

Schätzverfahren für individuelles
Preissetzungsverhalten im Lebensmitteleinzelhandel

Dissertation
zur Erlangung des Doktorgrades
der Fakultät für Agrarwissenschaften
der Georg-August-Universität Göttingen

vorgelegt von
Christin Schulze Bisping
geboren in Coesfeld

Göttingen, im September 2017

D 7

1. Referent: Prof. Dr. Stephan von Cramon-Taubadel

2. Korreferent: Prof. Dr. Bernhard Brümmer

Tag der mündlichen Prüfung: 17. November 2017

Kurzzusammenfassung

In den vergangenen Jahren gewann das Thema Preisweitergabe entlang der Wertschöpfungskette agrarwirtschaftlicher Produkte, die sog. Vertikale Preistransmission (VPT), erneut an Aktualität. Der Lebensmitteleinzelhandel (LEH) steht dabei im Verdacht nicht-wettbewerbliches Preissetzungsverhalten gegenüber dem Großhandel zu praktizieren. Studien untersuchen dieses über Schätzungen, wie der Einzelhandelspreis auf Änderungen des Großhandelspreises reagiert. Problematisch erweist sich dabei, dass sich auf Grundlage der aggregierten Groß- und Einzelhandelspreise kein verallgemeinernder Rückschluss auf individuelles Verhalten der Einzelhändler schließen lässt. Ein gezieltes Eingreifen in den LEH seitens der Politik ist somit nicht möglich. Studien plädieren informationsreiche Scannerkassendaten sowie deren disaggregierten Einzelhandelspreisen zu verwenden, eröffnen jedoch dazu, dass standardmäßige Kointegrations- und Thresholdmodelle für solche diskrete Daten nicht ausgelegt sind.

An diese Diskussion schließt die vorliegende Dissertation an mit folgenden zwei Zielsetzungen. Erstens das methodische Ziel, ein angemessenes Schätzverfahren für individuelles Preissetzungsverhalten im LEH aufzuzeigen. Als zweites, theoretisches Ziel, Determinanten für dieses Preissetzungsverhalten zu erläutern sowie den Einfluss der Struktur des LEH mit einzubinden. Untersuchungen erfolgen am Beispiel des homogenen Gutes Butter im deutschen LEH.

Der erste Beitrag greift den Fehlschluss auf bei der Bewertung des Preissetzungsverhaltens im LEH von Aggregat- auf Individualdaten zu schließen sowie, dass bisherige Schätzmethoden für Aggregatdaten unzureichend für Individualdaten sind. Eine diesem Datenniveau angemessene Methode bildet ein Zerlegungsmodell aus der Finanzwirtschaft. Die Ergebnisse des modifizierten Modells bestätigen signifikant die Vermutung, dass Einzelhändler ihr Preissetzungsverhalten nach einer langfristig zu erzielenden, durchschnittlichen Marge richten. Handelsformat und Produktmarke definieren dazu die durchschnittlich angestrebte Marge. Die Ergebnisse deuten an, dass sich Einzelhändler einer ihnen übergeordneten, ketten-spezifischen Preissetzungsstrategie anpassen und weniger stark individualistisch beim Preissetzungsverhalten handeln.

Im ersten Beitrag wurde die Plausibilität des modifizierten Modells für singuläre Preiszeitreihen nachgewiesen. Dazu führt der zweite Beitrag weiter aus, wie zudem heterogenes Preissetzungsverhalten zwischen Ketten und homogenes Verhalten innerhalb einer Kette modellinhärent schätzbar ist. Für derartige Mehrebenenstrukturen hat sich die Schätzung gemischter Modelle mit zufälligen Effekten etabliert. Ausführungen dieser Methode anhand der Scannerkassendaten weisen nach, dass zwischen Marken eine größere Varianz im Preissetzungsverhalten der Einzelhändler besteht als zwischen Ketten und Handelsformaten.

Beide Beiträge legen dar, dass die häufig in der Literatur der VPT diskutierte positive asymmetrische Preistransmission sich nicht im individuellen Preissetzungsverhalten des LEH äußert. Das Mehrebenenmodell weist überdies eine negative asymmetrische Preistransmission nach. Nicht abschließend geklärt ist, inwieweit die hier untersuchte Preistransmission zu Effizienz tendiert. Als Erkenntnis ist festzuhalten, dass Konsumenten bei Kaufentscheidungen auf einen für sie gerechten Preis setzen können und der Großhandel preislich nicht durch den LEH diskriminiert wird.

Short summary

The issue of transferring a price along the value-added chain of agricultural products, the so-called vertical price transmission (VPT), has once again become a matter of concern. The retail sector is suspected to operate in a non-competitive way against the wholesale sector when setting prices. Studies analyze this behavior by estimating how a retail price reacts to changes in the wholesale price. As a problem evolves that results from the estimated relationship between an aggregated retail and wholesale price are not representative for individual price-setting behavior of retailers. Hence, a targeted intervention into the retail sector by politicians may be prohibited. Therefore, studies plead for using fruitful scanner data and their included disaggregated retail price series but indicate that such discrete data are not suitable to standard cointegration techniques and threshold models.

This dissertation takes up the above discussion and has two objectives. First, it is aimed at showing up an adequate method for estimating individual retail price-setting behavior. A second intention is to illustrate determinants for this retail price-setting behavior and to study whether and in which way the structure of the retail sector impacts the price-setting behavior. Studies are exemplary for the homogenous good butter in the German retail sector.

The first article refers to the fallacy of deducing individual retail price-setting behavior from an aggregated retail price. As well individual retail price data are not suitable for standard estimation methods. Therefore, it is suggested to apply an unique decomposition model as used for financial time series. The results of the modified model significantly confirm the presumption that retailers base their pricing decisions on a long-term average target margin. To this, the type of store and brand define this target margin. In conclusion, retailers which belong to a distinct chain follow an overall chain-wide pricing strategy and act less individually.

Since the first article verifies the plausibility of the modified model solely for single retail price time series, the second article extends the model on how to estimate heterogeneous price-setting behavior between chains and homogenous inner-chain behavior. For such multilevel structures mixed models are an efficient estimation method. Results show that the price-setting behavior of retailers varies at most between brands, less between chains and rarely between different types of store.

Both articles conclude that long-term individual retail price-setting is not subject to asymmetric price transmission as it is predominantly the case in VPT. Besides, the multilevel model exhibits negative asymmetric price transmission. Whether the studied price transmission has a tendency towards efficiency has not been finally clarified. However the conclusion states that consumers and wholesalers are not discriminated in terms of the long-term price-setting behavior by most individual retailers.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	ix
Abbildungsverzeichnis	xi
Tabellenverzeichnis	xii
1. Einleitung	1
2. Modelling vertical price transmission with scanner price data	12
2.1. Introduction	13
2.2. Literature review and proposed model	14
2.3. Data and methods	17
2.3.1. Data	17
2.3.2. The ADS model	23
2.3.3. Adaptation and specification for vertical butter price transmission	25
2.4. Results and discussion	27
2.4.1. Results	27
2.4.2. Discussion	33
2.5. Conclusion	34
3. Vertikale Preistransmission in Mehrebenenstrukturen	40
3.1. Einleitung	41
3.2. Literatur	42
3.3. Daten und Methode	45
3.3.1. Daten	45
3.3.2. Methode	50
3.3.3. Anpassung und Spezifikation für heterogenes Preissetzungsverhalten	58
3.4. Ergebnisse und Diskussion	62
3.4.1. Ergebnisse	62
3.4.2. Diskussion	68
3.5. Fazit	70
4. Resümee und Ausblick	77
4.1. Zusammenfassung	77
4.2. Diskussion der Ergebnisse	83
4.3. Ausblick	88

Lebenslauf	93
Danksagung	95
Eidesstattliche Erklärung	96

Abkürzungsverzeichnis

ADS-Modell	<i>Activity-Direction-Size-Modell</i>
bspw.	beispielsweise
bzgl.	bezüglich
d.h.	das heißt
e.g.	<i>for example</i>
EDLP	<i>Every Day Low Price</i>
engl.	englisch
et al.	et alii
g	<i>gram</i>
gr	Gramm
HiLo	<i>High Low</i>
i.d.R.	in der Regel
i.e.	<i>that is to say</i>
IKK	Intraklassen-Korrelations-Koeffizient
LEH	Lebensmitteleinzelhandel
log-odds	logarithmierte odds
p.	<i>page</i>
qm	Quadratmeter
S.	Seite
SBKB	Süddeutsche Butter- und Käsebörse
sog.	sogenannte
sqm	<i>square meter</i>
TSP	<i>temporary sales prices</i> (temporäre Sonderangebotspreise)
TVECM	<i>Threshold-Vector Error Correction Model</i>
u.a.	unter anderem
u.U.	unter Umständen

vgl.	vergleiche
VPT	<i>Vertical Price Transmission</i> (Vertikale Preistransmission)
WSK	Wertschöpfungskette
z.B.	zum Beispiel

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1: Zusammenhang von Schätzmethoden der VPT und der Struktur des LEH.	4
Figure 2.1: Example for filtered retail prices and wholesale price.	18
Figure 2.2: Histogram of number of changes in the filtered retail price series.	19
Figure 2.3: Distribution of butter price changes.	20
Figure 2.4: Effects of tension on the probability of a retail price change (distribution of estimated average marginal effects from 904 significant models).	28
Figure 2.5: Difference between β^+ and β^- for each estimated equation (out of 904).	29
Figure 2.6: Average marginal effects of a stretched margin (positive tension) on the probability of a retail price change, for different retail chains.	31
Figure 2.7: Average marginal effects of a squeezed margin (negative tension) on the probability of a retail price change, for different retail chains.	32
Abbildung 3.1: Großhandelspreis und Referenzpreise nach Handelsformat, Marke und Region einer ausgewählten Kette.	49
Abbildung 3.2: Großhandelspreis und Referenzpreise nach Handelsformat, Marke und Region einer ausgewählten Kette.	50
Abbildung 3.3: Einheiten-Diagramm für eine Zwei-Level-Hierarchie (links).	52
Abbildung 3.4: Klassifikationsdiagramm für eine Zwei-Level-Hierarchie (rechts).	52
Abbildung 3.5: Einheiten-Diagramm für gekreuzte Ebenen (links).	53
Abbildung 3.6: Klassifikationsdiagramm für gekreuzte Ebenen (rechts).	53
Abbildung 3.7: Klassifikationsdiagramm eines Drei-Ebenen-Modells mit dreifach gekreuzten Variablen.	59
Abbildung 3.8: Konfidenzintervalle um die Effekte der Marken im Null-Modell.	64
Abbildung 3.9: Konfidenzintervalle um die Effekte der Ketten im Null-Modell.	65
Abbildung 4.1: Neue Schätzmethoden für VPT im LEH.	82

Tabellenverzeichnis

Table 2.1: Characteristics of different types of retail store.	21
Table 2.2: Characteristics of different retail chains.....	22
Tabelle 3.1: Verteilung von Handelsformaten und Marken nach Ketten.....	47
Tabelle 3.2: Verteilung der Marken auf die Handelsformate pro Kette.....	48
Tabelle 3.3: Schätzergebnisse für das Null-Modell und volle Modell.....	67

1. Einleitung

„Viele Verbraucher sind doch bereit, einen höheren Preis zu akzeptieren! -Das stimmt wohl, Käufer bei den Molkereien ist jedoch nicht der Verbraucher[,] sondern der Lebensmitteleinzelhandel“ (Milchindustrieverband 2016).

In den vergangenen Jahren gewann das Thema Preisweitergabe zwischen Landwirten, Großhandel und Einzelhandel u.a. bei Molkereiprodukten erneut an Aktualität und stellt die Annahme des vollkommenen Wettbewerbs entlang dieser Wertschöpfungskette (WSK) infrage (McCorrison 2002; Weber und Anders 2007). Landwirte beklagen die existenzgefährdend niedrigen Preise für ihre Produkte, denen sie aus ihrer Sicht insbesondere der Marktmacht des Einzelhandels ausgesetzt sind. Einzelhändler verteidigen ihr Preissetzungsverhalten als Reaktion auf das Konsumentenverhalten und -wünsche (Bundeskartellamt 2009).

Die Preisweitergabe entlang der WSK fällt in der Literatur unter dem Fachbegriff „Vertikale Preistransmission (VPT)“. Einzelhändler nehmen bei der VPT eine Sonderstellung ein. Als letzte Stufe in der WSK berücksichtigen Einzelhändler bei der Preissetzung sowohl die angebotsseitig vorgelegten Stufen, als auch die nachfrageseitig preissensitiven Konsumenten. Dieses wirft die Frage auf, ob Einzelhändler aufgrund möglicher Marktmacht ihre Preise gezielt asymmetrisch an Großhandelspreisänderungen anpassen und dadurch gewonnene Preisvorteile nicht an Konsumenten weiterreichen. Vielzahlige Studien über agrarwirtschaftliche Produkte analysieren dazu die Preisbeziehung zwischen Groß- und Einzelhandelssektor auf aggregierter Datenebene (Durchschnittspreis über alle Groß- bzw. Einzelhändler) und sehen asymmetrische Preisweitergabe bestätigt, wenn in Reaktion auf Großhandelspreisänderungen Einzelhandelspreisanhebungen und –senkungen in der Anpassungsgeschwindigkeit und –höhe divergieren (Peltzman 2000; Goodwin und Piggott 2004; Meyer und von Cramon-Taubadel 2004). Asymmetrie lässt sich umso besser erkennen, je spezifischer das ökonometrische Modell, je höher frequentiert (monatlich, wöchentlich, täglich) und weniger aggregiert die Daten sind (Frey und Manera 2007).

Bereits 1997 bemängelte McCorrison, dass sich Studien zu stark auf den Lebensmitteleinzelhandel (LEH) als aggregierte Einheit fokussieren und die Individualität der Einzelhändler missachten, aus der die tatsächlich vorherrschende heterogene Struktur des Sektors hervorgeht. Folglich führen darauf basierende Politikempfehlungen und –reformen, die den LEH auf höherer Aggregatebene betrachten, zu Ineffizienz bei der Umsetzung auf einzelnen Stufen. Sozialwissenschaftler benennen

diesen Umstand einen „ökologischen Fehlschluss“, bei dem von Zusammenhängen auf Aggregat-ebene auf Zusammenhänge der Individualebene geschlossen wird (Hox 2010). „Ökologisch“ bezieht sich in diesem Zusammenhang die Art der Datenaggregation. Ursprünglich handelt es sich um Daten, die über geografische Gebiete aggregiert wurden und somit kollektive Daten darstellen. Kollektivdaten führen folglich zu verzerrten bis fehlleitenden Aussagen über das Verhalten auf Individualebene. Abbildung 1.1 visualisiert schemenhaft die genannte Kritik, dass intensiv die Preisweitergabe in der WSK anhand von Durchschnittspreisen analysiert wurde, jedoch Kenntnisse über und Schätzmethode für heterogenes Preissetzungsverhalten im LEH rudimentär sind. Von Cramon-Taubadel et al. (2006) stimmen der von McCorrison (1997) geäußerten Kritik zu und ergänzen, dass in aggregierten Einzelhandelspreisen Informationen über Heterogenität verloren gehen. Darauf stützende Schätzergebnisse erlauben keine verallgemeinernden Rückschlüsse über das individuelle Preissetzungsverhalten eines Einzelhändlers, und zeigen gegebenenfalls eine Tendenz des individuellen Verhaltens auf. Heterogenität zeigt sich u.a. in unterschiedlichen Handelsformaten (Discounter, Supermarkt, größerer Verbrauchermarkt) und Kettenzugehörigkeiten, mit denen unterschiedliche Preissetzungsstrategien hinsichtlich der generierten Marge, Häufigkeit und Umfang der Preisanpassungen einhergehen. Einzelhändler bedienen sich bei Preisanpassungen verschiedener Möglichkeiten wie der psychologischen Preissetzung (die letzte Preisziffer ist primär „9“ oder „5“), regulären Preisanpassungen sowie Sonderangebotspreisen. Während psychologische Preise und reguläre Preisanpassungen den Verlauf des langfristigen, regulären Einzelhandelspreises definieren, stellen Sonderangebotspreise temporäre Abweichungen von diesem regulären Preis dar. Im Detail kommen Studien dazu bislang zu folgenden Ergebnissen:

(i) Einzelhändler passen den regulären Preis an, wenn sich die Konsumentennachfrage oder Kosten ändern. Sonderangebote als vorübergehende Preissenkungen zählen nicht dazu (Hosken und Reiffen 2001). Nach dem Gesetz des einheitlichen Preises erfolgt eine Preisanpassung für homogene Güter unverzüglich, proportional und in gleicher Richtung wie die zugrundeliegende Kosten- oder Nachfrageänderung, die sog. Preissynchronisation. Bei jeder Preisanpassung fallen sowohl sog. Menükosten wie das Drucken von Prospekten oder neuer Preisschilder an, als auch Kosten der Entscheidungsfindung zu Überlegungen, wie sich eine Preisänderung auf den Absatz auswirkt (Ardeni und Lubian 1989; Sheshinski und Weiss 1992). In der Praxis induziert hingegen nicht jede Kostenänderung auf vorgelagerter Stufe eine Preisänderung seitens des Einzelhandels,

da die mit der Anpassung anfallenden Menükosten die potenziellen Gewinne durch diese Preisanpassung übersteigen.

Infolgedessen entstehen rigide Preisverläufe (Barro 1972; Chen et al. 2008). Häufig lassen sich Asymmetrien in der Preisanpassung beobachten, wonach Einzelhändler ihre Preise verzögert und nicht im gleichen Größenmaß wie die Kostenänderung anpassen, unabhängig davon, ob ein homogenes Produkt gehandelt wird (Pesendorfer 2002). Asymmetrische Preisanpassungen sind nach Meyer und von Cramon-Taubadel (2004) u.a. auf Marktmacht, Menü- und Anpassungskosten der Einzelhändler zurückzuführen. In der Regel resultiert daraus die positive Asymmetrie, d.h. Margen, die zunehmend durch einen Kostenanstieg dezimiert werden, werden schneller durch Preisanpassungen korrigiert, als Margen, die durch sinkende Kosten gestreckt werden. Somit bedeutet positiv, dass Preisanhebungen schneller und in größerem Umfang erfolgen als Preissenkungen. Der umgekehrte Fall ist die negative Asymmetrie. Gründe der Preisanpassungen können strategischer Natur sein. In sehr geringem Maße richten Einzelhändler ihre eigene Preisanpassung nach der Preisanpassung der Konkurrenz. Häufiger schließen sie in ihren Anpassungsentscheidungen die Preiswahrnehmung und das Kaufverhalten der Konsumenten mit ein. Veranlassen Einzelhändler nach einer Verzögerungszeit eine Preisanpassung, orientieren sie sich bei der Höhe der Anpassung an einen erfahrungsgemäß von den Konsumenten als gerechtfertigt wahrgenommenen Preis, um den Kundenstamm zu halten (Hosken und Reiffen 2001; Chavas und Metha 2004; Rotemberg 2005; Nijs et al. 2007).

Während Menükosten die Häufigkeit und Höhe der Preisanpassungen gleichzeitig beeinflussen, bestimmen sie sich nach den Theorien der „state-dependence“ (Zustandsabhängigkeit) und der „time-dependence“ (Zeitabhängigkeit) getrennt voneinander. „State-dependence“-Modelle stützen sich auf die Existenz von Menükosten. Auf jeden Preisschock auf vorgelagerter Stufe erfolgt eine Preisanpassung, sodass sich dadurch die Häufigkeit der Anpassungen determiniert; die Höhe der Preisanpassung bleibt davon unberührt oder wird in nur sehr geringem Maße beeinflusst (Golosov und Lucas 2007). Umgekehrt wirken „time-dependence“-Modelle auf die Höhe der Preisanpassung, nicht auf die Häufigkeit. Einzelhändler planen langfristig im Voraus, wann ein Preis angepasst wird, d.h. die Dauer, wie lange ein Preis unverändert bleibt, ist vorherbestimmt. Erst im Zeitpunkt einer Anpassung entscheiden Einzelhändler über die Höhe (Calvo 1983).

