - \alpha)\gamma} \quad ,$$

$$\text{sowie} \quad P(\psi \neq 0|Q = N) = \frac{\alpha(1 - \mu)}{\alpha(1 - \mu) + (1 - \alpha)}$$

Nach wenigen Umformungen läßt sich zeigen: $P(\psi \neq 0|Q \neq N) > P(\psi \neq 0|Q = N)$.

$$\begin{aligned} \text{A.2 } P(V = \underline{V}|Q) &= P(V = \underline{V}|\psi = L) P(\psi = L|Q) + P(V = \underline{V}|\psi = H) P(\psi = H|Q) \\ &\quad + P(V = \underline{V}|\psi = 0) P(\psi = 0|Q) \\ &= 1 \cdot P(\psi = L|Q) + 0 \cdot P(\psi = H|Q) + \delta \cdot P(\psi = 0|Q) \end{aligned}$$

Entsprechend gilt: $P(V = \overline{V}|Q) = 1 \cdot P(\psi = H|Q) + 0 \cdot P(\psi = L|Q) + (1 - \delta) \cdot P(\psi = 0|Q)$

A.3 Durch Anwendung der Regel von Bayes erhält man:

$$P(\psi = X|Q) = \frac{P(Q|\psi = X)P(\psi = X)}{P(\psi = L)P(Q|\psi = L) + P(\psi = H)P(Q|\psi = H) + P(\psi = 0)P(Q|\psi = 0)}$$

Unter Verwendung der entsprechenden Wahrscheinlichkeiten aus Abb. 1 ergibt sich (2.6) und (2.7).

A.4 Gemäß (2.5) ergibt sich $P(V = \overline{V}|B) = P(\psi = H|B) + (1 - \delta)P(\psi = 0|B)$.

Berechnet man die erforderlichen konditionalen Wahrscheinlichkeiten durch den Satz von

Bayes (s. A.3), so erhält man $P(\psi = H|B) = (1 - \delta) \left[\frac{\alpha\mu + \alpha\gamma(1 - \mu)(1 - \varepsilon)}{\alpha(1 - \delta)\mu + (1 - \varepsilon)\gamma(1 - \alpha\mu)} \right]$ und

$$P(\psi = 0|B) = \frac{(1 - \alpha)\gamma(1 - \varepsilon)}{\alpha(1 - \delta)\mu + (1 - \varepsilon)\gamma(1 - \alpha\mu)} .$$

Damit bestimmt sich die konditionale Wahrscheinlichkeit für einen hohen Marktwert des Wertpapiers unter der Bedingung, daß dem Marketmaker ein Kauf angeboten wird, durch

$$P(V = \bar{V}|B) = (1 - \delta) \left[\frac{\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\gamma(1 - \varepsilon)}{\alpha(1 - \delta)\mu + (1 - \varepsilon)\gamma(1 - \alpha\mu)} \right] > 1 - \delta.$$

Analog berechnen sich die folgenden konditionalen Wahrscheinlichkeiten:

$$P(V = \underline{V}|B) = \delta \left[\frac{\gamma(1 - \varepsilon)(1 - \alpha\mu)}{\alpha(1 - \delta)\mu + (1 - \varepsilon)\gamma(1 - \alpha\mu)} \right] < \delta \quad \text{und}$$

$$P(V = \bar{V}|S) = (1 - \delta) \left[\frac{\gamma\varepsilon(1 - \alpha\mu)}{\delta\alpha\mu + (1 - \alpha\mu)\gamma\varepsilon} \right] < 1 - \delta.$$

$$\mathbf{A.5} \quad E[V|S] = \underline{V} \cdot P(V = \underline{V}|S) + \bar{V} \cdot P(V = \bar{V}|S) ; \quad E[V|B] = \underline{V} \cdot P(V = \underline{V}|B) + \bar{V} \cdot P(V = \bar{V}|B)$$

Setzt man die in A.4 ermittelten konditionalen Wahrscheinlichkeiten ein, so erhält man (2.12) und (2.13).

A.6 Wie in A.4 gezeigt wird, gilt $P(V = \underline{V}|B) < \delta$; $P(V = \underline{V}|S) > \delta$; $P(V = \bar{V}|B) > 1 - \delta$,
sowie $P(V = \bar{V}|S) < 1 - \delta$.

Somit folgt aus $b \equiv \underset{>\delta}{\underline{V}P(V = \underline{V}|S)} + \underset{<1-\delta}{\bar{V}P(V = \bar{V}|S)}$ und $a \equiv \underset{<\delta}{\underline{V}P(V = \underline{V}|B)} + \underset{>1-\delta}{\bar{V}P(V = \bar{V}|B)}$,

sowie $\bar{V} > \underline{V}$ die Bedingung $a > b$.

$$\mathbf{A.7} \quad \rho_{0,t+1} = P(\psi = 0|Q^t) = P(\psi = 0|Q = N; Q^{t-1}) = \frac{P(Q = N|\psi = 0)P(\psi = 0|Q^{t-1})}{P(Q = N; Q^{t-1})}$$

$$= \frac{(1 - \gamma)\rho_{0,t}}{(1 - \gamma)\rho_{0,t} + (1 - \mu)(1 - \gamma)(1 - \rho_{0,t})} = \frac{\rho_{0,t}}{\rho_{0,t} + (1 - \mu)(1 - \rho_{0,t})}.$$

Der Nenner dieses Ausdrucks kann dargestellt werden durch $1 - \mu(1 - \rho_{0,t}) < 1$.

Somit gilt $\rho_{0,t+1} > \rho_{0,t}$. Analog kann gezeigt werden:

$$\rho_{L,t+1} = \frac{(1 - \mu)\rho_{L,t}}{\rho_{0,t} + (1 - \mu)(1 - \rho_{0,t})} < \rho_{L,t} \quad ; \quad \rho_{H,t+1} = \frac{(1 - \mu)\rho_{H,t}}{\rho_{0,t} + (1 - \mu)(1 - \rho_{0,t})} < \rho_{H,t}.$$

$$\mathbf{A.8} \quad \text{Für } Q_t = S \text{ gilt: } \rho_{L,t+1} = P(\psi = L|Q_t = S; Q^{t-1}) = \frac{P(Q_t = S|\psi = L)P(\psi = L|Q^{t-1})}{P(Q_t = S; Q^{t-1})}$$

$$= \frac{[\mu + (1 - \mu)\gamma\varepsilon]\rho_{L,t}}{[\mu + (1 - \mu)\gamma\varepsilon]\rho_{L,t} + (1 - \mu)\gamma\varepsilon\rho_{H,t} + \gamma\varepsilon\rho_{0,t}}.$$

Verwendet man den Zusammenhang $\rho_{0,t} + \rho_{H,t} + \rho_{L,t} = 1$, so erhält man nach Umfor-

$$\text{mungen } P(\psi = L | Q_t = S; Q^{t-1}) = \frac{\frac{\mu}{\gamma\epsilon} + 1 - \mu}{\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu - \mu \frac{\rho_{H,t}}{\rho_{L,t}} + \frac{1}{\rho_{L,t}}}.$$

Im folgenden ist nun zu zeigen, daß $\rho_{L,t+1} > \rho_{L,t}$ gilt:

Dieser Zusammenhang ist erfüllt, da $\gamma\epsilon \leq 1$ und $\rho_{0,t} + \rho_{L,t} = 1 - \rho_{H,t} < 1$. Somit gilt:

$$\begin{aligned} 1 > \gamma\epsilon\rho_{0,t} + \rho_{L,t} &\Leftrightarrow 1 - \rho_{0,t} + \frac{1}{\gamma\epsilon} > 1 + \frac{\rho_{L,t}}{\gamma\epsilon} \Leftrightarrow \rho_{L,t} + \rho_{H,t} + \frac{1}{\gamma\epsilon} > 1 + \frac{\rho_{L,t}}{\gamma\epsilon} \\ &\Leftrightarrow \mu\left(\frac{1}{\gamma\epsilon} - 1 - \frac{\rho_{L,t}}{\gamma\epsilon} + \rho_{L,t} + \rho_{H,t}\right) > 0 \Leftrightarrow \frac{\mu}{\gamma\epsilon} + 1 - \mu > \rho_{L,t}\left(\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu\right) - \mu\rho_{H,t} + 1 \\ &\Leftrightarrow \frac{\frac{\mu}{\gamma\epsilon} + 1 - \mu}{\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu - \mu \frac{\rho_{H,t}}{\rho_{L,t}} + \frac{1}{\rho_{L,t}}} > \rho_{L,t}. \end{aligned}$$

Entsprechend ergibt sich:

$$\rho_{H,t+1} = \frac{(1-\mu)\gamma\epsilon\rho_{H,t}}{[(1-\mu)\gamma\epsilon]\rho_{H,t} + [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon]\rho_{L,t} + \gamma\epsilon\rho_{0,t}} = \frac{(1-\mu)\rho_{H,t}}{\rho_{L,t}\left[\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu\right] - \mu\rho_{H,t} + 1}.$$

$$\begin{aligned} \text{Aus } \frac{\rho_{L,t}}{\gamma\epsilon} > 0 \text{ folgt: } \frac{\rho_{L,t}}{\gamma\epsilon} > -\rho_{0,t} &\Leftrightarrow \frac{\mu}{\gamma\epsilon}\rho_{L,t} > \mu[-1 + 1 - \rho_{0,t}] \\ &\Leftrightarrow \frac{\mu}{\gamma\epsilon}\rho_{L,t} > \mu[\rho_{H,t} + \rho_{L,t} - 1] \Leftrightarrow 1 + \frac{\mu}{\gamma\epsilon}\rho_{L,t} - \mu[\rho_{H,t} + \rho_{L,t}] > 1 - \mu \\ &\Leftrightarrow \frac{1 - \mu}{\rho_{L,t}\left[\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu\right] - \mu\rho_{H,t} + 1} < 1 \Leftrightarrow \frac{(1-\mu)\rho_{H,t}}{\rho_{L,t}\left[\frac{\mu}{\gamma\epsilon} - \mu\right] - \mu\rho_{H,t} + 1} < \rho_{H,t}. \end{aligned}$$

Somit gilt $\rho_{H,t+1} < \rho_{H,t}$. Mit der gleichen Vorgehensweise läßt sich zeigen: $\rho_{0,t+1} < \rho_{0,t}$.