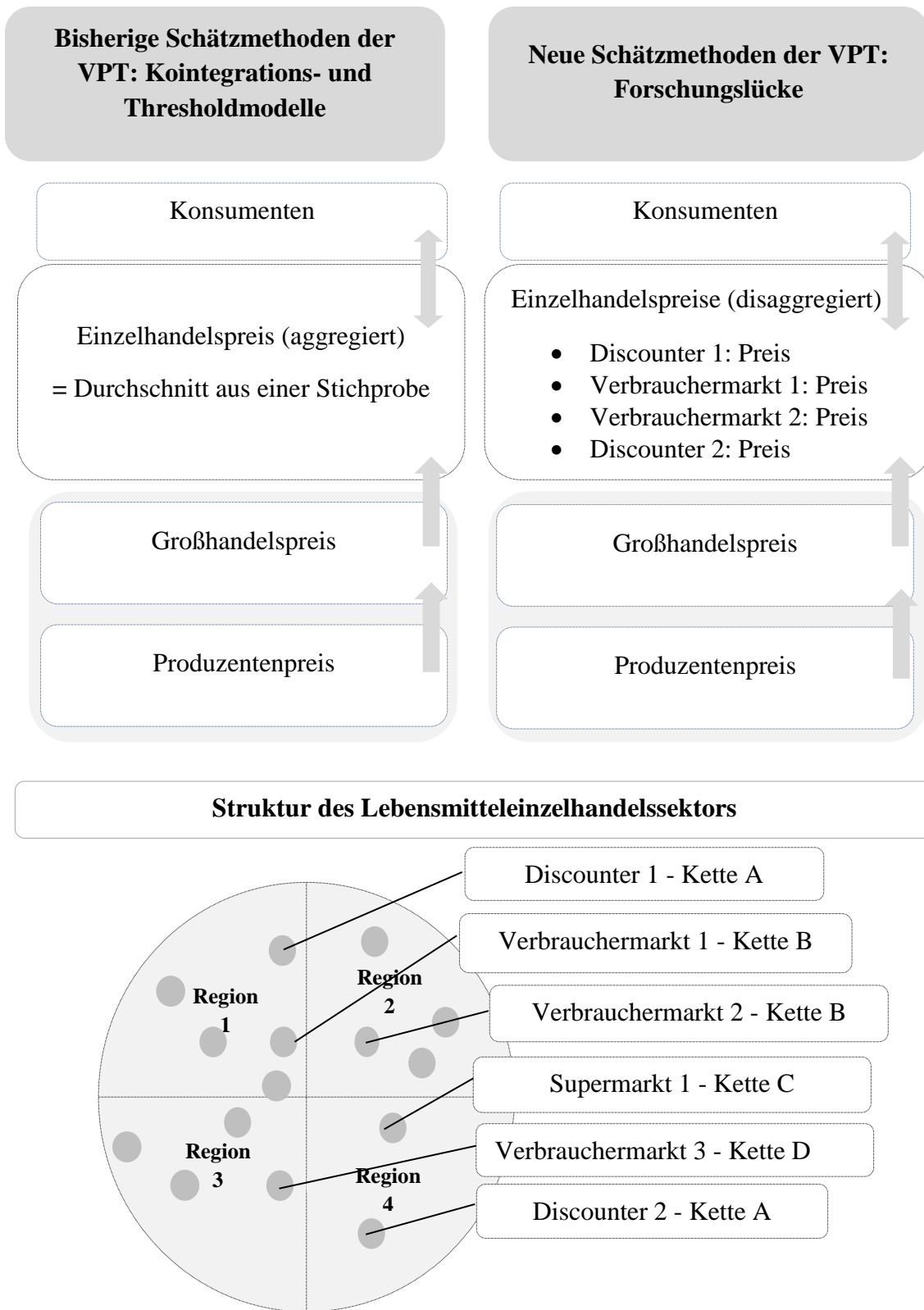


Abbildung 1.1: Zusammenhang von Schätzmethoden der VPT und der Struktur des LEH.

Quelle: eigene Darstellung.

(ii) Bei der psychologischen Preissetzung favorisieren Einzelhändler Preise, die auf der ungeraden Ziffer „9“ oder in geringerem Ausmaß auf „5“ enden. Sie richten sich damit gezielt an die Preiswahrnehmung und –beurteilung der Konsumenten und erwarten u.a. Unaufmerksamkeit der Konsumenten bei der Preiswahrnehmung. Ziel ist, eine höhere Produktnachfrage zu erreichen (Holdershaw et al. 1997; Simon und Fassnacht 2008; Snir et al. 2012; Hackl et al. 2014). Die Ziffer „9“ bewirkt nachweislich den stärksten Effekt auf den Absatz. Konsumenten tendieren dazu die erste Ziffer des Preises mit der letzten zu vergleichen und je nach Größe der Differenz das Produkt als preisgünstig einzustufen, sodass der sog. Image- und Niveaueffekt die Konsumenten in ihrem Kaufverhalten lenkt (Stiving 2000; Thomas und Morwitz 2005).

Anders wirkt die Ziffer „9“ bei einem Preisvergleich nach einer Preisänderung. Verweilt eine Preisendung auf „9“, werden Änderungen der mittleren Ziffer u.U. von Konsumenten nicht wahrgenommen, sodass Einzelhändler mögliche Umsatzsteigerungen verzeichnen (Snir et al. 2012; Hackl et al. 2014). Hoffmann und Hackelbusch (2013) widersprechen diesem Effekt für den deutschen Lebensmitteleinzelhandel. Ihrer Studie nach wirken lediglich die Preisendungen „99“ sowie Sonderangebotspreise mit markanten Preisendungen wie „88“ signifikant absatzfördernd. Ebenso werden nach Stiving (2000) temporäre Abweichungen von „9er“ Preisendungen in Form von runden Preisen und als Sonderangebotspreise möglicherweise als Qualitätsindikatoren eines Produktes wahrgenommen, welche sich positiv auf den Absatz auswirken. Aufgrund der positiven Absatz- und Umsatzwirkung der „9er“ Ziffer sehen sich Einzelhändler selten zu Preisänderungen veranlasst und verstärken damit Preisrigidität (Herrmann et al. 2005; Knotek 2011; Hackl et al. 2014).

(iii) Sonderangebotspreise sind kurzweilige Preisnachlässe eines Produktes, die unabhängig von Kostenänderungen erfolgen. Demzufolge gehören sie nicht zur langfristigen Preissetzungsstrategie (Hosken und Reiffen 2001). Da Konsumenten um die Kurzweiligkeit des Angebots wissen, sollen Sonderangebotspreise zusätzlichen Absatz für den Einzelhändler generieren. Nach Varian (1980) zielen kurzweilige Preisschwankungen auf den Informationsstand der Konsumenten ab. Können weniger Informierte nicht zwischen Sonderangebotspreis und regulärem Preis differenzieren, erleiden sie einen Wohlfahrtsverlust im Vergleich zu Informierten. Die Aufspaltung von regulären Preisen und Sonderangebotspreisen ist ebenfalls für Tests auf asymmetrische Preisweitergabe erheblich. Sonderangebotspreise dienen aus subjektiver Einzelhandelssicht als kurzfristiges Strategiemittel. Objektiv betrachtet lassen sie sich als langfristig asymmetrisches Preissetzungsverhalten einstufen. Addieren sich diese fälschlicherweise bezeichneten Asymmetrien zu den Asymmetrien

des regulären Preissetzungsverhaltens, tritt der asymmetrische Effekt verstärkt hervor (Chavas und Metha 2004; Tifaoui und von Cramon-Taubadel 2017). Verzerrt geschätzte Asymmetrien bedeuten fehlgeleitete Schlussfolgerungen über das Preissetzungsverhalten, sodass es sich empfiehlt, die Sonderangebotspreise mittels eines Filters von den regulären Preisen zu eliminieren (Chahrour 2011; Tifaoui und von Cramon-Taubadel 2017).

(iv) Zwei bekannte Preissetzungsstrategien im LEH sind die „Every Day Low Price“ (EDLP)-Strategie und die „High Low“ (HiLo)-Strategie. Je nach Strategie werden Produkte zu einem durchschnittlich niedrigen oder hohen Preisniveau angeboten, womit die Häufigkeit der gesetzten Sonderangebotspreise einhergeht. Mit einer der gewählten Strategie positionieren sich die Einzelhandelsformate (Discounter, Supermarkt und größere Verbrauchermärkte) am Markt (Lal und Rao 1997).

Die in der EDLP-Strategie angebotenen Produkte weisen niedrige reguläre Preise auf und den regulären Preis unterbietende Sonderangebotspreise sind die Ausnahme (Levy et al. 1998). In der Regel verfolgen Discounter diese Dauerniedrigpreisstrategie, bei der sie eine wenig differenzierte Produktpalette anbieten und aus Kostengründen wenige Werbemaßnahmen betreiben (Lal und Rao 1997). Zwischen den Läden herrscht starke Konkurrenz, angeführt durch einen Preisführer. Halten Läden dem Preis des Preisführers nicht stand, werden sie aus dem Markt gedrängt. Konkurrenzfähig und wirtschaftlich sind ausschließlich Läden, die eine der EDLP-Strategie angemessene Kostenstruktur aufweisen (Simon und Fassnacht 2008).

Demgegenüber zeichnet sich die HiLo-Preisstrategie durch einen ständigen Wechsel von Sonderangebotspreisen und regulären Preisen aus. Einzelhändler dieser Strategie sind oftmals größere Super- und Verbrauchermärkte. Charakteristisch sind eine breite Produktpalette, die vorrangig Herstellermarken umfasst, und ein - im Vergleich zur EDLP-Strategie - hohes Preisniveau (Levy et al. 1998). Im Wechsel wird ein Teil des Sortiments zu Sonderpreisen angeboten, wobei die Sonderangebotspreise unterhalb des Preisniveaus der EDLP-Strategie liegen. Einerseits soll dadurch der Absatz des beworbenen Produktes gefördert werden, andererseits sollen die Kunden zu weiteren Einkäufen anderer, nicht preisgesenkter Produkte animiert werden (Lal und Rao 1997; Herrmann et al. 2002). Jedoch geht damit das Risiko einher, dass Konsumenten nur Produkte des Sonderangebots kaufen und somit Produkte des Sonderangebots trotz kurzfristig gesteigerten Absatzes

Verluste bringen (Weber und Anders 2007). Super- und Verbrauchermärkte werben für ihre Produkte über die Produktqualität, günstig gelegene Verkaufsstandorte und eine angenehme Einkaufsatmosphäre, und rechtfertigen sogleich das langfristig höhere Preisniveau gegenüber Discountern, die die EDLP-Strategie praktizieren (Simon und Fassnacht 2008).

Den unterschiedlichen Preissetzungsstrategien und den unterschiedlichen Handelsformaten wird der Unterschied zwischen Hersteller- und Handelsmarken zugeordnet. Größere Verbraucher- und Supermärkte bieten im Vergleich zu Discountern i.d.R. verhältnismäßig mehr Hersteller- als Handelsmarken an und stellen Herstellermarken häufiger in das Sonderangebotsortiment (Schmedes 2005). Bei Handelsmarken hingegen fallen Preisänderungen im Durchschnitt geringer aus als bei Herstellermarken, welche je nach Handelsformat variieren (Weber und Anders 2007).

Kenntnisse über die beschriebenen Preissetzungsstrategien individueller Einzelhändler resultieren aus deskriptiven Statistiken. Im Bereich der induktiven Statistik hingegen besteht grundlegender Forschungsbedarf sowohl über individuelles Preissetzungsverhalten als auch gruppen- bzw. ketten-spezifische Preissetzungsstrategien im LEH. Die dazu verfügbaren, informationsreichen Scannerkassendaten des LEH sind bislang wenig erforscht; deren Potenzial befürwortete Cotterill (1994) frühzeitig seit ihrer Einführung in den achtziger Jahren. Während ein aggregierter Einzelhandelspreis auf monatlicher Basis ist, treten in Scannerkassendaten aufgrund der Disaggregation und der wöchentlichen Aufzeichnung die rigiden Einzelhandelspreisverläufe stärker hervor, die „some form of jump processes“ ähneln und als diskrete Daten einzustufen sind (Loy et al. 2015, S. 464). Durch Separierung der kurzweiligen Sonderangebotspreise von den langfristigen, regulären Preisen verstärkt sich zum einen der rigide Verlauf der verbleibenden regulären Preise, zum anderen eliminiert sich die verzerrende Wirkung von Sonderangebotspreisen auf mögliche Asymmetrie des regulären Preises, da Sonderangebotspreise aufgrund ihrer einseitigen Preisänderungsrichtung per se asymmetrisch sind (Tifaoui und von Cramon-Taubadel 2017). Aus diesem Umstand erhebt sich die Problematik, dass bisherige Schätzmethoden der VPT wie die Klassen der Kointegrations- und Thresholdmodelle ausschließlich für kontinuierliche, differenz-stationäre Prozesse spezifiziert sind, jedoch für diskrete Daten kein probates Mittel darstellen (von Cramon-Taubadel und Meyer 2004; Frey und Manera 2007).

Aus dieser Untersuchungslücke in der Literatur der VPT ergeben sich einander bedingende methodische und theoretische Untersuchungsziele. Auf methodischer Ebene bestehen drei Ansprüche:

Erstens soll die Schätzmethode für die Preisbeziehung zwischen dem Großhandel und individuellen Einzelhändlern dem Skalenniveau der Daten angemessen sein und zweitens so spezifiziert sein, um auf asymmetrische Preistransmission testen zu können. Drittens beinhaltet die Struktur der zu untersuchenden WSK-Stufe möglicherweise eine Mehrebenenstruktur, sodass dem Paneldatensatz eine nicht unmittelbar erkennbare Datenhierarchie zugrunde liegt. Methodisch besteht der Anspruch die aufgefundene Schätzmethode für individuelles Preissetzungsverhalten zu einem generalisierten linearen gemischten Modell zu erweitern, um kettenspezifische Preissetzungsstrategien erörtern zu können (Frey und Manera 2007). Gegeben diese Möglichkeit, lassen sich auf theoretischer Ebene ökonomische Parameter für individuelle Preissetzungsstrategien des LEH aufdecken sowie diese in Relation zu inter- und intrakettenspezifischem Preissetzungsverhalten setzen. Die Möglichkeit auf Asymmetrie zu testen, hilft wiederum u.a. marktmissbräuchliches Preissetzungsverhalten der Einzelhändler zu erkennen (Meyer und von Cramon-Taubadel 2004).

Diesbezügliche Untersuchungen erfolgen am Beispiel des Gutes Butter im deutschen LEH und gliedern die Arbeit wie folgt. Der erste Beitrag beschäftigt sich mit der Darlegung und Interpretation einer effizienten und konsistenten Schätzmethode für die Beziehung zwischen dem aggregierten Großhandelspreis und den individuellen Einzelhandelspreiszeitreihen. Dabei entstammt die methodische Grundlage der Finanzwirtschaft, in der fortlaufend Untersuchungen über wenig sprunghafte, konstant verlaufende Preiszeitreihen erfolgen und entsprechend fortgeschritten die Kenntnisse über angemessene Regressionsmodelle sind.

Einige methodische und theoretische Limitationen und Schlussfolgerungen des ersten Beitrags dienen als Grundlage für die Forschungsfrage des zweiten Beitrags. Die theoretischen Ergebnisse des ersten Beitrags indizieren individuelles Preissetzungsverhalten im Kontext von Kettenzugehörigkeiten zu beurteilen. Hieran anknüpfend beschäftigt sich der zweite Beitrag auf methodischer Ebene mit der Anpassung des Regressionsmodells. In diesem wird die aufgefundene Schätzmethode des ersten Beitrags zu einer Mehrebenenregression für Paneldaten erweitert, um die teilweise hierarchische Struktur des LEH mit einzubeziehen, die sich durch Heterogenität zwischen Ketten und Homogenität innerhalb einer Kette auszeichnet. Die Arbeit endet mit einem Fazit sowie einer Diskussion der methodischen und theoretischen Ergebnisse und gibt einen Ausblick auf mögliche, zukünftige Forschungsfragen.

Literaturverzeichnis

- Ardeni, P.G., und D. Lubian. 1989. "Purchasing power during the 1920s." *Economic Letters* 30(4): 357-362.
- Barro, R.J. 1972. "A Theory of Monopolistic Price Adjustment." *Review of Economic Studies* 39: 17-26.
- Bundeskartellamt. 2009. "Sektoruntersuchung Lebensmitteleinzelhandel – Darstellung und Analyse der Strukturen und des Beschaffungsverhaltens auf den Märkten des Lebensmitteleinzelhandels in Deutschland." URL: [http://www.bundeskartellamt.de/Sektoruntersuchung_LEH.pdf%3F__blob%3DpublicationFile%26v%3D7%20;Bundeskartellamt%20201\\$,%20S](http://www.bundeskartellamt.de/Sektoruntersuchung_LEH.pdf%3F__blob%3DpublicationFile%26v%3D7%20;Bundeskartellamt%20201$,%20S) (Abrufdatum: 12.09.2016).
- Calvo, G. 1983. "Staggered contracts in a utility maximizing framework." *Journal of Monetary Economics* 12: 383-398.
- Chahrouh, R.A. 2011. "Sales and price spikes in retail scanner data." *Economics Letters* 110(2): 143-146.
- Chavas, J.-P., und A. Mehta. 2004. "Price Dynamics in a Vertical Sector: The Case of Butter." *American Journal of Agricultural Economics* 86(4): 1078-1093.
- Chen, H.A., Levy, D., Ray, S., und M. Bergen. 2008. "Asymmetric price adjustment in the small." *Journal of Monetary Economics* 55: 728-737.
- Cotterill, R. 1994. "Scanner data: New opportunities for demand and competitive strategy analysis." *Agricultural and Resource Economics Review* 23(2): 125-139.
- Frey, G., und M. Manera. 2007. „Econometric models of asymmetric price transmission.“ *Journal of Economic Surveys* 21(2): 349-415.
- Golosov, M., und R. Lucas. 2007. „Menu costs and Phillips curves.“ *Journal of Political Economy* 115: 171-199.
- Goodwin, B.K. und N. Piggott. 2001. "Spatial market integration in the presence of threshold effects." *American Journal of Agricultural Economics* 83(2): 302-317.
- Hackl, F., Kummer, M.E., und R. Winter-Ebmer. 2014. „99 Cent: Price points in e-commerce.“ *Information Economics and Policy* 26: 12-27.
- Herrmann, R., Möser, A., und E. Werner. 2002. „Neue empirische Befunde zur Preissetzung und zum Verbraucherverhalten im Lebensmitteleinzelhandel.“ *German Journal of Agricultural Economics* 51(2): 99-111.
- Herrmann, R., Möser, A., und S.A. Weber. 2005. „Price Rigidity in the German Grocery-Retailing Sector: Scanner-Data Evidence on Magnitude and Causes.“ *Journal of Agricultural & Food Industrial Organization* 3(1): 1-37.

- Hoffmann, A., und K. Hackelbusch. 2013. „Sonderangebote und psychologische Preissetzung im deutschen Lebensmitteleinzelhandel.“ *German Journal of Agricultural Economics* 62(3): 173-191.
- Holdershaw, J., Gendall, P., und R. Garland. 1997. „The Widespread Use of Odd Pricing in the Retail Sector.“ *Marketing Bulletin* 8: 53-58.
- Hosken, D., und D. Reiffen. 2001. „Multiproduct retailers and the sale phenomenon.“ *Agribusiness* 17(1): 115-137.
- Hox, J.J. 2010. *Multilevel analysis: techniques and applications*. 2. Auflage. New York: Routledge.
- Knotek, E. 2011. „Convenient Prices and Price Rigidity: Cross-Section Evidence.“ *Review of Economics and Statistics* 93(3): 1076-1086.
- Lal, R., und R. Rao. 1997. "Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing." *Marketing Science* 16(1): 60-80.
- Levy, D., Dutta, S., Bergen, M., und R. Venable. 1998. "Price Adjustment at Multiproduct Retailers." *Managerial and Decision Economics* 19(2): 81-120.
- Loy, J.-P., Holm, T., Steinhagen, C., und T. Glauben. 2015. "Cost pass-through in differentiated product markets: a disaggregated study for milk and butter." *European Review of Agricultural Economics* 42(3): 441-471.
- McCorriston, S. 1997. „Price Transmission in Vertically-Related Markets under Imperfect Competition.“ In: Bauer, S., Herrmann, R., und F. Kuhlmann (Hrsg.). *Märkte der Agrar- und Ernährungswirtschaft – Analyse, einzelwirtschaftliche Strategien, staatliche Einflussnahme*. Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V. 33. Münster-Hiltrup: Landwirtschaftsverlag: 59-68.
- McCorriston, S. 2002. "Why should imperfect competition matter to agricultural economists?" *European Review of Agricultural Economists* 29(3): 349–371.
- Meyer, J., und S. von Cramon-Taubadel. 2004. „Asymmetric Price Transmission: A Survey.“ *Journal of Agricultural Economics* 55(3): 581-611.
- Milchindustrieverband. 2016. "FAQs zum Milchmarkt." URL: <http://www.milchindustrie.de/marktdaten/faq-zum-milchmarkt/> (Abrufdatum: 05.06.2016).
- Nijs, V.R., Srinivasin, S., und K.H. Pauwels. 2007. "Retail-price drivers and retailer profits." *Marketing Science* 26: 473-487.
- Peltzman, S. 2000. "Prices rise faster than they fall." *Journal of Political Economy* 108(3): 466-502.
- Pesendorfer, M. 2002. „Retail Sales: A Study of Pricing Behavior in Supermarkets.“ *Journal of Business* 75(1): 33-66.
- Richards, T.J. 2006. "Sales by Multi-Product Retailers." *Managerial and Decision Economics* 27: 261-277.