Analog ergibt sich für $Q_t = B$: $\rho_{H,t+1} > \rho_{H,t}$; $\rho_{L,t+1} < \rho_{L,t}$ und $\rho_{0,t+1} < \rho_{0,t}$.

$$\begin{aligned} \mathbf{A.9} \quad b_t &= E[V | Q^t = (Q^{t-1}; S)] = P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) \cdot \underline{V} + P(V = \bar{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) \cdot \bar{V} \\ &= P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) \cdot \underline{V} + [1 - P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S))] \cdot \bar{V}, \end{aligned}$$

wobei $P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = P(\psi = L | Q^t = (Q^{t-1}; S)) + \delta \cdot P(\psi = 0 | Q^t = (Q^{t-1}; S))$.

Analog zur Vorgehensweise in A.8 ergibt sich

$$P(\psi = L | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = P(\psi = L | Q_t = S; Q^{t-1}) = \frac{\rho_{L,t} [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon]}{\rho_{L,t} [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon] + \rho_{H,t} (1-\mu)\gamma\epsilon + \rho_{0,t} \gamma\epsilon}$$

Verwendet man den Zusammenhang $\rho_{L,t} + \rho_{H,t} + \rho_{0,t} = 1$, so erhält man nach wenigen

$$\text{Umformungen: } P(\psi = L | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = \frac{\rho_{L,t} [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon]}{\rho_{L,t} \mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t})]}$$

$$P(\psi = 0 | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = \frac{\rho_{0,t} \gamma\epsilon}{\mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t})]}$$

$$\text{Somit erhält man: } P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = \frac{\rho_{L,t} [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon] + \delta \rho_{0,t} \gamma\epsilon}{\rho_{L,t} \mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t})]}.$$

Der Geldkurs in t+1 ergibt sich entsprechend durch:

$$b_{t+1} = E[V | Q^{t+1} = (Q^t; S)] = P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t; S)) \cdot \underline{V} + [1 - P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t; S))] \cdot \bar{V},$$

$$\text{wobei } P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t; S)) = \frac{\rho_{L,t+1} [\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon] + \delta \rho_{0,t+1} \gamma\epsilon}{\rho_{L,t+1} \mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t+1})]}.$$

Mit den Berechnungen aus A.7 und unter Verwendung von (*) erhält man nach mehreren

$$\text{Umformungen: } P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t; S)) = \frac{(1-\mu)\rho_{L,t} (\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon + \delta \rho_{0,t} \gamma\epsilon)}{(1-\mu) [\rho_{L,t} \mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t})]] + \mu \rho_{0,t} \gamma\epsilon}.$$

Verwendet man folgende Notationen

$$A \equiv \rho_{L,t} (\mu + (1-\mu)\gamma\epsilon) \quad ; \quad B \equiv \rho_{0,t} \gamma\epsilon \quad ; \quad C \equiv \rho_{L,t} \mu + \gamma\epsilon [1 - \mu(1 - \rho_{0,t})],$$

$$\text{so ergibt sich } P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}, S)) = \frac{A + \delta B}{C}$$

$$\text{und } P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t, S)) = \frac{(1-\mu)A + \delta B}{(1-\mu)C + \mu B}.$$

Wie leicht einzusehen ist, gilt $b_{t+1} > b_t$, wenn

$$P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t; S)) < P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)).$$

Diese Bedingung ist erfüllt für $\delta < P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}; S)) = \frac{A + \delta B}{C}$

$$\Leftrightarrow \delta B(B - C) > -AB \Leftrightarrow AB - \delta BC + \delta B^2 > 0$$

$$\Leftrightarrow AC - \mu AC + \delta BC + \mu AB - \mu \delta BC + \mu \delta B^2 > AC - \mu AC + \delta BC$$

$$\Leftrightarrow [(1 - \mu)C + \mu B][A + \delta B] > [(1 - \mu)A + \delta B]C$$

$$\Leftrightarrow \frac{[(1 - \mu)A + \delta B]C}{[(1 - \mu)C + \mu B][A + \delta B]} < 1 \Leftrightarrow \frac{P(V = \underline{V} | Q^{t+1} = (Q^t, S))}{P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}, S))} < 1.$$

Da $b_t \left\{ \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \right\} V^*$ gilt, wenn $P(V = \underline{V} | Q^t = (Q^{t-1}, S)) \left\{ \begin{matrix} < \\ > \end{matrix} \right\} \delta$, folgt daraus :

$$b_t \left\{ \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \right\} V^* \Rightarrow b_{t+1} \left\{ \begin{matrix} < \\ > \end{matrix} \right\} b_t.$$

Analog wird gezeigt, daß $a_t \left\{ \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \right\} V^* \Rightarrow a_{t+1} \left\{ \begin{matrix} < \\ > \end{matrix} \right\} a_t.$

$$\mathbf{A.10} \quad P(\overline{\text{VOL}} | \psi \neq 0) = \mu + (1 - \mu)\gamma\beta \quad ; \quad P(\overline{\text{VOL}} | \psi = 0) = \gamma\beta$$

Für $0 < \gamma\beta < 1$ und $0 < \mu < 1$ gilt damit Zusammenhang (2.20).

$$P(\psi \neq 0 | \overline{\text{VOL}}) = \frac{\alpha[\mu + (1 - \mu)\gamma\beta]}{\alpha[\mu + (1 - \mu)\gamma\beta] + (1 - \alpha)\gamma\beta} \quad ;$$

$$P(\psi \neq 0 | \text{VOL}) = \frac{\alpha(1 - \mu)\gamma(1 - \beta)}{\alpha(1 - \mu)\gamma(1 - \beta) + (1 - \alpha)\gamma(1 - \beta)}.$$

Durch wenige Umformungen läßt sich Zusammenhang (2.21) zeigen.

$$\mathbf{A.11} \quad P(\psi = 0 | Q^t = \{\beta_t, s_t, n_t\}) = \frac{P(Q^t = \{\beta_t, s_t, n_t\} | \psi = 0)}{P(Q^t = \{\beta_t, s_t, n_t\})}$$

Berücksichtigt man, daß die einzelnen Transaktionen konditional unabhängig sind, unter der Bedingung der jeweils gegebenen Informationen, so läßt sich durch Einsetzen der in Abb.1 gegebenen Wahrscheinlichkeiten (2.22) ermitteln.

Appendix B

B.1 Die erwartete Verweildauer ergibt sich durch $E(T) = \int_0^{\infty} tf(t)dt = \lim_{m \rightarrow \infty} \int_0^m tf(t)dt$.

Integriert man partiell, so erhält man $E(T) = \lim_{m \rightarrow \infty} \left[mF(m) - \int_0^m F(t)dt \right]$. Verwendet man

$S(t) = 1 - F(t)$, so ergibt sich $E(T) = \lim_{m \rightarrow \infty} \left[-mS(m) + \int_0^m S(t)dt \right]$. Notwendige Bedingung

für die Existenz der Verteilungsfunktion $F(t)$ ist $\lim_{m \rightarrow \infty} F(m) = 1$ bzw. $\lim_{m \rightarrow \infty} S(m) = 0$. Damit

ergibt sich $E(T) = \int_0^{\infty} S(t)dt$.

B.2 Sei $u = g^{-1}(t)$ eine streng monoton ansteigende und differenzierbare Transformation von $(0; \infty)$ auf $(0; \infty)$. Dann bestimmt sich die Hazardrate der transformierten Verweildauer durch $\lambda(u; X) = \lambda_1(u) \exp(X'\beta)$. Dabei erhält man $\lambda_1(u)$ nach dem Transformationssatz für stetige Dichten (vgl. Rohatgi (1976)) durch $\lambda_1(u) = \lambda_0(g(u))g'(u)$. Somit ist eine Schätzung von β invariant gegenüber derartigen Transformationen, wenn $\lambda_0(t)$ vollständig unbekannt ist.

$$\begin{aligned} \mathbf{B.3} \quad F_{\varepsilon_i}(E) &= P(\varepsilon_i \leq E) = P(\ln \Lambda_0(t_i) \leq E + X_i'\beta) = P(\Lambda_0(t_i) \leq \exp(E + X_i'\beta)) \\ &= P(t_i \leq \Lambda_0^{-1}[\exp(E + X_i'\beta)]) = 1 - P(t_i > \Lambda_0^{-1}[\exp(E + X_i'\beta)]) \\ &= 1 - P(t_i \geq \Lambda_0^{-1}[\exp(E + X_i'\beta)]) \end{aligned}$$

Verwendet man die Überlebensfunktion des in (4.12) spezifizierten Modells, $S(t_i; X_i) = \exp[-\Lambda_0(t_i) \exp(-X_i'\beta)]$, so ergibt sich

$$F_{\varepsilon_i}(E) = 1 - \exp[-\Lambda_0[\Lambda_0^{-1}(\exp(E + X_i'\beta))] \exp(-X_i'\beta)] = 1 - \exp[-\exp(E)]$$

Entsprechend erhält man durch Differentiation:

$$f_{\varepsilon_i}(E) = \exp(E - e^E).$$

B.4 Mit $F_{\varepsilon_i}(E) = 1 - \exp[-\exp(E)]$ ergibt sich

$$\begin{aligned} & F_{\varepsilon_i}(\ln \Lambda_0(t) - X_i' \beta) - F_{\varepsilon_i}(\ln \Lambda_0(t-1) - X_i' \beta) \\ &= \exp[-\exp(\ln \Lambda_0(t-1) - X_i' \beta)] - \exp[-\exp(\ln \Lambda_0(t) - X_i' \beta)] \\ &= \exp[-\Lambda_0(t-1) \exp(-X_i' \beta)] - \exp[-\Lambda_0(t) \exp(-X_i' \beta)] \\ &= S(t-1; X_i) - S(t; X_i) = P(t-1 < t_i \leq t | X_i). \end{aligned}$$