- Rotemberg, J.J. 2005. "Customer anger at price increases, changes in the frequency of price adjustment and monetary policy." *Journal of Monetary Economics* 52(4): 829-852.
- Schmedes, E.C. 2005. „Empirische Befunde zum Preissetzungsverhalten im deutschen Lebensmitteleinzelhandel.“ *Jahrbuch der Österreichischen Gesellschaft für Agrarökonomie* 14: 153-164.
- Sheshinski, E., und Y. Weiss. 1992. „Staggered and Synchronized Price Policies Under Inflation The Multiproduct Monopoly Case.“ *Review of Economic Studies* 59(2): 331-359.
- Simon, H., und M. Fassnacht. 2008. *Preismanagement. Strategie – Analyse – Entscheidung – Umsetzung*. 3. Auflage. Wiesbaden: Gabler.
- Snir, A., Levy, D., Gotler, A., und H.A. Chen. 2012. "Not All Price Endings Are Created Equal: Price Points and Asymmetric Price Rigidity." MPRA Paper 2. URL: <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/4225> HYPERLINK "<http://mpra.ub.uni-muenchen.de/42252/>"2 HYPERLINK "<http://mpra.ub.uni-muenchen.de/42252/>"/ (Abrufdatum: 07.06.2016).
- Stiving, M. 2000. "Price-Endings When Prices Signal Quality." *Management Science* 46(12): 1617-1629.
- Thomas, M., und V. Morwitz. 2005. „Penny Wise and Pound Foolish: The Left-Digit Effect in Price Cognition.“ *Journal of Consumer Research* 32(1): 54-64.
- Varian, H. 1980. "A model of sales." *American Economic Review* 70: 651-659.
- von Cramon-Taubadel, S., Loy, J.-P., und J. Meyer. 2006. "The impact of cross-sectional data aggregation on the measurement of vertical price transmission: an experiment with German food prices." *Agribusiness* 22(4): 505-522.
- Weber, S.A., und S.M. Anders. 2007. „Price Rigidity and Market Power in German Retailing.“ *Managerial and Decision Economics* 28: 737-749.

2. Modelling vertical price transmission with scanner price data

Authors: Christin Schulze Bisping and Stephan von Cramon-Taubadel¹

Abstract

The increasing availability of scanner price data promises to generate new insights into food price transmission to final consumers. However, scanner price data display a number of characteristics such as stickiness and psychological pricing that make them unsuited to the standard cointegration methods that are commonly applied in price transmission analysis. We propose a new model that treats retail price series as binary processes and is based on the assumption that retailers set prices strategically with the aim of maintaining a constant mean margin over time. We estimate this model using logistic regressions and find that it performs well for scanner data on retail butter prices in Germany. Against most findings of asymmetry in price transmission, we find retailers equally increasing and decreasing their regular prices; some as theory of EDLP- and HiLo-strategy proposes, but some notwithstanding. We conclude that a type of store cannot be strictly assigned to a distinct price strategy, rather is subsequent to an overall strategy of a retail chain.

Keywords: retail scanner data, logistic regression, vertical price transmission, rigidity

¹ Contributions of the authors: Christin Schulze Bisping is responsible for the idea, searching and analysing literature, methods, estimation, and analysis and discussion of results. Stephan von Cramon-Taubadel is involved in this by reading and commenting on drafts as well as by suggesting how to progress.

2.1. Introduction

There are many studies of vertical price transmission (VPT) in agriculture, among other things because of concerns about the welfare effects of imperfect competition in the food chain. To date, most studies of VPT to the retail level have employed retail price data that are aggregated in space (e.g. regional or national averages) and time (e.g. monthly averages). The increasing availability of disaggregated scanner price data at the individual store level promises to generate new insights into the transmission of food prices to final consumers.

However, scanner price data display a number of unique characteristics. First, retail prices in individual stores tend to be rigid, remaining unchanged over longer periods of time. A second characteristic is psychological pricing; retail prices almost always end in “5” or “9”. Third, scanner prices often include temporary sales prices (TSP), i.e. downward spikes which last for a short period.

As a result of these characteristics, scanner data are not suited to analysis with the standard cointegration methods that are commonly applied in price transmission analysis (Loy et al. 2015). Standard cointegration methods assume that prices are constantly adjusting in response to shocks, i.e. that price changes will be non-zero in almost all periods. Furthermore, standard cointegration methods cannot account for psychological pricing and the asymmetric nature of TSP. Tifaoui and von Cramon-Taubadel (2017) demonstrate that the presence of TSP in scanner data can bias studies of VPT towards findings of asymmetry. They therefore propose using filters (Chahrour 2011; Eichenbaum et al. 2011) to eliminate TSP before proceeding with VPT analysis. While using filters to eliminate TSP accounts for one of the three characteristics of scanner data listed above, it does not address the other two (rigidity and psychological pricing), so the problem of finding an adequate empirical method for modeling VPT with scanner data remains.

In the following we propose a solution to this problem based on a decomposition model first proposed by Rydberg and Shephard (2003) and used to model financial time series. This three-stage approach first models whether, then in which direction, and then by how much a retail price changes. An attractive property of this model is that it also allows us to test for asymmetry, which is often a focus of VPT analysis. We illustrate the use of this model using scanner price data for butter in a sample of German retail stores.

The rest of this paper is structured as follows. Section 2 reviews vertical price transmission literature with an emphasis on transmission to the retail level. In section 3 we describe our data and the

proposed three-stage modeling approach. In section 4 we present and discuss results, and section 5 concludes.

2.2. Literature review and proposed model

Price transmission can be measured either horizontally in space or vertically along a food chain. Spatial price transmission studies how the price of a homogenous commodity at one location reacts to price changes at other locations. VPT measures the degree to which price changes at one level of the food chain are passed on to other levels. Most studies of VPT analyze price transmission between the producer (farm gate) and wholesale levels. Studies of transmission to the retail level are less common. One reason for this relative scarcity is the increasing degree of processing that takes place at each level of the chain. Farmers sell a raw product which is usually subject to some transformation before it reaches the wholesale level. However, in many cases, considerably more transformation takes place between the wholesale and the retail level. As a result, retail margins are often considerably larger than wholesale margins, and it is often difficult to trace a quantity of raw or intermediate commodity at the producer or wholesale levels to the many different retail products it ends up being part of. For example, available price data in Germany make it possible to trace most of a slaughter pig through to the corresponding wholesale cuts of pork, and thus to ‘reassemble’ the slaughter pig at the wholesale level. However, it is essentially impossible to trace that slaughter pig further to the great variety of cuts of pork, sausages and other processed products that contain pork at the retail level (von Cramon-Taubadel and Mösch 1997; von Cramon-Taubadel et al. 2006).

Another problem facing studies that examine price transmission from producers or wholesalers to retailers has been a lack of data. Most studies to date use aggregated data provided by public statistical authorities, i.e. average retail prices over a period of time (e.g. month) and over all retailers in a country or region (Lass et al. 2001; Bonnet and Villas-Boas 2013). Averaging over time and space leads to a loss of information and might obscure important aspects of VPT behavior.

In principle, the increasing availability of scanner data makes it possible to address the problem of aggregation and study VPT to the retail level for individual stores. Outside of agricultural economics, scanner data has been used extensively to study how retail price setting affects business cycles, inflation and other macroeconomic phenomena (Klenow and Kryvtsov 2008; Nakamura and Steinsson 2008; Klenow and Malin 2010; Eichenbaum et al. 2011; Mirza and Bergland 2012). To

date, only a few studies have explored the use of scanner data to analyze VPT to the retail level for agricultural products (Rojas et al. 2008; Bakucs et al. 2014).

Despite their potential for generating new insights in VPT analysis, scanner data typically display several characteristics which make them unamenable to the standard cointegration techniques that underlie most empirical VPT analysis (Loy et al. 2006). These characteristics include psychological pricing, rigidity and TSP:

- Rigidity means that prices remain unchanged over long periods of time, and is commonly attributed to menu costs and strategic price-setting (Stiving and Winer 1997; Herrmann et al. 2005; Levy et al. 2011; Hackl et al. 2014). A retailer will only change a price when the new price generates gains that exceed the menu costs (Balke and Fomby 1997). As a result, price changes will be infrequent and, when they do take place, generally exceed a certain minimum magnitude (Herrmann et al. 2005). While former studies relate retail price changes solely to store specific menu costs, Smith and Thanassoulis (2015) identify by surveys that industry-wide costs play a part in contributing to the frequency of retail price changes as well. By implication for our data, retail chain specific costs may occur and contribute to chain specific pricing behavior.
- Psychological pricing refers to retailers' preferences for prices that end in "5" or "9". As retailers expect consumers to perceive prices ending in "9" as cheap, they profit by increasing sales (Stiving 2000). When changing prices, retailers prefer changes of size ± 10 cents or multiples thereof in order to keep price endings in "9". Consumers may not perceive the change, thereby raising retailers' profits (Hackl et al. 2014). Moreover, the accumulation of remarkable price endings prolongs rigidity (Herrmann et al. 2005; Hackl et al. 2014).
- TSP are price reductions which temporarily deviate from an underlying stable "regular" price series and are not induced by cost changes (Hosken and Reiffen 2001). Several studies identify TSP in scanner data as not being part of the price transmission, rather as part of price competition and rather increasing the frequency of price changes (Bils and Klenow 2004; Campbell and Eden 2014; Lloyd et al. 2014; Volpe et al. 2015). How often retailer set TSP correlates with their pricing strategy as "Every day low price" (EDLP) or "High Low" (HiLo). Products of the EDLP-strategy as at most private labels are sold in discounters at a rather lower "regular" price level than products of the HiLo-strategy which mainly include national brands sold in super- and hypermarkets (Levy et al. 1998).

A widely-discussed issue in vertical price transmission is asymmetry as part of retail pricing strategies (von Cramon-Taubadel and Loy 1999). Retail prices react in the same direction, but asymmetrically in speed and magnitude towards positive and negative shocks at the wholesale level. Often, retail prices react faster to wholesale price increases than to decreases (Peltzman 2002). For both retailers and wholesalers setting prices asymmetrically is part of their own price-setting strategy (Elberg 2012). While delayed cost past-through is ascribed at most to retailers pricing behavior, Nakamura and Zerom (2010) prove that in case of coffee prices it can be attributed to wholesalers' strategic price-setting. Ray et al. (2006) and Chen et al. (2008) contribute to this. Wholesalers expect that retailers do not respond to small wholesale price changes because each retail price change induces menu costs. Those small wholesale price increases are profitable as it implies not a loss of retailers as customers. In contrast, small decreases do not attract retail price decreases due to a negative cost-benefit relation and thus are less profitable. Vice versa, retailers' pricing strategy is based on the expectation that consumers react delayed to retail price changes. Following this, when a wholesale price change triggers a retail price change retailers may prefer to increase their prices faster than decrease to raise profits in either case (Chavas and Mehta 2004; Rotemberg 2005).

Tifaoui and von Cramon-Taubadel (2017) empirically underpin Chavas and Methas' (2004) theoretical reasons for asymmetry. However, they reveal that temporary sales prices are asymmetric in nature and can therefore bias estimates of price transmission towards findings of asymmetry. To address this problem, they propose filtering TSP from scanner data. By this the so-called reference prices remain which display stronger rigidity and resemble discontinuous jump processes (Chahrour 2011). Consequently, retail price series both with or without TSP are no longer suitable for standard cointegration methods that are commonly applied in vertical price transmission analysis (Loy et al. 2015).

To circumvent the mentioned problem of biased estimates, we stick to the recommendation by Tifaoui and von Cramon-Taubadel (2017) and apply retail reference prices. Recently, several studies provide suggestions on how to adopt strong rigid price series in estimation methods. Levy et al. (2011) study the effect of price points on price rigidity. They apply a binomial logit model to estimate the probability of retail price changes. Similarly, Conlon and Rao (2016) study the relationship between tax changes and retail prices for distilled spirits using scanner price data and logit

models. They observe that tax increases tend to cause retail price changes in “whole-dollar-increments”, i.e. from one price ending in “.99” to a higher price that ends in the same digits. We adopt this idea of treating the dependent retail price change variable as discrete and apply a decomposition model proposed by Rydberg and Shephard (2003) in the field of financial time series. This model is able to account for rigidity and psychological pricing in retail prices, as well as possible asymmetry in VPT between wholesale and retail prices.

2.3. Data and methods

2.3.1. Data

To demonstrate the use of the ADS model for scanner price data, we study the German butter market.² Butter is a staple food product that is continuously demanded by consumers. As it is well-defined and homogenous across time and space, consumers are nearly indifferent between products. Hence, they base their buying decisions mainly on the price and stay highly sensitive to price changes. In retailing, products of these characteristics are called key value items (Nyström 1970; Schmedes 2005; Diller 2008). Butter is not subject to substantial transformation between the wholesale and retail levels: all of the retail and wholesale prices that we analyze refer to standard 250 gram paper-wrapped packages of unsalted butter with a fat content of more than 82% and containing at most 16% water. We employ 1086 retail price series collected in 45 stores by Symphony IRI Group (SIG 2010), a market research firm. They include 311 weekly observations from the beginning of 2005 to the end of 2010. Each of the retail stores belongs to one of six chains, and the median store provides 2 butter price series (for example, two national brands). Information on membership in a chain, location and store type (i.e. supermarket, discounter) is coded to protect anonymity. Prior to the subsequent analysis we filter each of the scanner price series using a 13-week rolling window to remove TSP (Chahrour 2011; Tifaoui and von Cramon-Taubadel 2017).

At the wholesale level we use a weighted average price provided by the butter and cheese exchange (SBKB), in Kempten, Germany. This price is calculated using data on quantities and prices for individual transactions reported by dairy processors to the SBKB. The SBKB wholesale price is

²A more detailed description of the German milk processing and retailing market is available in Herrmann et al. (2009).

commonly used and is considered representative of the purchase prices facing retailers on German butter markets (Loy et al. 2015).

Figure 2.1 presents the evolution over the sample period of the wholesale price and of two typical filtered retail prices. The retail prices display the rigidity and psychological pricing discussed above, while the average wholesale price is smoother and evolves according to important developments on European and global milk markets (i.e. the stepwise reduction of price supports in the EU and growing integration with international markets which experienced major price surges in 2007/2008 and again in 2010).

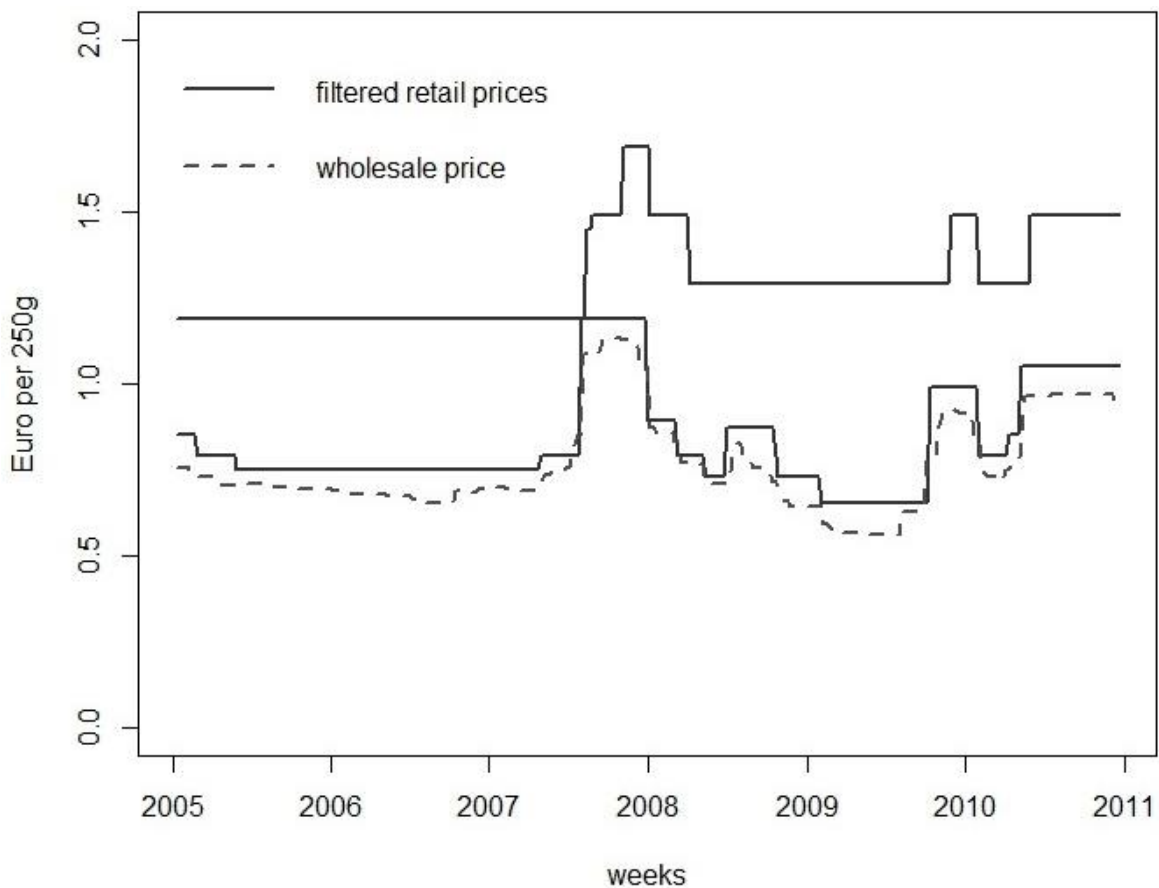


Figure 2.1: Example for filtered retail prices and wholesale price.

Source: own presentation.

The average wholesale price is 0.76€/250g and ranges between 0.56€/250g and 1.13€/250g. The average retail price over all 1086 price series is 1.24€/250g and ranges from 0.59€/250g to 2.19€/250g. The average retail-wholesale price spread is therefore 0.48€/250g, i.e. on average the

retail margin accounts for slightly less than 40% the retail price of butter. However, Figure 2.1 illustrates that retailer behavior is highly heterogeneous: one retailer maintains high margins and changes prices infrequently, while the other appears to follow a low-margin strategy and changes prices more frequently. These are just two examples selected to give an impression of the range of retailers' behavior which is in a broader sense a positioning strategy of retailer (Lal and Rao 1997).

Overall retail price series and weeks, the dataset of filtered retail prices includes 10802 retail price changes (3.2% of all observations) and 326944 observations of unchanged retail prices (96.8%). Hence, if we disregard TSP, price changes are rare events, which has implications for our estimation methods (see below). Figure 2.2 presents further evidence of this rigidity and of the heterogeneity of retail pricing behavior. We see that the median retail price changed nine times over the six-year sample period, and only few retail series were changed more than 14 times.

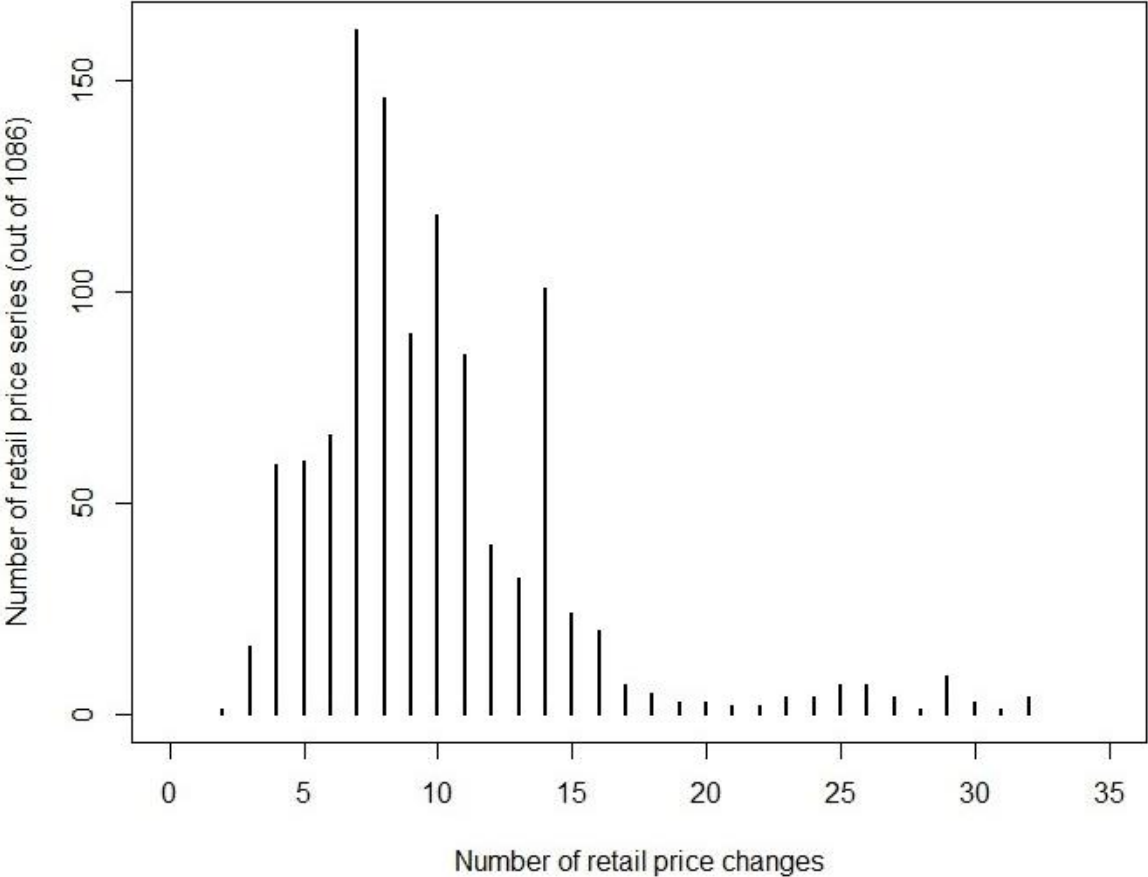


Figure 2.2: Histogram of number of changes in the filtered retail price series.

Source: own presentation.

As evidence of the importance of psychological pricing, note that altogether 80.65% of the individual retail price observations in our data set end in “9” and 13.54% end in “5”. Moreover, Figure 2.3 shows the distribution of all non-zero price changes by size and highlights the prevalence of price changes of ± 10 cents or multiples thereof. Altogether, such price changes account for 6493 or 60% of the 10802 price changes observed in the dataset. Price changes of ± 4 , ± 6 and ± 14 , etc. account for a substantial proportion of the remaining price changes; these are used to change prices that end in “5” or “9” into prices that end in “9” or “5”.

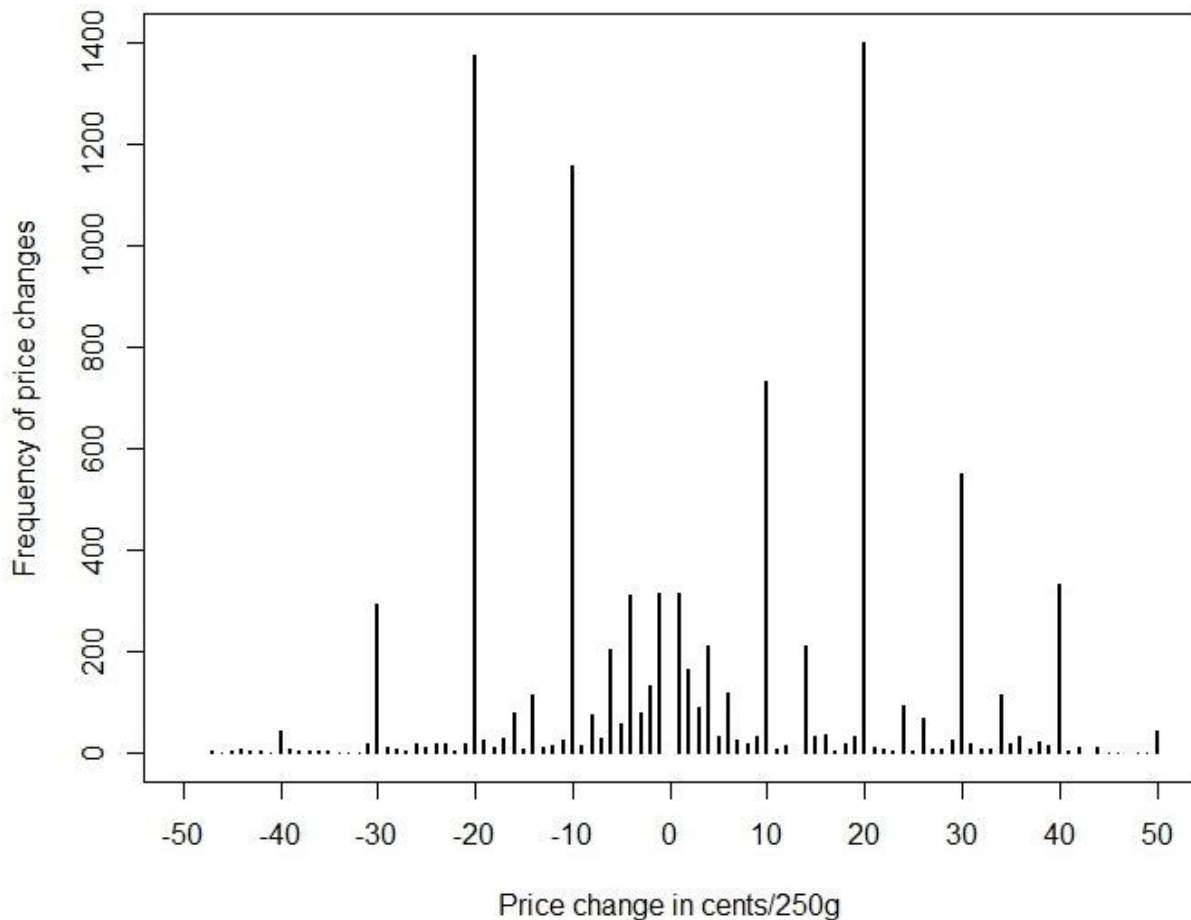


Figure 2.3: Distribution of butter price changes.

Source: own presentation.

The butter prices that we model were collected in different types of retail store (e.g. discounter, supermarket, hypermarket) belonging to different retail chains. They can also be divided into prices for national brands and private labels. Different store types and chains might follow different pricing strategies, and pricing strategies have been found to differ between national brands and

private labels (Liu et al. 2016). Hence, after modelling each butter price individually we will look for evidence of common patterns of pricing behaviour by chains or across chain in different types of store.

As listed in table 2.1 markets of larger size (>800sqm) dominate the retail sector by 196 stores, followed by discounters with 107 stores and a few number of 42 markets of size<800 sqm. An average margin of 0.54€/250g accompanied by rarely changing retail prices indicates that markets (<800sqm) follow a HiLo-strategy. As well, sticking to theory, a low average margin of 0.32€/250g and often changing retail prices give rise to the EDLP-strategy which discounter refer to (Levy et al. 1998). Large-size-markets' overall strategy cannot be clearly identified since they generate a mean margin of 0.50€/250g, nevertheless change prices 10 times on average. However all three of them belong to one of the six different retail chains and several sub-chains as illustrated in table 2.2. Noticable is chain 6000 (except for 8000) in which 52 markets of size>800sqm operate by a relatively low price strategy. Similarly, both discounter and markets (>800sqm) set lower prices in chain 3000. When retail chains consists of all three types of retailer, as in chains 2000 and 9000, prices are set on average highest. Maybe those chains strategically diversify their structure of type of stores in order to increase their competitiveness in the market.

Table 2.1: Characteristics of different types of retail store.

	Types of retail store		
	Discounter (x)	Market of size<800sqm (y)	Market of size>800sqm (z)
Number of stores	107	42	196
Number of scanned retail price series	183	91	812
Average margin	0.32€/250g ^{y,z}	0.54€/250g ^{x,z}	0.50€/250g ^{x,y}
Average number of retail price changes	9.6	7.7	10.3

Note: We estimate store differences of the mean margins by applying ANOVA (***) and the Games-Howell test as a post hoc test due to variance heterogeneity. Superscripts x,y,z indicate the differences between the chains, i.e. y implies that the current chain significantly differs from chain y (p<=0.05). Source: Authors' own estimates.

Table 2.2: Characteristics of different retail chains.

	Retail chain (code number)						Σ
	2000 (a)	3000 (b)	5000 (c)	6000 (d)	8000 (e)	9000 (f)	
Number of stores	102 (29.6%)	33 (9.6%)	52 (15.1%)	52 (15.1%)	4 (1.0%)	102 (29.6%)	345
Average margin	0.51€/250g ^{b,d,e,f}	0.45€/250g ^{a,c,d,f}	0.51€/250g ^{b,d,e,f}	0.44€/250g ^{a,b,c,e,f}	0.46€/250g ^{a,c,d,f}	0.43€/250g ^{a,b,c,d,e}	
Number of scanned retail price series...	340 (31.3%)	88 (8.1%)	209 (19.2%)	204 (18.8%)	11 (1.0%)	234 (21.5%)	1086
...in types of store							
discounter	15	60	0	0	0	108	183
markets<800sqm	51	0	35	0	2	3	91
markets>800sqm	274	28	174	204	9	123	812
...in types of brands							
private label	1	0	0	11	0	63	75
national brand	339	88	209	193	11	171	1011
Number of sub-chains	12	3	11	1	4	6	37
Average number of retail price changes	7.8	7.3	7.9	16.2	6.7	10.5	

Note: We estimate chain differences of the mean margins by applying ANOVA (***) and the Games-Howell test as a post hoc test due to variance heterogeneity. Superscripts a,b,c,d,e,f indicate the differences between the chains, i.e. c implies that the current chain significantly differs from chain c ($p \leq 0.05$). Source: Authors' own estimation.

2.3.2. The ADS model

To model the retail price behavior described above, we use a decomposition model called the “ADS model” and proposed by Rydberg and Shephard (2003) to study financial markets. They observe that price movements for financial assets are discrete and happen rarely, which is the same behavior that we identified above for scanner prices in our data. To account for this behavior Rydberg and Shephard (2003) suggest decomposing a price change into a product of three components in order to investigate i) whether the price has changed, ii) in which direction it has changed, and iii) by how much it has changed.

This decomposition for a retail price change $\Delta P_{i,t}$ can be depicted as follows:

$$\Delta P_{i,t} \equiv P_{i,t} - P_{i,t-1} = A_{i,t} D_{i,t} S_{i,t} \quad (1)$$

where $P_{i,t}$ is the retail price i at time t and Δ is the first difference operator. The first component $A_{i,t}$ (=Activity) indicates as a binary variable if price i has changed from period $t - 1$ to period t ($A_{i,t} = 1$) or not ($A_{i,t} = 0$). Given that the price has changed $A_{i,t} = 1$, the second component $D_{i,t}$ (=Direction) indicates as a binary variable whether it has decreased ($D_{i,t} = -1$) or has increased ($D_{i,t} = 1$). The third component $S_{i,t}$ (=Size) is a strictly positive, integer-valued variable that, given a price change ($A_{i,t} = 1$) and the direction of that change ($D_{i,t} = 1$ or -1), indicates the magnitude of the change. If $A_{i,t} = 1$, the model is reduced to $\Delta P_{i,t} = D_{i,t} S_{i,t}$. If $A_{i,t} = 0$, there is no need to model $D_{i,t}$ and $S_{i,t}$. Due to this separation, a natural ordering of changed and unchanged prices is obtained.

Estimating the ADS model involves estimating three sub-models. First, for the binary variable $A_{i,t}$ a logit model of the probability of a price change is estimated:

$$\ln \left(\frac{\text{Prob}(A_{i,t}=1)}{1-\text{Prob}(A_{i,t}=1)} \right) = \mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta} \quad \text{or} \quad \text{Prob}(A_{i,t} = 1 | F_{i-1}) = \frac{e^{\mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta}}}{1+e^{\mathbf{x}_t \boldsymbol{\beta}}} \quad (2)$$

where \mathbf{x}_t is a finite-dimensional vector of variables that affect the likelihood of a price change, and $\boldsymbol{\beta}$ is a parameter vector. F_{i-1} is an available information set at the i^{th} transaction and includes for example information about previous duration times Δt_{i-j} .

Second, in order to estimate the probability of a price increase or decrease, all unchanged prices ($A_{i,t} = 0$) are eliminated from the data, and the probability of a price increase $Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1)$ is estimated with a second logit model:³

$$\ln\left(\frac{Prob(D_{i,t}=1|F_{i-1}, A_{i,t}=1)}{1-Prob(D_{i,t}=1|F_{i-1}, A_{i,t}=1)}\right) = \mathbf{z}_t \boldsymbol{\gamma} \quad \text{or} \quad Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1) = \frac{e^{\mathbf{z}_t \boldsymbol{\gamma}}}{1+e^{\mathbf{z}_t \boldsymbol{\gamma}}} \quad (3)$$

where \mathbf{z}_t is a finite-dimensional vector of variables that affect the likelihood of a price increase, and $\boldsymbol{\gamma}$ is a parameter vector.

Third, given a retail price change ($A_{i,t} = 1$) and the direction of that change ($D_{i,t} = 1$ for an increase, and $D_{i,t} = -1$ for a decrease), the size $S_{i,t}$ of the change is estimated using the following model:

$$S_{i,t} | (D_{i,t}, A_{i,t} = 1) \sim 1 + \begin{cases} g(\lambda_{u,t}) & \text{if } D_{i,t} = 1, A_{i,t} = 1, \\ g(\lambda_{d,t}) & \text{if } D_{i,t} = -1, A_{i,t} = 1 \end{cases} \quad (4)$$

where $g(\lambda)$ is a geometric distribution with direction-specific parameters $\lambda_{k,t}$, where $k = u$ refers to $D_{i,t} = 1$ (“up”) and $k = d$ refers to $D_{i,t} = -1$ (“down”), that evolve over time as

$$\ln\left(\frac{\lambda_{k,t}}{1-\lambda_{k,t}}\right) = \mathbf{w}_t \boldsymbol{\theta}_{kt} \quad \text{or} \quad \lambda_{k,t} = \frac{e^{\mathbf{w}_t \boldsymbol{\theta}_{kt}}}{1+e^{\mathbf{w}_t \boldsymbol{\theta}_{kt}}} \quad k = u, d \quad (5)$$

In equation (5), \mathbf{w}_t is a vector of variables that explain the size of a price change, and $\boldsymbol{\theta}_{kt}$ is a parameter vector. This direction-specific model is asymmetric if $\lambda_{u,t} \neq \lambda_{d,t}$.

According to the previous three specifications a change in price i in period t can be assigned to one of the three following categories:

1. If no price change occurs ($A_{i,t} = 0$), the corresponding probability is $(1 - Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}))$.
2. If a price increase occurs ($A_{i,t} = 1$) and ($D_{i,t} = 1$), the corresponding probability is $Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}) * Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1)$. The size of this retail price increase is governed by $1 + g(\lambda_{u,t})$.

³ To allow an estimation of the second logit model, we recode $D_{i,t}$ so that $D_{i,t} = 1$ for a price increase, and $D_{i,t} = 0$ for a price decrease.

3. If a retail price decrease occurs ($A_{i,t} = 1$) and ($D_{i,t} = -1$), the corresponding probability is $Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}) (1 - Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1))$. The size of this a retail price decrease is governed by $1 + g(\lambda_{d,t})$.

By introducing an indicator variable $I_t(j)$ with $j = 1,2,3$ for these three categories, the log likelihood function can be arranged in a single equation (6) as follows:

$$\begin{aligned}
& \ln[Prob(\Delta P_{i,t}|F_{i-1})] \\
&= I_t(1) \ln \left[\left(1 - Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}) \right) \right] \\
&+ I_t(2) \left[\ln \left(Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}) \right) + \ln \left(Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1) \right) \right. \\
&+ \left. \ln(\lambda_{u,t}) + (S_{i,t} - 1) \ln(1 - \lambda_{u,t}) \right] \\
&+ I_t(3) \left[\ln \left(Prob(A_{i,t} = 1|F_{i-1}) \right) + \ln \left(1 - Prob(D_{i,t} = 1|F_{i-1}, A_{i,t} = 1) \right) \right. \\
&+ \left. \ln(\lambda_{d,t}) + (S_{i,t} - 1) \ln(1 - \lambda_{d,t}) \right]
\end{aligned} \tag{6}$$

The resulting overall log likelihood function is

$$\ln[Prob(\Delta P_{1,t}, \dots, \Delta P_{n,t}|F_0)] = \sum_{t=1}^n \ln[Prob(\Delta P_t|F_{i-1})] \tag{7}$$

which is a function of the parameters β, γ, θ_u and θ_d .

2.3.3. Adaptation and specification for vertical butter price transmission

The ADS model outlined above must be adapted in several respects before we can use it to study vertical butter price transmission. First, given a sufficient number of observations and a rough balance between zero and non-zero price changes and unchanged prices, the ADS model will produce unbiased estimates using standard maximum likelihood techniques. However, if either zero ($A_{i,t} = 0$) or non-zero ($A_{i,t} = 1$) price changes are rare, which is the case in our retail price data, estimates will be biased (Firth 1993). To deal with this, Heinze and Schemper (2001) propose a penalized likelihood method based on a model by Firth (1993). The penalization involves introducing a bias

term “that counteracts the first-order term from the asymptotic expansion of the bias of the maximum likelihood estimation” when the sample size is small, and that converges to zero as the sample size increases (Wang 2014, p. 1). The added penalization term is Jeffrey’s non-informative prior which expands the likelihood function to the following:

$$L^*(\beta) = L(\beta)|I(\beta)|^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

so that the corresponding log-likelihood function is:

$$l^*(\beta) = l(\beta) + \frac{1}{2} \log|I(\beta)| \quad (9)$$

Second, the size $S_{i,t}$ of a retail price change can be estimated by a geometric distribution if a sufficient number of observations is available. However, in our dataset, with the median retail price changing only roughly nine times over the sample period, this estimation is not feasible. Hence, we restrict our attention to the two first stages of the ADS model which predict whether a price has changed, and if so, whether it has increased or decreased.

Third, we need to specify the explanatory variables in x and z that influence the probability of a price change and its direction, respectively. According to Vittinghoff and McCulloch (2007), estimation requires at least five (rare) events for each explanatory variable. Given the medium number of nine retail price changes in our data, at most two explanatory should be included according to this rule. Based on Elberg (2012), we assume that each retailer will endeavor to maintain a constant “target” margin on sales of butter in the medium term. Hence, retailers will respond to changes in the wholesale price by changing the prices that they charge consumers. However, due to adjustment costs and the preference for prices ending in “5” and “9”, not every change in the wholesale price will trigger a corresponding adjustment in the retail price (Herrmann et al. 2005; Ray et al. 2006; Chen et al. 2008). Instead, we hypothesize that as the wholesale price changes and the actual margin increasingly deviates from the target margin, tension builds. When this tension reaches a certain threshold, it becomes large enough to overcome the resistance of adjustment costs and to justify a retail price jump to the next value ending in “5” or “9”. We measure the tension between the actual and the target margin, $T_{i,t}$ as follows:

$$T_{i,t} = \frac{|M_{i,t-1} - \bar{M}_i|}{\bar{M}_i} \quad (10)$$

where $M_{i,t} = P_{i,t} - P_{w,t}$ is the actual margin which equals the difference between retail price i , $P_{i,t}$, and the wholesale price $P_{w,t}$. We assume that the target margin is given by \overline{M}_i , which is the mean observed margin for price i over the entire sample period. In other words, we assume that on average over the sample period, retail stores are able to achieve their target margins. Thus, we model the tension for price i as the deviation of its actual margin in the previous period, $M_{i,t-1}$, from its mean or target margin over the entire sample period, \overline{M}_i (i.e. its target margin).

Since we expect positive tension (i.e. the actual margin is greater than the target margin) will trigger a retail price reduction, and negative tension correspondingly a retail price increase, we can combine the estimation of the A and D components of the model in one step. To this end we split the tension variable into its positive and negative phases and estimate the following equation:

$$\ln\left(\frac{Prob(A_{i,t}=1)}{1-Prob(A_{i,t}=1)}\right) = \beta_0 + \beta_1^+ \frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|^+}{\overline{M}_i} + \beta_1^- \frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|^-}{\overline{M}_i} + \epsilon_{i,t} \quad (11)$$

where the superscripts ‘+’ and ‘-’ refer to the positive and negative phases of the tension variable and their corresponding coefficients.⁴ This specification allows us to estimate in one step the probability that a retail price change occurs and whether it is positive or negative. It also allows us to test for asymmetry in VPT for butter, by testing the null hypothesis that $\beta_1^+ = \beta_1^-$.