B.5 Aus Gründen einer übersichtlichen Notation wurden die Indizes i im folgenden weggelassen:

$$S(t; X) = \int_0^{\infty} S(t|\omega) f(\omega) d\omega = \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\theta)} \exp(-\omega \exp(X' \beta) \Lambda_0(t)) \omega^{\theta-1} \theta^\theta e^{-\theta \omega} d\omega$$

Bezeichnet man im folgenden $z \equiv \exp(X' \beta)$, so erhält man

$$S(t; X) = \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\theta)} \omega^{\theta-1} \theta^\theta e^{-\theta \omega} e^{-\omega z \Lambda_0(t)} d\omega = \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\theta)} \omega^{\theta-1} \theta^\theta e^{-\omega(\theta + z \Lambda_0(t))} d\omega$$

Substituiert man $\omega(\theta + z \Lambda_0(t))$ durch θy , so ergibt sich

$$\omega = \frac{y}{1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}} \quad \text{bzw.} \quad \frac{d\omega}{dy} = \frac{1}{1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}}.$$

Damit berechnet sich:

$$\begin{aligned} S(t; X) &= \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\theta)} y^{\theta-1} [1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}]^{1-\theta} \theta^\theta e^{-\theta y} [1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}]^{-1} dy \\ &= [1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}]^{-\theta} \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\theta)} y^{\theta-1} \theta^\theta e^{-y \theta} dy = [1 + z \Lambda_0(t) \theta^{-1}]^{-\theta} = [1 + \theta^{-1} \exp(X' \beta) \Lambda_0(t)]^{-\theta}. \end{aligned}$$

Anhang

A Deskriptive Statistiken

DT	abs. Hfgk.	rel. Hfgk.	kum. Hfgk.	DT	abs. Hfgk.	rel. Hfgk.	kum. Hfgk.
(0;1]	2243	4.69	4.69	(0;0.4]	3912	7.34	7.34
(1;2]	2259	4.72	9.41	(0.4;0.8]	3571	6.70	14.05
(2;3]	2546	5.32	14.74	(0.8;1.2]	2571	4.83	18.87
(3;4]	2882	6.03	20.76	(1.2;1.6]	2227	4.18	23.06
(4;5]	3037	6.35	27.11	(1.6;2.0]	2029	3.81	26.86
(5;6]	3154	6.59	33.70	(2.0;2.5]	2251	4.23	31.09
(6;7]	2956	6.18	39.89	(2.5;3.0]	2142	4.02	35.11
(7;8]	2751	5.75	45.64	(3.0;4.0]	3953	7.42	42.53
(8;9]	2505	5.24	50.87	(4.0;5.0]	3489	6.55	49.08
(9;10]	2304	4.82	55.69	(5.0;6.0]	2579	4.84	53.92
(10;12]	3767	7.88	63.57	(6.0;7.0]	2159	4.05	57.98
(12;14]	3040	6.36	69.92	(7.0;8.0]	1674	3.14	61.12
(14;16]	2383	4.98	74.90	(8.0;9.0]	1511	2.84	63.96
(16;20]	3461	7.24	82.14	(9.0;10.0]	1287	2.42	66.37
(20;25]	2706	5.66	87.80	(10.0;12.0]	2155	4.05	70.42
(25;30]	1639	3.43	91.23	(12.0;14.0]	1810	3.40	73.82
(30;40]	1849	3.87	95.09	(14.0;16.0]	1494	2.80	76.62
(40;50]	875	1.83	96.92	(16.0;20.0]	2345	4.40	81.02
(50;100]	1233	2.58	99.50	(20.0;25.0]	2191	4.11	85.14
(100;500]	240	0.50	100.0	(25.0;30.0]	1499	2.81	87.95
				(30.0;40.0]	2112	3.96	91.92
				(40.0;50.0]	1270	2.38	94.30
				(50.0;100.0]	2332	4.38	98.68
				(100.0;500.0]	704	1.32	100.00

Tab. 10 Verteilung der Verweildauern in den gepoolten Datensätzen

LIFFE				DTB			
VOL	abs. Hfgk.	rel. Hfgk.	kum. Hfgk.	VOL	abs. Hfgk.	rel. Hfgk.	kum. Hfgk.
1	2327	4.87	4.87	1	5196	9.75	9.75
2-5	363	0.75	5.62	2	3705	6.96	16.71
6-10	282	0.59	6.21	3	1725	3.24	19.95
11-20	162	0.34	6.55	4	1741	3.27	23.22
21-40	145	0.31	6.86	5	4025	7.56	30.77
41	42575	89.01	95.87	6-10	10510	19.75	50.50
42-50	712	1.49	97.36	11-20	10728	20.14	70.64
51-100	976	2.04	99.40	21-30	5556	10.43	81.07
101-200	226	0.47	99.87	31-50	6860	12.88	93.95
201-2000	62	0.13	100.00	51-100	2695	5.06	99.01
				101-500	526	0.99	100.00

Tab.11 Verteilung der Transaktionsvolumina in den gepoolten Datensätzen

1	35628	74.49	74.49
2	11180	23.37	97.86
3	619	1.29	99.16
4-10	302	0.63	99.79
11-16	101	0.21	100.00

Tab. 12 Verteilung der Preisspannengrößen im gepoolten Datensatz der LIFFE

LIFFE			DTB		
HH	abs. Hfgk.	Mittelwert	HH	abs. Hfgk.	Mittelwert
7 ¹	3294	11.51	8	5395	13.70
8	6796	11.18	9	5826	13.32
9	5699	13.32	10	4965	15.61
10	4842	15.76	11	4436	17.64
11	3875	19.78	12	3101	25.10
12	3315	23.80	13	6374	12.37
13	5079	15.51	14	7800	9.77
14	6527	11.70	15	8128	9.40
15	6676	11.37	16	5312	14.27
16 ²	1728	11.10	17 ³	1934	20.75

Tab. 13 Tagessaisonalitäten der durchschnittlichen Verweildauern in den gepoolten Datensätzen

¹ Diese Kategorie enthält Transaktionen, die zwischen 07:30 Uhr und 08:00 Uhr getätigt werden.

² Diese Kategorie enthält Transaktionen, die zwischen 16:00 Uhr und 16:15 Uhr getätigt werden.

³ Diese Kategorie enthält Transaktionen, die zwischen 17:00 Uhr und 17:30 Uhr getätigt werden.

Datum	abs. Hfgk.	Mittelwert	Datum	abs. Hfgk.	Mittelwert
02.10.	2119	14.86	02.10.	2222	15.33
03.10.	1863	16.90	03.10.	-	-
04.10.	2041	15.43	04.10.	2040	16.72
05.10.	2587	12.18	05.10.	3280	10.40
06.10.	2833	11.11	06.10.	3935	8.67
09.10.	1731	18.19	09.10.	1666	20.47
10.10.	2239	14.07	10.10.	2630	12.96
11.10.	2471	12.75	11.10.	2653	12.85
12.10.	2493	12.63	12.10.	2569	13.29
13.10.	2647	11.89	13.10.	3001	11.35
16.10.	1987	15.86	16.10.	1868	18.19
17.10.	2327	13.54	17.10.	2527	13.51
18.10.	2898	10.87	18.10.	3395	10.05
19.10.	2506	12.57	19.10.	3052	11.16
20.10.	2111	14.92	20.10.	2436	14.01
23.10.	2161	14.57	23.10.	2216	15.38
24.10.	-	-	24.10.	1355	25.19
25.10.	2205	14.28	25.10.	2482	13.74
26.10.	2665	11.82	26.10.	3219	10.58
27.10.	2656	11.85	27.10.	3105	10.00
30.10.	1490	21.14	30.10.	1504	22.69
31.10.	1801	17.48	31.10.	2116	16.13

Tab. 14 Monatssaisonalitäten der durchschnittlichen Verweildauern im Oktober 1995

B Schätzungen der Schwellen, Basis-Überlebensfunktion und Basis-Hazardrate

Geschätzte Schwellenwerte										
Schwellen	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	δ_5	δ_6	δ_7	δ_8	δ_9	δ_{10}
Koeff.	-3.8792	-3.1417	-2.6289	-2.2106	-1.8546	-1.5305	-1.2548	-1.0015	-.77793	-.57235
Std. abw.	.13459	.13358	.13319	.13297	.13283	.13273	.13266	.13261	.13257	.13254
$z \sim N(0;1)$	-28.822	-23.559	-19.738	-16.625	-13.953	-11.531	-9.459	-7.553	-5.868	-4.3183
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Schwellen	δ_{12}	δ_{14}	δ_{16}	δ_{20}	δ_{25}	δ_{30}	δ_{40}	δ_{50}	δ_{100}
Koeff.	-.21983	.08786	.35149	.81285	1.2930	1.6881	2.3524	2.8701	4.7813
Std. abw.	.13253	.13255	.13260	.13273	.13296	.13326	.13408	.13515	.14809
$z \sim N(0;1)$	-1.658	0.663	2.651	6.124	9.725	12.668	17.545	21.237	32.287
Signifikanz	0.098	0.509	0.008	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Tab. 15 Geschätzte Schwellenwerte für Poolregression 2 der LIFFE-Daten

Geschätzte Basis-Überlebensfunktion und Basis-Hazardrate										
t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$S_0(t)$	0.979	0.957	0.896	0.903	0.855	0.805	0.751	0.692	0.631	0.568
$P_0(t \leq T < t+1 \mid T \geq t)$	0.022	0.028	0.036	0.046	0.058	0.066	0.078	0.087	0.099	0.212

t	12	14	16	20	25	30	40	50	100
$S_0(t)$	0.448	0.335	0.241	0.105	0.026	0.004	0.000	0.000	0.000
$P_0(t \leq T < t+1 \mid T \geq t)$	0.251	0.280	0.565	0.751	0.828	0.994	0.999	1.000	1.000