2.4. Results and discussion

2.4.1. Results

We estimate equation (11) separately for each of the 1086 retail price series in our sample. Based on the log-likelihood ratio-test under the null hypothesis of all exogenous variables being without explanatory power, we find that 904 (83.2%) of the 1086 estimated equations are significant at the 5% level, while for 182 (16.8%) of the 1086 estimated equations the null hypothesis cannot be rejected at the 5% level. This suggests that the model fits most of the retail butter price series well, however, at most for retail price series of national brands. 52 of the 75 retail price series of private labels remain in the rejected equations. Out of the 904 as significant tested equations, it results that

⁴ Specifically, $\frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|^+}{\overline{M}_i} = \frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|}{\overline{M}_i}$ for all $\frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|}{\overline{M}_i} > 0$, and $\frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|^+}{\overline{M}_i} = 0$ otherwise (and analogously for $\frac{|M_{i,t-1}-\overline{M}_i|^-}{\overline{M}_i}$).

90.5% of all estimates of β_1^+ and 96.7% of all estimates of β_1^- are significant at the 5% level. Figure 2.4 presents density plots of the marginal effects corresponding to the estimated β_1^+ and β_1^- . The average marginal effect of a one unit increase in positive tension equals 4.36. This indicates that on average for each additional percentage point by which the actual retail margin exceeds the target margin, the probability of a retail price reduction increases by 4.36%. Similarly, the average marginal effect of a one unit increase in negative tension equals 4.07, which indicates that for each percentage point by which the actual retail margin falls short of the target margin, the probability of a retail price increase increases by 4.07%.

The aggregate distributions in figure 2.4 implicate two issues. First, they reveal that the average marginal effects for positive and negative tension and the underlying distributions are quite similar, which suggests that on average retailers respond symmetrically to stretched and squeezed retail margins for butter in Germany. Second, they in contrast hide considerable heterogeneity between retail chains.

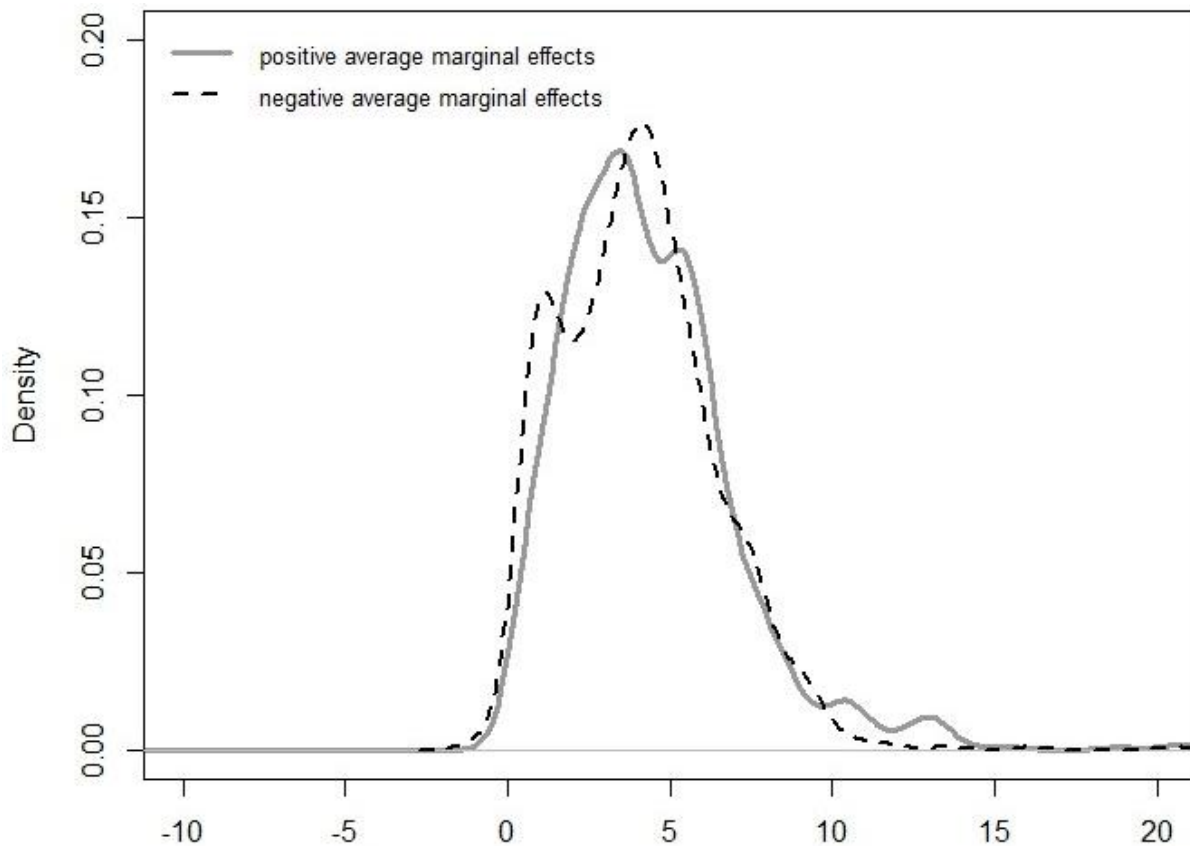


Figure 2.4: Effects of tension on the probability of a retail price change (distribution of estimated average marginal effects from 904 significant models). Source: own presentation.

Figure 2.5 confirms the finding of symmetric average marginal effects of positive and negative tension. Both plots show the results of the Wald test of the null hypothesis of symmetry, $\beta_1^+ = \beta_1^-$. Out of the 904 significant estimated equations, the null hypothesis of symmetry cannot be rejected at the 5% level in 861 cases (95.2%). Only in 43 (4.8%) cases can the null hypothesis of symmetry be rejected at the 5% level. Rejection of the null hypothesis is not related to the difference between the coefficients β_1^+ and β_1^- ; larger and smaller differences in case of rejecting the null hypothesis can be found of same size in case of significant distances as emphasized by the dotted horizontal lines at a randomly chosen value of ± 2.5 in figure 2.5.

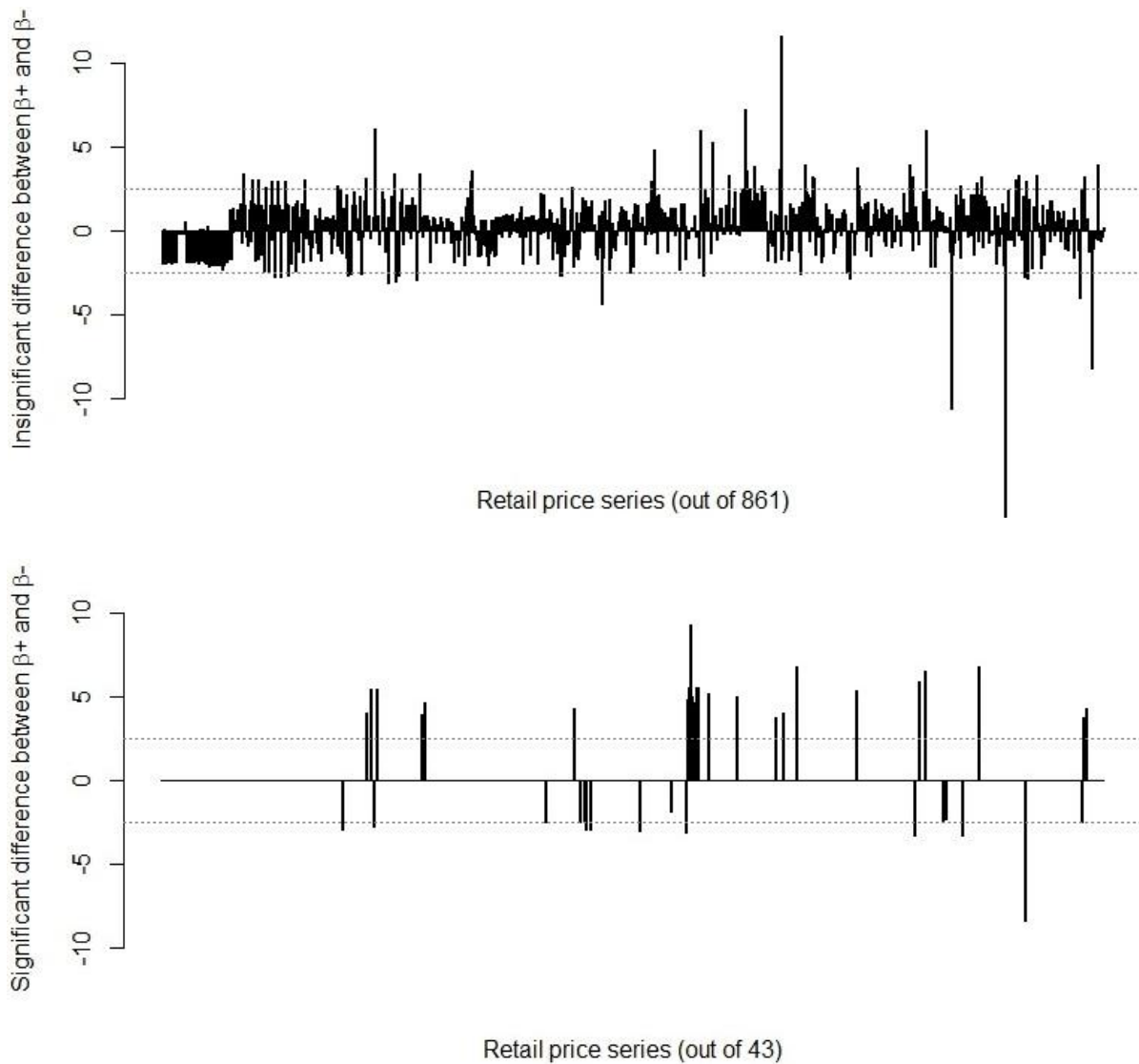


Figure 2.5: Difference between β^+ and β^- for each estimated equation (out of 904).

Source: own presentation.

Moreover, we could not find any systematic relationship between type of store, brands or region and findings of symmetry/asymmetry. Since the share of rejections of the null hypothesis of symmetry (4.8%) is close to the level of significance at which the tests were carried out (5%), these rejections may simply reflect random variation. Hence, our results indicate that butter price transmission from the wholesale to the retail level is predominantly symmetric. Thereby it may be concluded that in the long-term retailers primarily focus on economic efficiency in terms of covering costs and adapt prices at least in case of fundamental wholesale price changes. Those rare changing price series function as reference prices for consumers to decide whether a price can be categorized as a sales price or not. Asymmetric pricing behavior in contrast targets to generate additional gains by which consumers are harmed.

Figure 2.6 and 2.7 reveal heterogeneity between retail chains. Overall, the stores in chain 6000 display the lowest sensitivity to wholesale price changes.⁵ For these stores the average marginal effect of a one unit increase in positive (negative) tension equals 2.06 (2.05), which indicates that on average for each additional percentage point by which the actual retail margin exceeds (falls below) the target margin, the probability of a retail price reduction grows by 2.06% (the probability of a retail price increase grows by 2.05%). Chain 9000 by contrast displays a much higher average sensitivity to wholesale price changes. Stores of this chain exhibit an average marginal effect of a one unit increase in positive (negative) tension equal to 4.87 (4.58), which again indicates that on average for each additional percentage point by which the actual retail margin exceeds (falls below) the target margin, the probability of a retail price reduction grows by 4.87% (the probability of a retail price increase grows by 4.58%).

⁵ Chain 8000 contains a small number of 8 retail price series, thus has low explanatory power. Compare table 2.2 for details.

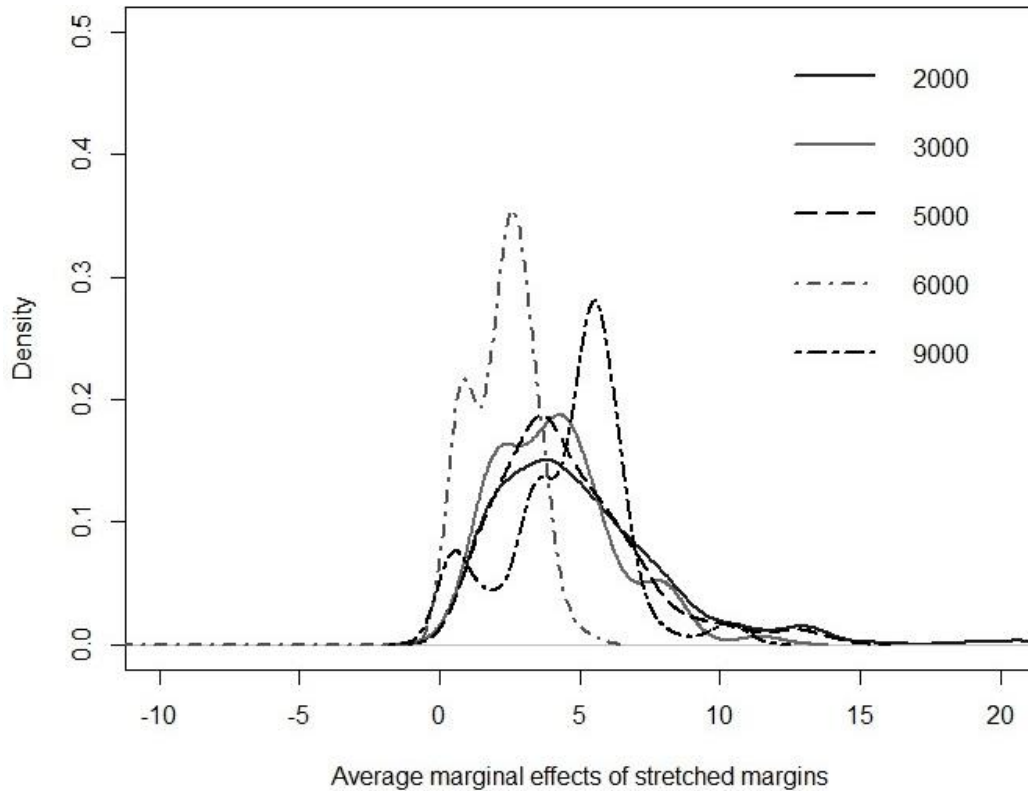


Figure 2.6: Average marginal effects of a stretched margin (positive tension) on the probability of a retail price change, for different retail chains.

Source: own presentation.

As mentioned above, in the EDLP-strategy private labels dominate, are constantly low-priced, usually sold in discounters and the “regular” price changes frequently. National brands are rather high-priced, sold in hypermarkets and the “regular” price changes less frequently, which describes the HiLo-strategy. Our results depart from these strategies in parts and hint to inner-chain pricing strategies (compare table 2.2).

Chain 6000 is composed exclusively of markets larger than 800sqm. A possible strategy of this chain is to offer both private labels and national brands at a low “regular” price, by which both product groups are less competing with each other against traditional theory. Thereby customers rather compare prices of both product groups in the same retail chain than switching to another retail chain. This inner-chain strategy strongly boosts customer loyalty and diminishes intra-chain

comparisons of customers. The low average marginal effects of positive and negative tension parameters address to this. It indicates that retailers abstain from reacting frequently to wholesale price changes even though the long-term average margin is low.

We observe a diverse structure in chain 9000. Markets larger than 800sqm and half as much discounters dominate this chain and offer both private labels and national brands, however national brands at greater “regular” prices. When consumers observe larger price differences between product groups, they are more willing to switch between stores and at least between chains. With reference to double as high average marginal effects of positive and negative tension, the strategy in this chain may be that changing prices across stores frequently causes consumers to switch between stores, but staying in this chain.

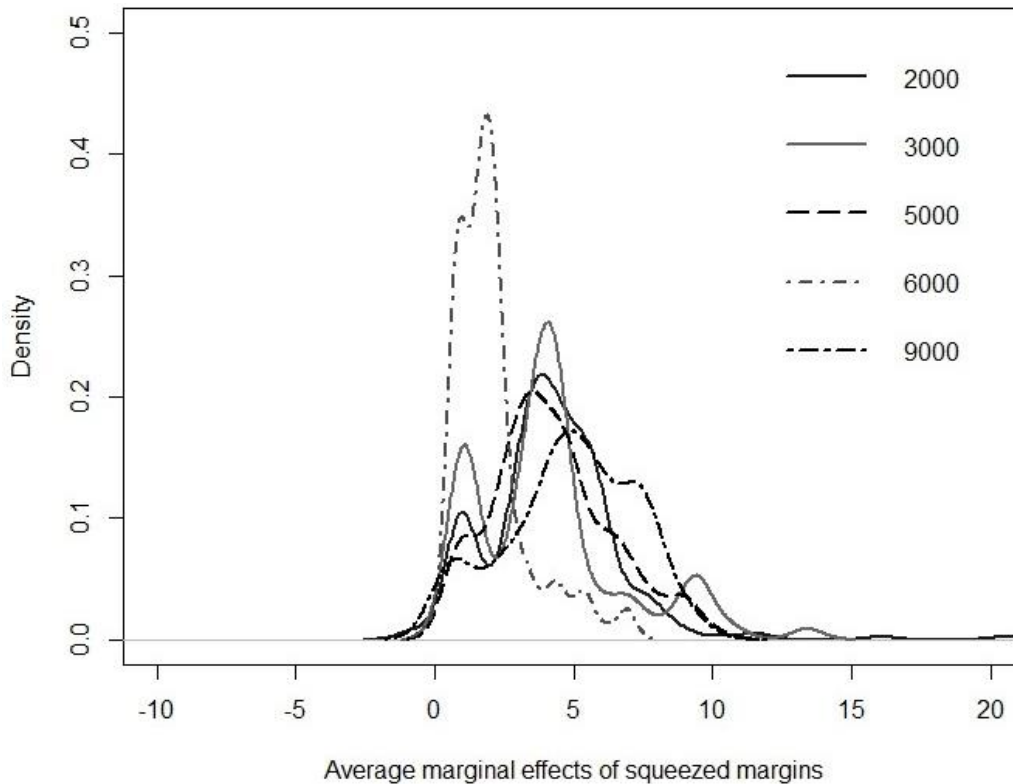


Figure 2.7: Average marginal effects of a squeezed margin (negative tension) on the probability of a retail price change, for different retail chains.

Source: own presentation.

2.4.2. Discussion

The results provide evidence that our modified ADS model holds promise for estimating the relationship between continuous scaled wholesale prices and discrete scaled retail prices. Being significant in large parts, the suggested equation (10) verifies that retailers follow an individually consistent pricing strategy in targeting a distinct average margin as we assumed. In line with this, we are able to test whether retailers react symmetrically or rather asymmetrically to squeezed and stretched margins when deciding for a retail price change. Against most findings of asymmetry in the literature of VPT, our results point out a symmetric retail pricing behavior towards increases and decreases at the preceding stage. In sum, the modified ADS model meets the most two demanded requirements of an estimation model as (1) being appropriately specified to the underlying scale of measurement of the data and (2) being testable for asymmetry (Frey and Manera 2007).

Studies have proven that at the individual store-level EDLP- and HiLo-pricing strategies appropriately explain how prices are determined by the relationship between a product group and type of store. Nevertheless, the retail sector is structured by several retail chains embracing several stores of different type and diverging numbers. In consequence, a retail chain management rules chain-specific pricing strategies. Subject to these, individual store pricing strategies do not necessarily coincide with the EDLP- and HiLo-strategy as we have shown for the two exemplary chains 6000 and 9000. Results need to be interpreted as inner-chain strategies instead of comparing them between the chains (Dawson 2006; Elberg 2014). For example, some retail chains comprise discounters and hypermarkets and their strategy is to create an artificial price competition between stores inside this chain which might not be transparent to consumers and competitors.

Despite its appropriateness, we acknowledge some limitations of the approach. A first one refers to the limited number of observations of the size of a retail price change. By this, we have been unable to estimate part S and the question remains what determines the size of a retail price change and by which method to estimate it. A second one refers to the estimation method. Our results show up heterogeneous pricing strategies across retail chains. However, all retail price series are estimated separately without accounting for any affiliation to a retail chain by an explanatory variable in the model. In statistics, this phenomenon is referred to as unobserved heterogeneity and is solved by estimating the equation by a corresponding panel data model with fixed and/or random effects. Extensions of the model allow accounting for further determinants of heterogeneity as regions or brands. A third one refers to the characteristics of the chosen product. As butter is a homogenous

good, the price mainly rules the food chain. Thereby, results of our proposed model are comparable and interpretable without restrictions. This may be problematic in case of heterogeneous goods. A last one refers to the discrepancy between national brands and private labels in their pricing strategies. Significantly estimated equations depict results mainly of national brands, while pricing behavior for private labels remains questionable. In case of butter, private labels and national brands equal in quality, but slightly differ in their features and most prominently differ in their size of margins (Choi and Coughlan 2006). In consequence, a reason for this insignificance may stem from the absence of significant deviations of the current margin from the target margin, since retailers aim a permanent low pricing strategy.