Tab. 16 Basis-Überlebensfunktion und diskrete Basis-Hazardrate für Poolregression 2 der LIFFE-Daten

Geschätzte Schwellenwerte										
Schwellen	$\delta_{0.4}$	$\delta_{0.8}$	$\delta_{1.2}$	$\delta_{1.6}$	δ_2	$\delta_{2.5}$	δ_3	δ_4	δ_5	δ_6
Koeff.	-2.0195	-1.2609	-.89606	-.63362	-.42294	-.20957	-.01718	.31242	.59512	.80303
Std. abw.	.04935	.04794	.04759	.04743	.04734	.04729	.04727	.04729	.04735	.04742
$z \sim N(0;1)$	-40.922	-26.302	-18.824	-13.359	-8.934	-4.432	-0.363	6.606	12.568	17.012
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.718	0.000	0.000	0.000

Schwellen	δ_7	δ_8	δ_9	δ_{10}	δ_{12}	δ_{14}	δ_{16}	δ_{20}	δ_{25}	δ_{30}
Koeff.	.98132	1.1214	1.2524	1.3683	1.5684	1.7473	1.9086	2.1895	2.5036	2.7546
Std. abw.	.04749	.04756	.04763	.04770	.04784	.04798	.04813	.04843	.04886	.04928
$z \sim N(0;1)$	20.664	23.579	26.295	28.707	32.785	36.418	39.655	45.209	51.242	55.898
Signifikanz	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Schwellen	δ_{40}	δ_{50}	δ_{100}
Koeff.	3.2162	3.6066	5.1106
Std. abw.	.05032	.05155	.06242
$z \sim N(0;1)$	63.916	69.996	81.8752
Signifikanz	0.000	0.000	0.000

Tab. 17 Geschätzte Schwellenwerte für Poolregression 2 der DTB-Daten

Geschätzte Basis-Überlebensfunktion und Basis-Hazardrate										
t	0.4	0.8	1.2	1.6	2.0	2.5	3.0	4.0	5.0	6.0
$S_0(t)$	0.875	0.753	0.665	0.588	0.519	0.444	0.374	0.255	0.163	0.107
$P_0(t \leq T < t+1 T \geq t)$	0.139	0.117	0.115	0.117	0.144	0.158	0.319	0.360	0.342	0.353

t	7.0	8.0	9.0	10.0	12.0	14.0	16.0	20.0	25.0	30.0
$S_0(t)$	0.069	0.046	0.030	0.020	0.008	0.003	0.001	0.000	0.000	0.000
$P_0(t \leq T < t+1 T \geq t)$	0.331	0.349	0.349	0.581	0.609	0.633	0.887	0.963	0.969	0.999

t	40.0	50.0	100.0
$S_0(t)$	0.000	0.000	0.000
$P_0(t \leq T < t+1 T \geq t)$	0.999	1.000	1.000

Tab. 18 Basis-Überlebensfunktion und diskrete Basis-Hazardrate für Poolregression 2 der DTB-Daten

Literaturverzeichnis

- BARNARD, G. A. (1963): „Some aspects of the fiducial argument,“ *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 25, 111-114.
- BERNHARD, D., und E. HUGHSON (1997): „Splitting Orders,“ *Review of Financial Studies*, 10, 69-101.
- BLUME, L., D. EASLEY, und M. O’HARA (1994): „Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume,“ *Journal of Finance*, 49, 153-181.
- COX, D. R. (1972): „Regression Models and Life-Tables,“ *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 34, 187-200.
- DTB (1990): „Bund-Future,“ *DTB Deutsche Terminbörse GmbH, 1. Auflage*, Frankfurt.
- DTB (1995): „Regelwerk, Stand: März 1995“ *DTB Deutsche Terminbörse GmbH*, Frankfurt.
- EASLEY, D., und M. O’HARA (1987): „Price, Trade Size and Information in Securities Markets,“ *Journal of Financial Economics*, 19, 69-90.
- EASLEY, D., und M. O’HARA (1991): „Order Form and Information in Securities Markets,“ *Journal of Finance*, 46, 905-927.
- EASLEY, D., und M. O’HARA (1992): „Time and the Process of Security Price Adjustment,“ *Journal of Finance*, 47, 577-607.
- ENGLE, R. F. (1996): „The Econometrics of Ultra-High Frequency Data,“ UCSD Discussion Paper.
- FISZ, M. (1958): *Wahrscheinlichkeitsrechnung und Mathematische Statistik*. Berlin.
- FRANKE, G., und D. HESS (1997): „Information Diffusion in Electronic and Floor Trading,“ *Discussion Paper, Universität Konstanz*.
- GEORGE, T., G. KAUL, und M. NIMALENDRAN (1991): „Estimation of the Bid-Ask Spread and Its Components: A New Approach,“ *Review of Financial Studies*, 4, 623-656.