2.5. Conclusion

In this study, we assess the transmission of German butter prices in the vertical chain from wholesalers to individual retailers. Previous studies have extensively studied how prices are transmitted to retailers by applying aggregated retail data as monthly averages. However, aggregation does not explain price-setting behavior of individual retailers, and it suppresses distinct characteristics of retail prices such as rigidity and psychological pricing. Scanner data provide an opportunity to work with disaggregated retail price data, but the standard cointegration techniques commonly employed in price transmission analysis are not appropriate for price data that is rigid and displays discrete jumps.

As a possible solution, we suggest applying a decomposition model that has been applied so far for discrete price movements of financial time series. The model consists of consecutive logistic regressions answering in terms of probabilities whether a retail price has changed and if in which direction and of what size. Problematically, retail price changes occur rarely which bias estimations of standard logistic regressions. We circumvent this problem by applying Firth-type penalized logistic regressions instead. Our results prove that retailers follow in parts a common price-setting strategy. Their target is to keep a constant mean margin over time. If the margin in previous periods deviates from this target margin up to some retailer-specific threshold value retailers change their prices to return to the target margin. In this sense, our model is analogous to the threshold error correction models often applied in price transmission analysis (Goodwin and Piggott 2001, Greb et al. 2011) except that it does not specify a hard threshold beyond which prices must respond but rather a smoothly increasing probability of price change as wholesale and retail prices increasingly

deviate from their equilibrium relationship. Interestingly and against most findings in VPT, we find that a large proportion of positive deviations from the target value behave symmetrically to negative deviations from the target value.

Several extensions of the work presented here can be envisioned. First, we are not able to exploit the full power of the ADS model because price changes are comparatively rare over the sample period in most retail stores. Working with longer time series or retail price data for a product for which prices are less rigid would allow us to develop the model further, so that the probability of a price change (A) would be a function of tension and the direction of that change (D) would be a function of the sign of the tension.

Second, the scanner retail prices are hierarchical data because individual retail price series belong to a distinct retail chain and type of retail chains, and butter can be grouped into national brands and private labels. By partitioning our data into different retail chains, we find heterogeneous pricing behavior across chains, but homogeneous inside chains. Nevertheless, the model itself does not provide any model-inherent variables in order to account for heterogeneity which is a starting point for future investigations.

Third, we include an average wholesale price which we assume to be equal to all retailers as their costs. Practically, retailers and wholesalers draw up contracts individually. Thus, retailers face different wholesale prices, i.e. different costs. Their cost level may indicate their market power, hence influencing their pricing strategy.

References

- Bakucs, Z., Falkowski, J., and I. Fertőe. 2014. "Does Market Structure Influence Price Transmission in the Agro-food Sector? A Meta-analysis Perspective." *Journal of Agricultural Economics* 65(1): 1-25.
- Balke, N.S., and T.B. Fomby. 1997. "Threshold cointegration." *International Economic Review* 38(3): 627-645.
- Bils, M., and P. Klenow. 2004. "Some Evidence on the Importance of Sticky Prices." *Journal of Political Economy* 112(5): 947-985.
- Bonnet, C., and S.B. Villas-Boas. 2013. "An Analysis of Asymmetric Consumer Price Responses and Asymmetric Cost Pass-Through in the French Coffee Market." Transparency for Food Pricing (TRANSFOP) Working Paper 10.
- Campbell, J.R., and B. Eden. 2014. "Rigid Prices: Evidence from U.S. Scanner Data." *International Economic Review* 55(2): 423-442.
- Chahrour, R.A. 2011. "Sales and price spikes in retail scanner data." *Economics Letters* 110(2): 143-146.
- Chavas, J.-P., and A. Mehta. 2004. "Price Dynamics in a Vertical Sector: The Case of Butter." *American Journal of Agricultural Economics* 86(4): 1078-1093.
- Chen, H.A., Levy, D., Ray, S., and M. Bergen. 2008. "Asymmetric price adjustment in the small." *Journal of Monetary Economics* 55: 728-737.
- Choi, S.C., and A.T. Coughlan. 2006. "Private label positioning: Quality versus feature differentiation from the national brand." *Journal of Retailing* 82(2): 79-93.
- Conlon, C.T., and N.S. Rao. 2016. "Discrete Prices and the Incidence and Efficiency of Excise Taxes". Available at <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2813016>.
- Dawson, J. 2006. „Retail Trends in Europe.“ In: Krafft, M. und M.K. Mantrala (Hrsg.). *Retailing in the 21st Century*. Berlin: Springer: 41-58.
- Diller, H. 2008. *Preispolitik*. 4. Auflage. Stuttgart: Kohlhammer.
- Eichenbaum, M., Jaimovich, N., and S. Rebelo. 2011. "Reference prices, costs, and nominal rigidities." *American Economic Review* 101(1): 234-262.
- Elberg, A. 2012. "Reference Prices and Costs in the Cross-Section: Evidence from Chile." Universidad Diego Portales: Working Paper.
- Elberg, A. 2014. "Heterogeneous Price Dynamics, Synchronization, and Retail Chains: Evidence from Scanner Data" *Emerging Markets Finance and Trade* 50(6): 137-153.
- Fahrmeir, L., Kneib, T., and S. Lang. 2007. *Regression – Modelle, Methoden und Anwendungen*. Berlin: Springer.
- Firth, D. 1993. "Bias reduction of maximum likelihood estimates." *Biometrika* 80(1): 27-38.

- Frey, G., and M. Manera. 2007. „Econometric models of asymmetric price transmission.“ *Journal of Economic Surveys* 21(2): 349-415.
- Goodwin, B.K., and N.E. Piggott. 2001. “Spatial market integration in the presence of threshold effects.“ *American Journal of Agricultural Economics* 83(2): 302-317.
- Greb, F., Krivobokova, T., Munk, A., and S. von Cramon-Taubadel. 2011. “Regularized Bayesian estimation in generalized threshold regression models.” Courant Research Centre "Poverty, Equity and Growth in Developing Countries", Georg-August-Universität Göttingen: CRC-PEG Discussion Paper No. 99.
- Hackl, F., Kummer, M.E., and R. Winter-Ebmer. 2014. “99 Cent: Price points in e-commerce.” *Information Economics and Policy* 26: 12-27.
- Heinze, G., and M. Schemper. 2001. “A Solution to the Problem of Monotone Likelihood in Cox Regression.” *Biometrics* 51(1): 114-119.
- Herrmann, R., Moeser, A., and S.A. Weber. 2005. “Price Rigidity in the German Grocery-Retailing Sector: Scanner-Data Evidence on Magnitude and Causes.” *Journal of Agricultural & Food Industrial Organization* 3(1): 1-37.
- Herrmann, R., Moeser, A., and S.A. Weber. 2009. “Grocery retailing in Germany: Situation, development and pricing Strategies.” Zentrum für international Entwicklungs-und Umweltforschung: Diskussionsbeiträge 41.
- Hosken, D., and D. Reiffen. 2001. „Multiproduct retailers and the sale phenomenon.“ *Agribusiness* 17(1): 115-137.
- Hosken, D., and D. Reiffen. 2004. “Patterns of Retail Price Variation.” *The RAND Journal of Economics* 35(1): 128-146.
- Klenow, P., and O. Kryvtsov. 2008. “State-dependent or time-dependent pricing: does it matter for recent US inflation?” *Quarterly Journal of Economics* 123(3): 863-904.
- Klenow, P., and B. Malin. 2010. “Microeconomic Evidence on Price-Setting.” In: Friedman, B.M., and M. Woodford (ed.): *Handbook of Monetary Economics edition 1(3)* Elsevier: 231-284.
- Lal, R., and R. Rao. 1997. “Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing.” *Marketing Science* 16(1): 60-80.
- Lass, D.A., Adanu, M., and P.G. Allen . 2001. “Impacts of the Northeast Dairy Compact on New England Retail Prices.” *Agricultural and Resource Economics Review* 30(1): 83-92.
- Levy, D., Dutta, S., Bergen, M., and R. Venable. 1998. “Price Adjustment at Multiproduct Retailers.” *Managerial and Decision Economics* 19(2): 81-120.
- Levy, D., Lee, D., Chen, H.A., Kauffman, R.J., and M. Bergen. 2011. “Price Points and Price Rigidity.” *Review of Economics and Statistics* 93(4): 1417-1431.

- Liu, Y., Rabinowitz, A.N., and X. Chen. 2016. "Heterogeneous Effects of Private Label and Branded Products on Farm-Retail Price Transmission: The Case of the U.S. Fluid Milk Market." Selected Paper prepared for presentation for the 2016 Agricultural & Applied Economics Association, Boston, MA, July 31-August 2.
- Loy, J.-P., Cramon-Taubadel, S. v., and J. Meyer. 2006. "The impact of cross-sectional data aggregation on the measurement of vertical price transmission: an experiment with German food prices." *Agribusiness* 22(4): 505-522.
- Loy, J.-P., Holm, T., Steinhagen, C., and T. Glauben. 2015. "Cost pass-through in differentiated product markets: a disaggregated study for milk and butter." *European Review of Agricultural Economics* 42(3): 441-471.
- Meyer, J., and S. von Cramon-Taubadel. 2004. "Asymmetric Price Transmission: A Survey." *Journal of Agricultural Economics* 55(3): 581-611.
- Mirza, F.M., and O. Bergland. 2012. "Pass-through of wholesale price to the end user retail price in the Norwegian electricity market." *Energy Economics* 34(6): 2003-2012.
- Nakamura, E., and D. Zerom. 2010. "Accounting of Incomplete Pass-Through." *Review of Economic Studies* 77(3): 1192-1230.
- Nakamura, E., and J. Steinsson. 2008. "Five facts about prices: a reevaluation of menu cost models." *Quarterly Journal of Economics* 123(4): 1415-1464.
- Nyström, H. 1970. "Retail Pricing: an Integrated Economic and Psychological Approach." Economic Research Institute: Stockholm.
- Peltzman, S. 2002. "Prices rise faster than they fall." *The Journal of Political Economy* 108(3): 466-502.
- Ray, S., Chen, H., Bergen, M.E., and D. Levy. 2006. "Asymmetric Wholesale Pricing: Theory and Evidence." *Marketing Science* 25(2): 131-154.
- Rojas, C., Andino, A., and W.D. Purcell. 2008. "Retailers' Response to Wholesale Price Changes: New Evidence from Scanner-Based Quantity-Weighted Beef Prices." *Agribusiness* 24(1): 1-15.
- Rotemberg, J.J. 2005. "Customer anger at price increases, changes in the frequency of price adjustment and monetary policy." *Journal of Monetary Economics* 52(4): 829-852.
- Rydberg, T.H., and N. Shephard. 2003. "Dynamics of Trade-by-Trade Price Movements: Decomposition and Models." *Journal of Financial Econometrics* 1(1): 2-25.
- Schmedes, E.C. 2005. „Empirische Befunde zur Preissetzung im deutschen Lebensmitteleinzelhandel.“ *Jahrbuch der Österreichischen Gesellschaft für Agrarökonomie* 14: 153-164.
- Smith, H., and J. Thanassoulis. 2015. "Prices, profits, and pass-through of costs along a supermarket supply chain: bargaining and competition." *Oxford Review of Economic Policy* 31(1): 64-89.

- Stiving, M. 2000. "Price-endings when prices signal quality." *Management Science* 46(12): 1617-1629.
- Stiving, M., and R.S. Winer. 1997. "An Empirical Analysis of Price Endings with Scanner Data." *Journal of Consumer Research* 24(1): 57-67.
- Süddeutsche Butter- und Käse-Börse (SBKB). 2011. Weekly Wholesale Prices provided by Süddeutsche Butter- und Käse-Börse e.V. Kempten (Allgäu) for Germany for the period 2005-2010. Available at: <http://www.butterkaeseboerse.de> (Date: 03.03.2014).
- SymphonyIRI Group (SIG). 2010. Retail Scanner Data provided by SymphonyIRI Group GmbH Düsseldorf for Germany for the period 2005-2010.
- Tifaoui, S., and S. von Cramon-Taubadel. 2017. "Temporary Sales Prices and Asymmetric Price Transmission." *Agribusiness* 33(1): 85-97.
- Vittinghoff, E., and C.E. McCulloch. 2007. "Relaxing the rule of ten events per variable in logistic and Cox regression." *American Journal of Epidemiology* 165(6): 710-718.
- Volpe, R.J., Risch, C., and M. Boland. 2015. "The Determinants of Price Adjustments in Retail Supermarkets." *Managerial and Decision Economics* 38(1): 37-52.
- von Cramon-Taubadel, S. 1998. "Estimating asymmetric price transmission with the error correction representation: An application to the German pork market." *European Review of Agricultural Economics* 25(1): 1-18.
- von Cramon-Taubadel, S., and J. Mösch. 1997. "Untersuchung des Preiszusammenhangs bei Schweinefleischprodukten zwischen verschiedenen Typen von Einzelhandelsgeschäften." *Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V.* 33: 69-81.
- von Cramon-Taubadel, S., and J.-P. Loy. 1999. "Identifikation asymmetrischer Preisanpassungsprozesse für integrierte Zeitreihen." *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik/Journal of Economics and Statistics* 218(1/2): 85-106.
- von Cramon-Taubadel, S., Loy, J.-P., and J. Meyer. 2006. "The impact of cross-sectional data aggregation on the measurement of vertical price transmission: an experiment with German food prices." *Agribusiness* 22(4): 505-522.
- Wang, X. 2014. "Firth logistic regression for rare variant association tests." *Frontiers in Genetics* 5(187): 1-2.

3. Vertikale Preistransmission in Mehrebenenstrukturen

Autoren: Christin Schulze Bisping und Stephan von Cramon-Taubadel¹

Abstract

Zunehmend dominiert der Lebensmitteleinzelhandel durch sein Preissetzungsverhalten den Großhandel. Rudimentär beantwortet ist die Frage, wie sich dieses auf Ebene individueller Einzelhändler reflektiert. Dabei konkurrieren Einzelhändler gruppenweise durch Kettenzugehörigkeiten, so dass homogenes Preissetzungsverhalten innerhalb einer Kette und Heterogenität zwischen Ketten vermutet wird. Neben individuenspezifischen Produktinformation legen Scannerkassendaten zusätzlich die stark rigiden Preisverläufe der Einzelhändler offen. Als effiziente Schätzmethode für inter- und intrakettenspezifisches Verhalten mithin den rigiden Preisen erweisen sich gemischte Modelle mit zufälligen Effekten und logistischer Link-Funktion. Im Ergebnis zeigt sich, dass im Durchschnitt schwach negative asymmetrische Preistransmission zwischen Groß- und Einzelhandel besteht sowie Marken den stärksten Effekt auf das Preissetzungsverhalten ausüben, Ketten und Handelsformate hingegen in abgeschwächter Form.

Keywords: Paneldaten, gemischtes Modell, Scannerkassendaten, random effects, VPT

¹ Beiträge der Autoren: Christin Schulze Bisping ist verantwortlich für Idee, Literaturrecherche und –analyse, Methode, Durchführung der empirischen Untersuchung, Datenanalyse sowie Ergebnisdiskussion. Stephan von Cramon-Taubadel hat den Prozess begleitet durch Lesen und Kommentieren von Entwürfen sowie Vorschläge zur Weiterentwicklung der Arbeit.

3.1. Einleitung

Das Preissetzungsverhalten für agrarwirtschaftliche Produkte im Lebensmitteleinzelhandel (LEH) ist seit Einführung von Scannerkassendaten stark in den Fokus der Literatur der Vertikalen Preistransmission (VPT) gerückt (Gilbert 2010; Canning 2011; Lan et al. 2017). Während sich Preissetzungsstrategien nachweislich zwischen Sektoren, Produkten und Produkteigenschaften unterscheiden, besteht Unklarheit, ob und inwiefern Strategien für ein gegebenes Produkt innerhalb und zwischen Ketten im LEH variieren (Bils und Klenow 2004; Dhyne et al. 2006; Nakamura 2008; Nakamura et al. 2011; Elberg 2014). Kenntnisse über inter- und intragruppenspezifische Preissetzungsstrategien unterstützen aufzudecken, ob veränderte Machtpositionen im LEH wie Marktmacht, Preisführer und damit Preissynchronisation, -dynamiken und Preiskartelle bestehen (Buc-cirossi et al. 2002; Geweke 2004; Volpe et al. 2015).

Erkenntnisse über Preissetzungsstrategien resultieren aus der Schätzung der Beziehung zwischen Groß- und Einzelhandelspreis. Überdies sind auf Einzelhandelsebene Sonderangebotspreise gesondert von dem unterliegenden ‚regulären‘ Preis zu betrachten, da sie von diesem temporäre, künstlich erzeugte Abweichungen darstellen (Eichenbaum et al. 2011; Kehoe und Midrigan 2012). Von Interesse ist demnach erstens, welches unternehmerische Kalkül die langfristige Tendenz des Preisverlaufs, den sog. Referenzpreis, definiert (Eichenbaum et al. 2011). Zweitens interessiert die Transmission von Preissignalen innerhalb einer Kette, und ob diese zwischen Ketten im LEH variieren.

Problematisch erweist sich die Wahl des zu schätzenden Regressionsmodells für die Preisweitergabe von Großhandel zu individuellen Einzelhändlern. Bisherige Studien schätzen mittels Methoden der Kointegrations- und Thresholdmodelle die Beziehungen zwischen aggregierten Großhandel- und Einzelhandelspreis, die beide zu kontinuierlichen Daten zählen (Frey und Manera 2007). Referenzpreise ordnen sich jedoch aufgrund starker Rigidität der Kategorie diskreter Daten zu, sodass die bisherigen Schätzmethode unzureichend für diese Daten sind (Loy et al. 2015).

Zur Untersuchung von heterogenem Preissetzungsverhalten zwischen Ketten und homogenem innerhalb einer Kette verwenden wir eine Schätzmethode, die auf zwei Strängen der Statistik basiert. Erstens, zu der Problematik der zu schätzenden Preisbeziehung zwischen diskret und kontinuierlich verlaufenden Zeitreihen haben sich Rydberg und Shephard (2003) mit finanzwirtschaftlichen Daten auseinandergesetzt. Dazu schlagen sie vor, eine Preisänderung in ein Produkt aus drei Variablen

zu zerlegen und das Preissetzungsverhalten über die aus einer logistischen Regression errechnete Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung zu definieren.² Unberücksichtigt bleibt in dieser Schätzung die hierarchische Struktur des LEH, bei der sich Einzelhändler gruppenweise einer Kette unterordnen. Wir verwenden daher zweitens ein Regressionsmodell aus der Klasse der Mehrebenenmodelle, das sich als signifikante Methode durchgesetzt hat mittels fester Effekte (engl. „fixed effects“) und zufälliger Effekte (engl. „random effects“) Homogenität innerhalb von Gruppen und Heterogenität zwischen den Gruppen beim Preissetzungsverhalten abzubilden (Laird und Ware 1982; Goldstein 1991). Die Validität des Modells und daraus abgeleitete Aussagen über heterogenes Preissetzungsverhalten erläutern wir anhand eines Paneldatensatzes für im deutschen LEH gehandelte Butter.

Dieser Beitrag gibt zunächst einen Überblick über die meist studierten Preissetzungsstrategien im LEH. Kapitel 3 beleuchtet einige Eigenheiten des Butterpreises im deutschen LEH und erläutert das vorgeschlagene Mehrebenenmodell für Paneldaten. In Kapitel 4 diskutieren wir die Ergebnisse und schließen im fünften Kapitel mit einem Fazit ab.

3.2. Literatur

Konsumenten stehen täglich einem breiten Angebot vielzähliger Produkte gegenüber und haben bei Kaufentscheidungen die Wahl zwischen höherpreisigen Herstellermarken und niedriger bepreisten Eigenmarken eines Ladens, die sie in verschiedenen Handelsformaten erwerben können (Lloyd et al. 2012).³ Regional unterschiedlicher Preiswettbewerb zwischen Einzelhändlern ist dabei keine Seltenheit (Buschle 1997).

So heterogen der Lebensmitteleinzelhandel strukturiert ist, so vielseitig sind die Möglichkeiten der Preisgestaltung zwischen und innerhalb von Sektoren für unterschiedliche als auch identische Produkte (Bils and Klenow 2004; Dhyne et al. 2006). Nach Loy und Weiss (2002), Eales (2012) und Lloyd et al. (2012) ist das in der Theorie angeführte „repräsentative Unternehmen“ nicht haltbar

² In dem Beitrag aus Kapitel 2 wurde gezeigt, dass sich die Beziehung zwischen Individualdaten des LEH und dem aggregierten Großhandelspreis signifikant anhand des Zerlegungsmodells von Rydberg und Shephard (2003) schätzen lässt. Es erfolgen individuelle Schätzungen für jedes einzeln einscannte Produkt, jedoch ohne Berücksichtigung von Ketten- und Ladenzugehörigkeiten der Produkte.

³ Die Bedeutung des Unterschieds zwischen Hersteller- und Handelsmarken im LEH wird u.a. abgehandelt bei Cotterill und Putsis (2001).

für allgemeingültige Aussagen über die in der Praxis heterogenen Preissetzungsstrategien. Einzelhandelsketten folgen nicht nur einer national weiten Preissetzungsstrategien, sondern agieren in der Regel in westeuropäischen Märkten zudem preisstrategisch differenziert in verschiedenen Handelsformaten innerhalb einer Kette. Für heterogene Preissetzungsstrategien eines identischen Produkts ziehen Herrmann und Möser (2003) Marktmacht der Einzelhändler als Ursache in Erwägung, sodass zur Frage steht, ob die Preisweitergabe entlang der Wertschöpfungskette abweichend von den Bedingungen des vollkommenen Wettbewerbs erfolgt. Insbesondere stellt dieses auf die Geschwindigkeit der Preisanpassung der Einzelhändler ab.

Nach der Theorie des einheitlichen Preises passen Einzelhändler ihre Preise an eine Kosten- oder Nachfrageänderung für homogene Güter unverzüglich und in gleicher Richtung an. Jede Preisanpassung erfordert jedoch sog. Menükosten wie das Drucken von Prospekten oder neuer Preisschilder, als auch Kosten der Entscheidungsfindung, ob eine Preisänderung rentabel ist (Azzam 1999). In der Praxis impliziert daher nicht jede Kostenänderung eine Einzelhandelspreisänderung, da die mit der Anpassung anfallenden Menükosten die potenziellen Gewinne übersteigen können (Barro 1972; Sheshinski und Weiss 1977). Häufig werden dabei Preise asymmetrisch angepasst, indem Preisanpassungen verzögert und nicht im gleichen Umfang wie die Kostenänderungen erfolgen, ungeachtet dessen, ob ein homogenes Produkt vorliegt (Pesendorfer 2002). Einzelhändler schließen in ihren Anpassungsentscheidungen die Preiswahrnehmung und Kaufverhalten der Konsumenten mit ein, sodass sich die Höhe einer Preisanpassung nach einem von den Konsumenten erfahrungsgemäß als gerechtfertigt wahrgenommenen Preis richtet (Hosken und Reiffen 2001; Chavas und Metha 2004; Nijs et al. 2007). Das Preissetzungsverhalten der Konkurrenz beeinflusst einen Einzelhändler bei seinen eigenen Preissetzungsentscheidungen nur in geringem Maße. In einer Studie über Preistreiber im LEH nach Nijs et al. (2007) sind 5,5% der Preisvariation der Preissetzung der Konkurrenz geschuldet. Untersucht wurden wöchentliche Verkaufsdaten für 43 Produktkategorien in 55 Supermärkten. Als Haupttreiber des Preissetzungsverhaltens identifizieren sie den Großhandelspreis und die langfristige Preisentwicklung. Anhand der daraus sich ergebenden Marge differenzieren sie zwischen Hoch- und Niedrigpreissetzungsstrategien.

Die von einem Einzelhändler gewählte Preissetzungsstrategie ist der Hauptfaktor für die Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung, welches mit dem Niveau des langfristigen regulären Preises korreliert (Owen und Trzepacz 2002; Eichenbaum et al. 2011; Lloyd et al. 2012; Volpe et al. 2015). Ohne Wirkungseinfluss sind die dazu vergleichsweise häufig auftretenden Sonderangebotspreise,

die temporäre Abweichungen von dem regulären Preis darstellen und somit nicht zur langfristigen Preissetzungsstrategie gehören (Pesendorfer 2002; Hosken und Reiffen 2001). Aus den Sonderangebotspreisen und dem regulären Preis erklären sich die zwei bekanntesten Strategien: die „Every Day Low Price“ (EDLP)-Strategie und die „High Low“ (HiLo)-Strategie.⁴ Händler der EDLP-Strategie legen ein niedriges Preisniveau fest, unterbreiten selten Sonderangebotspreise, vertreiben überwiegend Handelsmarken (engl. „private labels“), weniger Herstellermarken, und reagieren sensibler auf Kostenänderungen (Levy et al. 1998). Bei dieser Dauerniedrigpreisstrategie wird eine wenig differenzierte Produktpalette angeboten und aus Kostengründen vergleichsweise wenige Werbemaßnahmen betrieben (Lal und Rao 1997). Demgegenüber wechseln sich bei der HiLo-Preisstrategie Sonderangebotspreise und reguläre Preise ständig ab. Ein breites Produktangebot, mit überwiegend Herstellermarken im Vergleich zu Handelsmarken, wird zu einem hohen Preisniveau in größeren Super- und Verbrauchermärkten angeboten (Levy et al. 1998). Ziele der Strategie sind Kunden unterschiedlich hoher Zahlungsbereitschaften an sich zu binden und diese zu weiteren Einkäufen anderer, nicht preisgesenkter Produkte zu animieren (Lal und Rao 1997; Herrmann et al. 2009). Händler der HiLo-Strategie werben für sich über die Produktqualität, günstig gelegene Verkaufsstandorte und die Einkaufsatmosphäre, und rechtfertigen damit das langfristig höhere Preisniveau gegenüber Händlern der EDLP-Strategie (Simon und Fassnacht 2008).

Demzufolge zeichnet sich die Struktur des LEH durch mehrere ineinander geschachtelte Ebenen wie Ketten, Marken und Handelsformate aus, die die hierarchische Struktur der Daten erklärt und in ein Paneldatenmodell mündet (Osborne 2000; Bolton et al. 2006). Mehrebenenstrukturen tauchen typischerweise in der Soziologie, Naturwissenschaften und Wirtschaftswissenschaften auf (Guo und Zhao 2000; Van den Noortgate et al. 2003; Haucap et al. 2015). Für die konsistente und effiziente Schätzung der Effekte der Ebenen auf die Zielvariable als auch die Effekte erklärender Variablen auf den verschiedenen Ebenen haben sich Mehrebenenmodelle aus der Klasse der gemischten Modelle (engl. „mixed models“) etabliert (Guo und Zhao 2000; Steele und Goldstein 2006; Steele 2008). Anhand dieser Methode untersuchen Hoffmann und Hackelbusch (2013) die Wirkung psychologischer Preissetzung auf den Absatz und welchen Einfluss psychologische Preissetzung auf die positive Absatzwirkung von Sonderangeboten hat. Wir schlagen vor, das Zerlegungsmodell von Rydberg und Shephard (2003) in ein gemischtes Modell mit logistischer Link-

⁴ „Every Day Low Price“-Strategie entspricht einer Dauerniedrigpreisstrategie. „High Low“-Strategie bezeichnet eine Strategie mit abwechselnd hohen und niedrigen Preisen.

Funktion zu einzubetten. Zum einen bietet sich die Möglichkeit mittels des Zerlegungsmodells die Preisbeziehung zwischen diskreten und stetigen Daten für individuelle Einzelhändler zu schätzen (Laird und Ware 1982; Van den Noortgate et al. 2003). Zum anderen kann auf Basis dessen über das gemischte Modell inter- und intrakettenspezifisches Preissetzungsverhalten studiert werden.

3.3. Daten und Methode

3.3.1. Daten

Wir verwenden einen Paneldatensatz für wöchentliche Scannerkassendaten (inklusive Sonderangebotspreise) des deutschen Buttermarkts anhand dessen wir die Funktionalität eines Mehrebenenmodells aufzeigen, um inter- und intrakettenspezifisches Preissetzungsverhalten zu bestimmen. Als homogenes Gut weisen alle hier untersuchten Buttermarken gleiche Eigenschaften auf: 250gr standardmäßig abgepackte Butter mit einem Fettgehalt von mehr als 82% und einem maximalen Wassergehalt von 16%. Damit ist der Preis oberstes Entscheidungskriterium für Konsumenten beim regelmäßigen Kauf dieses Grundnahrungsmittels. Für den Zeitraum von Anfang 2005 bis Ende 2010, insgesamt 311 Wochen, enthält das Panel 1086 eingescannte Einzelhandelspreisreihen aus 45 Läden, bereitgestellt von dem Marktforschungsunternehmen Symphony IRI Group (2010). Zu jeder individuellen Einzelhandelspreisreihe liegen Informationen über den Produktcode (EAN: engl. „European Article Number“), Kettenzugehörigkeit, Handelsformat, Marke, Verkaufsflächengröße und Verkaufsregion vor.

Der deutsche Markt unterscheidet sechs Ketten mit Handelsformaten der drei Kategorien Discounter, Verbrauchermärkte kleiner als 800qm und Verbrauchermärkte größer als 800qm. Zum Verkauf stehen sowohl Hersteller- als auch Handelsmarken in einer der vier unterteilten Regionen wie Mitte-, Nord-, Süd- und Ostdeutschland. Die Variable Region wird nachfolgend nicht mehr berücksichtigt, da die Kategorien zu grob eingeteilt sind (Nord, Ost, Süd und Mitte), um signifikante Effekte regionaler Unterschiede auf das Preissetzungsverhalten ableiten zu können.

Den jeweiligen regulären Einzelhandelspreis, den sog. Referenzpreis, erhalten wir, indem wir mittels eines 13-Wochen rollenden Fensters die Sonderangebotspreise herausfiltern (Chahrour 2011; Tifaoui und von Cramon-Taubadel 2017).

Für den Großhandelspreis verwenden wir einen gewichteten durchschnittlichen Preis, der von der Süddeutschen Butter- und Käsebörsen (SBKB 2011) in Kempten, stammt und sich aus den von den einzelnen Molkereien übermittelten Daten über Preis und Menge an Butter berechnet. Der durchschnittliche Großhandelspreis steht stellvertretend für den individuellen Einkaufspreis jedes Einzelhändlers (Loy et al. 2015).

Tabelle 3.1 stellt die Struktur des LEH respektive des Datensatzes dar. Mehrere Einzelhändler agieren in einem Verbund in einer der sechs übergeordneten Ketten, wobei sich das Verkaufsgebiet einer Kette über mehrere Regionen erstrecken kann. Eine Kette fixiert sich dabei nicht auf eines der drei Handelsformate, sondern diversifiziert diese. Auf Ebene der Handelsformate entscheidet sich, ob und welche Handels- und Herstellermarken vertrieben werden. Während die im Markt existierenden Handelsmarken allumfassend als Handelsmarke kategorisiert werden, unterteilt sich die Klasse Herstellermarke in 33 individuelle Herstellermarken (in Tabelle 3.1 nicht dargestellt).⁵ Die Ketten A und C weisen die höchste durchschnittliche Marge auf und vertreiben hauptsächlich Herstellermarken in Märkten kleiner und größer als 800qm. In Kette F hingegen sind Discounter und Märkte >800qm anzahlmäßig ausgeglichen, die zusammen 71% aller Handelsmarken anbieten. Entgegen der für Discounter eigentümlichen EDLP-Strategie, passen im Interkettenvergleich Einzelhändler ihre Preise relativ häufig an.

⁵ Handelsmarken werden nicht einzeln aufgelistet, um einen Rückschluss auf die Identität der Ketten zu vermeiden.

Tabelle 3.1: Verteilung von Handelsformaten und Marken nach Ketten.

	Kette						Σ
	A ^a	B ^b	C ^c	D ^d	E ^e	F ^f	
Anzahl Läden	102 (29,6%)	33 (9,6%)	52 (15,1%)	52 (15,1%)	4 (1,0%)	102 (29,6%)	345
Durchschnittliche Marge	0,51€/250gr ^{b, d, e, f}	0,45€/250gr ^{a, c, d, f}	0,51€/250gr ^{b, d, e, f}	0,44€/250gr ^{a, b, c, e, f}	0,46€/250gr ^{a, c, d, f}	0,43€/250gr ^{a, b, c, d, e}	
Durchschnittliche Anzahl der Preisänderungen	7,8 ^{d, f}	7,3 ^{d, f}	7,9 ^{d, f}	16,2 ^{a, b, c, e, f}	6,7 ^{d, f}	10,5 ^{a, b, c, d, e}	
Anzahl Preiszeitreihen...	340 (31,3%)	88 (8,1%)	209 (19,2%)	204 (18,8%)	11 (1,0%)	234 (21,5%)	1086
... in Handelsformat							
Discounter	15	60	0	0	0	108	183
Märkte<800qm	51	0	35	0	2	3	91
Märkte>800qm	274	28	174	204	9	123	812
...in Marke							
Handelsmarke	1	0	0	11	0	63	75
Herstellermarke	339	88	209	193	11	171	1011

Anmerkung: Die Unterschiede in den durchschnittlichen Margen sowie in der durchschnittlichen Anzahl der Preisänderungen zwischen den Ketten werden mittels ANOVA (***) ermittelt, sowie dem Post-hoc-Test nach Games-Howell aufgrund der Varianzheterogenität. Die Exponenten a,b,c,d,e,f zeigen, ob ein Unterschied zwischen zwei Ketten besteht, z.B. bedeutet c, dass die durchschnittliche Marge (die durchschnittliche Anzahl der Preisänderungen) der betrachteten Kette sich signifikant von der durchschnittlichen Marge (durchschnittlichen Anzahl der Preisänderungen) der Kette c unterscheidet ($p \leq 0.05$). Quelle: Eigene Berechnungen.

In Tabelle 3.2 erfolgt in Erweiterung zu Tabelle 3.1 eine detailliertere Aufstellung, wie Hersteller- und Handelsmarken sich auf die Handelsformate innerhalb einer Kette aufteilen. Demnach sind Handelsmarken ausschließlich in Discountern und Märkten >800qm in der Produktpalette anzufinden, mit stärkerer Dominanz in Märkten >800qm.

Tabelle 3.2: Verteilung der Marken auf die Handelsformate pro Kette.

	Kette											
	A		B		C		D		E		F	
Marke	HaM	HeM	HaM	HeM	HaM	HeM	HaM	HeM	HaM	HeM	HaM	HeM
Handelsformat												
Discounter	0	15	0	60	0	0	0	0	0	0	62	46
Märkte <800qm	0	51	0	0	0	35	0	0	0	2	0	3
Märkte >800qm	1	273	0	28	0	174	11	193	0	9	1	122
Summe	1	369	0	88	0	209	11	193	0	11	63	171

Anmerkung: „HaM“ entspricht den Handelsmarken, und „HeM“ kürzt die Herstellermarken ab. Alle Angaben entsprechen der Anzahl der eingescannten Preiszeitreihen. Quelle: Eigene Berechnungen.

Abbildungen 3.1 und 3.2 zeigen die Entwicklungen des Großhandelspreises und ausgewählter Einzelhandelspreise zweier verschiedener Ketten über den gesamten Beobachtungszeitraum. Gegenüber den rigiden, abrupt sich ändernden Einzelhandelspreisen verläuft der Großhandelspreis glatter, dessen Verlauf sich auf den Entwicklungen des Europäischen und globalen Milchmarkts begründet (u.a. der stufenweise Abbau der Preisunterstützungen in der EU und die damit zunehmende Angleichung an die internationalen Milchmärkte; insbesondere in den Jahren 2007/2008 und 2010 sind starke preisliche Ausschläge zu verzeichnen). Im Durchschnitt beträgt der Großhandelspreis 0,76€/250gr und variiert zwischen 0,56€/250gr und 1,13€/250gr. Aus den 1086 Einzelhandelspreisreihen ergibt sich ein durchschnittlicher Preis von 1,24€/250gr, der sich zwischen 0,59€/250gr und 2,19€/250gr bewegt. Damit beläuft sich die durchschnittliche Spanne zwischen Einzel- und Großhandelspreis auf 0,48€/250gr, sodass die Marge im Durchschnitt einen Anteil von etwa 40% am Einzelhandelspreis ausmacht.

Aus den Abbildungen ergeben sich beispielhaft Anhaltspunkte über heterogenes Preissetzungsverhalten und die oben erwähnten EDLP- und HiLo-Strategien. Dass Herstellermarken zu einem dauerhaft höheren Preisniveau als Handelsmarken, aber gleichermaßen von Discountern („weiche (Marken-) Discounter und harte Discountern“) angeboten werden, hebt Abbildung 3.1 hervor (Herrmann et al. 2009, S. 2). Bei der Dauerniedrigpreisstrategie für Handelsmarken passen Einzelhändler häufiger ihren Preis an Veränderungen des Großhandelspreises an. Für Herstellermarken hingegen setzen Einzelhändler eine langfristig höhere Marge an und passen ihre Preise seltener an Großhandelspreisänderungen an. Größere Verbrauchermärkte verlangen langfristig höhere Preise als Discounters sowohl für Herstellermarken als auch für Handelsmarken, wie Abbildung 3.2 ergänzend herausstellt.

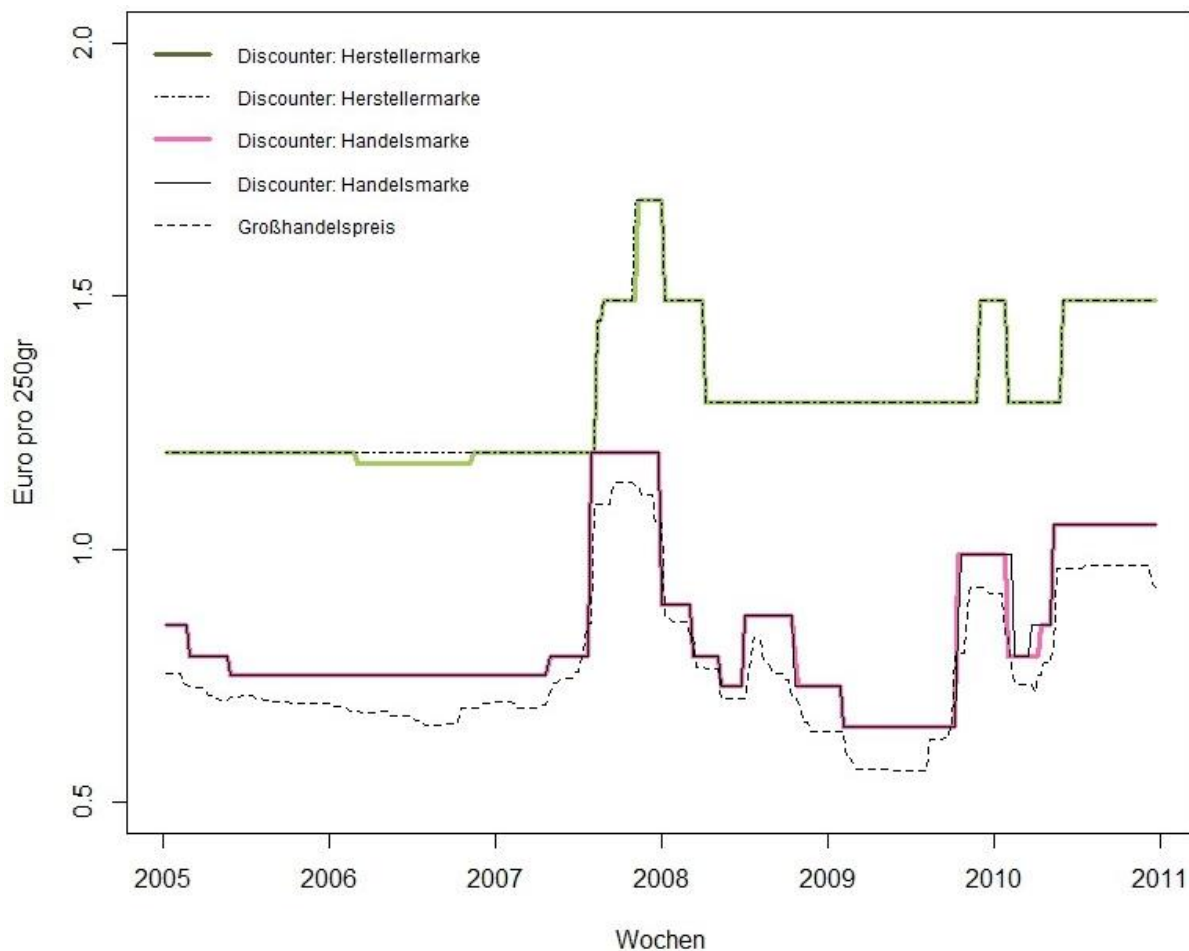


Abbildung 3.1: Großhandelspreis und Referenzpreise nach Handelsformat, Marke und Region einer ausgewählten Kette.