- GERHARD, F., D. HESS, und W. POHLMEIER (1997): „Analyzing the Market Microstructure of Intraday LIFFE Bund Futures Trading“, *Discussion Paper, Universität Konstanz*.
- GLOSTEN, L. R. (1987): „Components of the Bid-Ask Spread and the Statistical Properties of Transaction Prices“, *Journal of Finance*, 42, 1293-1307.
- GLOSTEN, L. R. (1994): „Is the Electronic Open Limit Order Book Inevitable?“, *Journal of Finance*, 49, 1127-1161.
- GLOSTEN, L. R., und L. E. HARRIS (1988): „Estimating the Components of the Bid/Ask Spread“, *Journal of Financial Economics*, 21, 123-142.
- GLOSTEN, L. R., und P. MILGROM (1985): „Bid, Ask and Transaction Prices in a Specialist Market with Heterogeneously Informed Traders“, *Journal of Financial Economics*, 14, 71-100
- GREENE, W., H. (1993): *Econometric Analysis*. Prentice Hall International Editions.
- HAMILTON, J., D. (1994): *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- HAN, A., und HAUSMAN, J. A. (1990): „Flexible Parametric Estimation of Duration and Competing Risk Models“, *Journal of Applied Econometrics*, 5, 1-28.
- HASBROUCK, J. (1991): „Measuring the Information Content of Stock Trades“, *Journal of Finance*, 46, 179-207.
- HAUSMAN, J. A., A. W. LO, und A. C. MACKINLAY (1992): „An Ordered Probit Analysis of Transaction Stock Prices“, *Journal of Financial Economics*, 31, 319-379.
- HECKMAN, J., und B. SINGER (1984): „Econometric Duration Analysis“, *Journal of Econometrics*, 24, 63-132.
- HUANG, R. D., und H. R. STOLL (1997): „The Components of the Bid-Ask Spread: A General Approach“, *Review of Financial Studies*, 10, 995-1034
- JOHNSON, N. L., und S. KOTZ (1970): *Continuos Univariate Distributions-1*. Wiley, New York.

KALBFLEISCH, J. D., und R. L. PRENTICE (1980): *The Statistical Analysis of Failure Time Data*. Wiley, New York.

KAPLAN, E. L., und P. MEIER (1958): „Nonparametric Estimation from Incomplete Observations,“ *Journal of the American Statistical Association*, 53, 457-481.

KIEFER, N. M. (1988): „Economic Duration Data and Hazard Functions,“ *Journal of Economic Literature*, 26, 646-679.

KYLE, A. S. (1985): „Continuous Auctions and Insider Trading,“ *Econometrica*, 53, 1315-1335.

LANCASTER, T. (1979): „Econometric Methods for the Duration of Unemployment,“ *Econometrica*, 47, 939-956.

LANCASTER, T. (1994): *The Econometric Analysis of Transition Data*. Cambridge University Press.

LIFFE (1994): „LIFFE Einführung,“ *The London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) Administration and Management*, London.

LIFFE (1996a): „Bund,“ *The London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) Administration and Management*, London.

LIFFE (1996b): „Risikomanagement mit LIFFE,“ *The London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) Administration and Management*, London.

LIFFE (1997): „Bobl,“ *The London International Financial Futures and Options Exchange (LIFFE) Administration and Management*, London.

LÜDECKE, T. (1996): *Struktur und Qualität von Finanzmärkten*. Deutscher Universitäts-Verlag.

MADHAVAN, A., M. RICHARDSON, und M. ROOMANS (1997): „Why do Security Prices change? A Transaction-Level Analysis of NYSE Stocks,“ *Review of Financial Studies*, 10, 1035-1064.

- MANTON, K. G., E. STALLARD, und J. W. VAUPEL (1986): „Alternative Models for the Heterogeneity of Mortality Risks Among the Aged,“ *Journal of American Statistical Society*, 81, 635-644.
- MARTENS, M. P. E. (1997): *Interaction between Financial Markets*. Tinbergen Institute Research Series, Thesis Publishers, Amsterdam.
- MOOD, A. M., F. A. GRAYBILL, und D. C. BOES (1974): *Introduction to the Theory of Statistics*. McGraw-Hill, New York.
- O’HARA, M. (1995): *Market Microstructure Theory*. Blackwell, Oxford.
- PAGANO, M., und A. RÖELL (1992): „Auction and Dealership Markets. What is the Difference?,“ *European Economic Review*, 36, 613-623.
- PIRRONG, C. (1996): „Market Liquidity and Depth on Computerized and Open Outcry Trading Systems: A Comparison of DTB and LIFFE Bund Contracts,“ *Journal of Futures Markets*, 16, 519-543.
- ROHATGI, V. K. (1976): *An Introduction to Probability Theory and Mathematical Statistics*. Wiley, New York.
- SCHMIDT, H., P. IVERSEN, und K. TRESKE (1993): „Parkett oder Computer?,“ *Zeitschrift für Bankrecht und Bankwirtschaft*, 5, 209-221.
- SHYY, G., und J.-H. LEE (1995): „Price Transmission and Information Asymmetry in Bund Future Markets: LIFFE vs. DTB,“ *Journal of Future Markets*, 15, 87-99.
- STOLL, H. R. (1989): „Inferring the Components of the Bid-Ask Spread: Theory and Empirical Tests,“ *Journal of Finance*, 44, 115-134.