Quelle: Eigene Darstellung.

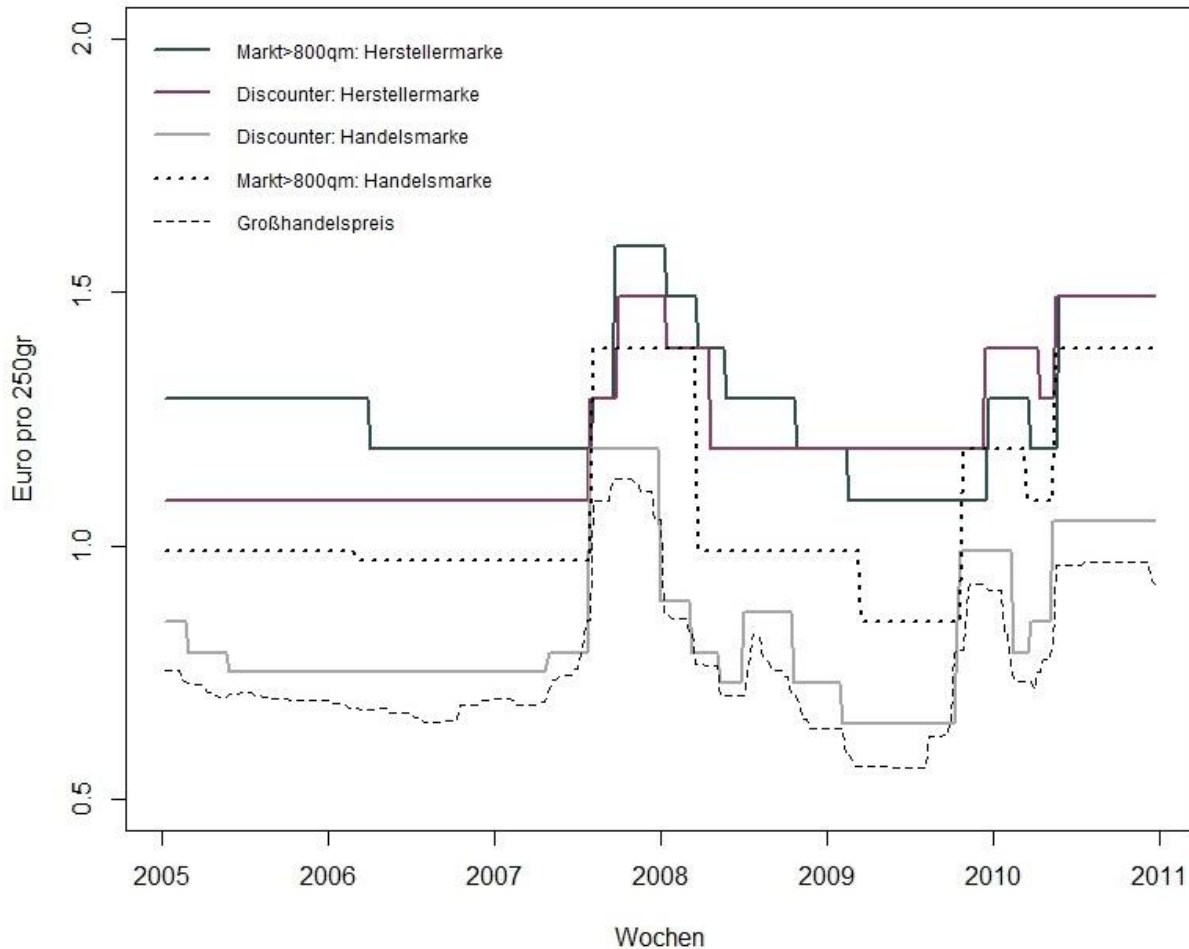


Abbildung 3.2: Großhandelspreis und Referenzpreise nach Handelsformat, Marke und Region einer ausgewählten Kette.

Quelle: Eigene Darstellung.

3.3.2.Methode

Der oben beschriebene Datensatz kombiniert Daten der Zeitreihen- bzw. Längsschnittdimension und der Querschnittsdimension, in dem für jedes Individuum Beobachtungen über mehrere Zeitpunkte gemessen werden, sodass ein Paneldatensatz vorliegt. Paneldatensätzen weisen systematisch die komplexe, verschachtelte Struktur der zu untersuchenden Population aus, indem einerseits die zeitliche Entwicklung der Individuen erfasst wird und andererseits in der Querschnittsdimension neben erklärenden Variablen weitere zeitvariante und -invariante die Individuen beschreibenden und den Individuen übergeordneten Variablen aufgelistet sind, welche die Heterogenität zwischen

den Individuen aufgrund von Gruppenzugehörigkeiten auffassen (Raudenbush und Bryk 2002). Paneldaten sind eine Möglichkeit der Datenanordnung, bestehend aus mehreren Ebenen.

Mehrebenenstrukturen und hierarchische Strukturen sind typische Beobachtungen in der Soziologie, Naturwissenschaften als auch Wirtschaftswissenschaften, denen charakteristisch das grundlegende Problem der unbeobachteten Heterogenität innewohnt (Guo und Zhao 2000; Van den Noortgate et al. 2003; Snijders und Baerveldt 2003; Hoffmann und Hackelbusch 2013; Haucap et al. 2015). Dabei verhalten sich Individuen, die einer gleichen Gruppe angehören, ähnlicher als im Vergleich zu Individuen anderer Gruppen, sodass die Beobachtungen der abhängigen Variable innerhalb einer Gruppe ähnliche Werte aufweisen. Als Standardansatz hat sich dafür die Mehrebenenmodellierung etabliert. Dahinter verbirgt sich die Idee, das für die mehreren Ebenen aufgestellte Gleichungssystem in eine singuläre Funktion aller Ebenen zu überführen, mit Hilfe derer die abhängige Variable durch die erklärenden Variablen mehrerer Ebenen erklärt und vorhergesagt werden kann (Goldstein et al. 2000; Boyle und Willms 2001; Maes und Lievens 2003; Luke 2004).

Für die Vielzahl an Datenvariationen existieren den Daten angemessene Modelle wie hierarchische lineare Modelle, gemischte Modelle und deren untergeordneten Modelle der *random effects*, der *fixed effects* sowie Varianzkomponentenmodelle.⁶ Diesen liegt das gemeinsame Untersuchungsziel zugrunde, zum einen die Variabilität zwischen den Gruppen und zum anderen die Effekte von Gruppencharakteristika auf die individuellen Beobachtungen aufzuzeigen, unter Berücksichtigung der voneinander abhängigen Beobachtungen innerhalb einer Gruppe (Goldstein 1991). Zudem kann das Untersuchungsziel einen strukturerkundenden oder strukturbestätigenden Charakter haben und Schätzungen können sich auf Parameterschätzung, Modellgüte oder Vorhersage fokussieren (Harrell 2001). Eine Schätzung eines Ein-Ebenen-Modells ohne Berücksichtigung der tatsächlich heterogenen Struktur und Gruppenzugehörigkeiten entspricht der Annahme, dass Individuen unabhängig voneinander sind und die Residuen nicht miteinander korrelieren. Die entsprechend durchgeführte gepoolte Kleinste-Quadrate-Schätzung (KQ-Schätzung) führt zu einer inkonsistent geschätzten Kovarianzmatrix, unterschätzten Standardfehlern der Regressionskoeffizienten, zu schmalen Konfidenzintervallen und zu geringen p-Werten. In der Schlussfolgerung verfehlt der Effekt der erklärenden Variablen seine Aussagekraft (Aitkin et al. 1981; Davidson und MacKinnon 2004).

⁶ Nachfolgend werden die englischen Fachbegriffe in kursiver Schrift verwendet.

Mehrebenenmodelle schaffen damit einen Konsens für das Spannungsfeld zwischen dem sog. ökologischen und dem sog. atomistischen Fehlschluss. Werden beim ökologischen Fehlschluss fälschlicherweise Rückschlüsse von Gruppenergebnissen oder Aggregatdaten auf die Individualebene gezogen, verfehlen beim atomistischen Fehlschluss die Ergebnisse der Individualebene ihre Aussagekraft auf Gruppenebene (Hox 2010).

Für die Mehrebenenmodellierung gilt per Definition, dass sich auf der untersten Ebene i.d.R. die kleinsten Einheiten befinden, die sich wiederum gruppenweise einer nächsthöheren Ebene unterordnen. Im Zuge dessen wird die unterste Ebene als Level (Ebene) 1 bezeichnet, die nächsthöhere Ebene ist mit Level (Ebene) 2 nummeriert und setzt sich mit jeder nächsthöheren Ebene fort. Mehrebenenmodelle teilen sich in hierarchische und nicht-hierarchische Modelle auf, resultierend aus dem Verhältnis zwischen verschiedenen Ebenen. Erfolgt die Differenzierung zwischen hierarchischen und nicht-hierarchischen Beziehungen nicht datengetreu, eröffnet sich die Möglichkeit, dass Ebenen ein falscher Einfluss auf die abhängige Variable zugeordnet wird (Van den Noortgate et al. 2005). Hierarchische Modelle treten auf, wenn die Einheiten eines niedrigeren Levels in ein, und ausschließlich ein höheres Level eingebettet sind (engl. „nested“). Die Bezeichnung „Level-Variable“ ist diesen Modellen vorbehalten. Abbildungen 3.3 und 3.4 stellen beispielhaft eine Zwei-Level-Hierarchie in zwei Diagrammartarten dar. Das Einheiten-Diagramm in Abbildung 3.3 visualisiert, dass die Einheiten nur einer der Kategorien A1, A2 oder A3 des höheren Levels angehören.

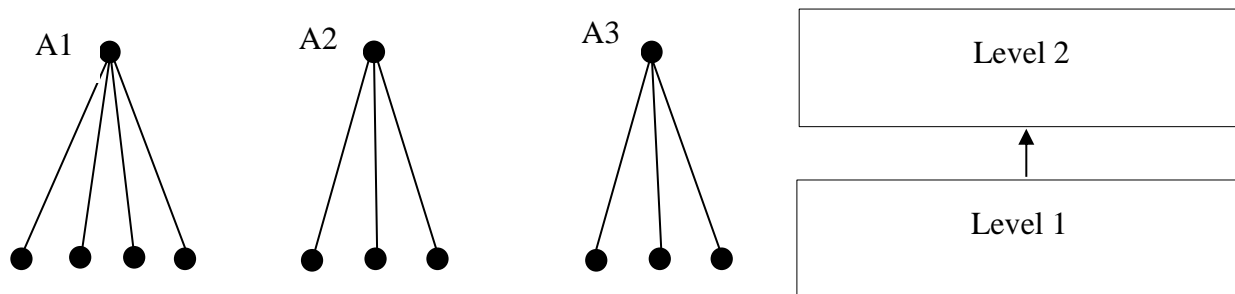


Abbildung 3.3: Einheiten-Diagramm für eine Zwei-Level-Hierarchie (links).

Abbildung 3.4: Klassifikationsdiagramm für eine Zwei-Level-Hierarchie (rechts).

Quelle: Eigene Darstellungen.

Innerhalb einer Gruppe des höheren Levels verhalten sich Individuen ähnlicher als im Vergleich zu einer anderen Gruppe des höheren Levels. Das Klassifikationsdiagramm in Abbildung 3.4 reduziert die im Einheitendiagramm aufgelisteten vielzähligen Einheiten abstrakt auf ein Element und zeigt mittels eines Pfeils die hierarchische Beziehung zwischen den Level auf.

In nicht-hierarchischen Modellen sind Einheiten einer niedrigeren Ebene in mehrere höheren Ebenen oder einer Kombination höherer Ebenen eingebettet. Diese höheren Ebenen sind jedoch unverbunden bzw. kreuzen sich (engl. „cross-classified“), d.h. jede Einbettung einer niedrigeren Ebene in eine höhere Ebene ist unabhängig von den übrigen Einbettungen. Die Variablen höherer Ebenen werden als Klassifikationsvariable bezeichnet. Die Abbildungen 3.5 und 3.6 verdeutlichen den Unterschied zu hierarchischen Modellen. Die Einheiten der niedrigeren Ebene gehören zwei höheren Ebenen an, wobei die eingebettete Beziehung in Variable A unabhängig von der eingebetteten Beziehung zu Variable B ist und Variable A und Variable B nicht gegenseitig ineinander eingebettet sind, d.h. sich kreuzen. Anders beschrieben, bestehen zwei separate Zwei-Level-Hierarchien, die nicht miteinander verbunden sind. Beispielhaft sei der hier verwendete Paneldatensatz genannt, da zwischen Ketten, Handelsformaten, Marken und den eingescannten Produkten sich kreuzende Beziehungen vorliegen. Ein Produkt gehört zu einer bestimmten Marke, Handelsformat und Kette. Jedoch kann eine Marke in mehreren Handelsformaten vertrieben werden und Handelsformate können in mehreren Ketten auftreten. Im Falle einer hierarchischen Struktur würde in jeder Kette ausschließlich ein bestimmtes Handelsformat agieren und ausschließlich bestimmte Marken zum Verkauf stehen, die in keiner anderen Kette angeboten wird.

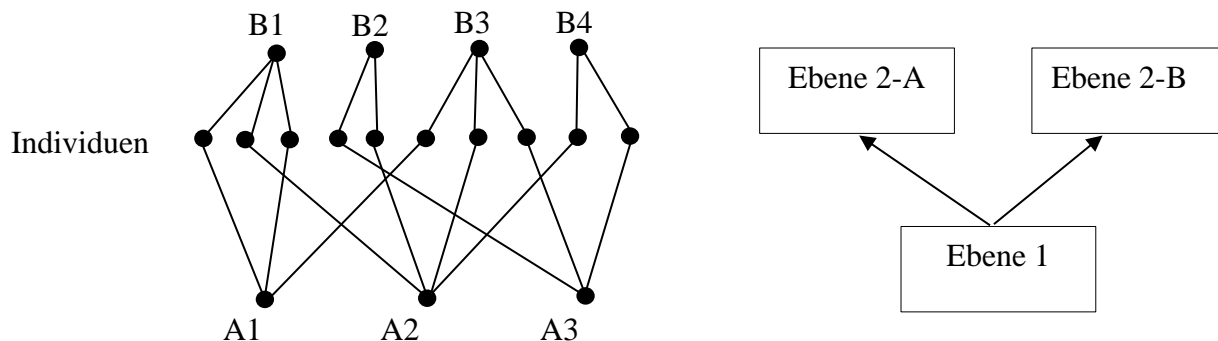


Abbildung 3.5: Einheiten-Diagramm für gekreuzte Ebenen (links).

Abbildung 3.6: Klassifikationsdiagramm für gekreuzte Ebenen (rechts).

Quelle: Eigene Darstellungen.

Während Abbildung 3.5 für jede Einheit die Beziehungen markiert, verallgemeinert das Klassifikationsdiagramm in Abbildung 3.6 die Beziehungsstruktur des Datensatzes auf Sichtweise der Ebenen. Die Unverbundenheit der Ebenen A und B umschreibt deren sich kreuzendes Verhältnis, wohingegen die Pfeile die eingebettete Beziehung abbilden.

Überdies klassifizieren sich Ebenen in *random* und *fixed effects*, die sich durch ihre Beziehung mit den erklärenden Variablen unterscheiden. *Fixed effects* gehen in das Modell als unbekannte, konstante erklärende Variablen, in Form von Dummyvariablen, ein und bilden den Effekt der Stichprobe ab. Dazu wird angenommen, dass die Dummyvariablen mit den exogenen Variablen korrelieren und sich mittels KQ-Modellen schätzen lassen. Bei *fixed effects* hinterfragt das Modell nach den Effekten jeder spezifischen Kategorie einer Ebene. Für verallgemeinerte Aussagen zeitkonstanter Effekte einer Ebene dienen *random effects*. Bei *random effects* besteht keine Korrelation mit den exogenen Variablen, stattdessen werden *random effects* als zusätzliche Fehlerkomponenten im Fehlerterm modelliert, die in den meisten Anwendungen einer Normalverteilung mit Erwartungswert Null und einer beliebigen Varianz folgen. Aus der Schätzung generalisierter Kleinste-Quadrate-Methoden ergeben sich die Varianzen der *random effects*, die stellvertretend für den Effekt der unbeobachteten Heterogenität für die Grundgesamtheit, über alle Gruppen hinweg, stehen und aufzeigen, wie stark die individuen-spezifischen Abweichungen vom Effekt der Grundgesamtheit ausgeprägt sind, d.h. die allgemeine Variation über alle Kategorien einer Ebene hinweg. Zugleich greifen *random effects* die Korrelationen der abhängigen Variable innerhalb einer Gruppe auf, aus denen sich ableiten lässt, wie ausgeprägt das homogene Verhalten innerhalb einer Gruppe ist und im Umkehrschluss die Stärke der Heterogenität zwischen den Gruppen. Nachstehend erläutert die Spezifikation eines Mehrebenenmodells den Unterschied zwischen *fixed* und *random effects*.

Null-Modell (Varianz-Komponenten-Modell) für hierarchische Modelle

In das sog. Null-Modell gehen ausschließlich der zufällige Interzept und die *random effects* ein, während exogene, erklärende Variablen unberücksichtigt bleiben. Damit lässt sich zeigen, wie sich die Variation der abhängigen Variable in die einzelnen Varianzen der Ebenen zerlegt. Für das Beispiel eines hierarchischen Drei-Ebenen-Modells enthält das Modell einen Interzept, *supercluster-random effects*, d.h. *random effects* der höchsten, dritten Ebene, *cluster-random effects*, d.h. *random effects* der zweiten Ebene, die in die dritte Ebene eingebettet ist, sowie einen Fehlerterm der ersten Ebene, die in die zweite Ebene eingebettet ist. Die *random effects* folgen in dem hier erläuterten

Beispiel jeweils einer Normalverteilung mit Erwartungswert Null.⁷ Für ein System mit drei Ebenen, auch Mehrgleichungssystem hier bezeichnet, ergibt sich für jede Ebene die Variation um den Ebenendurchschnitt wie folgt:

$$\text{Level 1: } y_{ijk} = \delta_{0jk} + e_{ijk} \quad (1)$$

$$\text{Level 2: } \delta_{0jk} = \gamma_{00k} + u_{0jk} \quad (2)$$

$$\text{Level 3: } \gamma_{00k} = \beta_{000} + v_{00k} \quad (3)$$

Durch sukzessives Einsetzen der höchsten in die rangniedrigere Ebene lässt sich das Mehrgleichungssystem mit (1), (2) und (3) in folgende Mehrebenenregressionsgleichung überführen:

$$y_{ijk} = \beta_{000} + v_{00k} + u_{0jk} + e_{ijk} \quad (4)$$

mit $i = 1, \dots, N, j = 1, \dots, J, k = 1, \dots, K$ und $v_{00k} \sim N(0, \sigma_v^2)$, $u_{0jk} \sim N(0, \sigma_u^2)$ und $e_{ijk} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

β_{000} entspricht in (4) dem Gesamtdurchschnitt von y_{ijk} über alle drei Ebenen. Auf der höchsten Ebene k ergibt sich der Durchschnitt aus $\beta_{000} + v_{00k}$, sodass der *random effect* v_{00k} die Differenz zwischen dem Durchschnitt der k -Ebene und dem Gesamtdurchschnitt darstellt. Aufgrund der hierarchischen Struktur beruht auf zweiter Ebene j der Durchschnitt auf dem Durchschnitt der dritten Ebene mit $\beta_{000} + v_{00k} + u_{0jk}$, sodass der *random effect* u_{0jk} die Differenz zwischen dem Durchschnitt der Ebene j und dem Durchschnitt der Ebene k erklärt. Auf erster Ebene gleicht der beobachtete Wert y_{ijk} für eine Einheit i $\beta_{000} + v_{00k} + u_{0jk} + e_{ijk}$ und e_{ijk} entspricht der Differenz zwischen der i -ten Beobachtung und dem Durchschnitt der Ebene j . Die Varianzen jeder Ebene geben das Ausmaß der Variation auf jeder Ebene an.

Volles Modell mit Prädiktoren auf jeder Ebene

Die vollständige Modellspezifikation mit *random effects* lautet wie folgt:

$$y_{ijk} = \beta_{000} + \beta_1 x_{1,ijk} + \beta_2 x_{2,0jk} + \beta_3 x_{3,00k} + v_{00k} + u_{0jk} + e_{ijk} \quad (5)$$

⁷ Die Annahme einer Normalverteilung für *random effects* erfolgt aus Gründen einer vereinfachten Berechnung. Andere Verteilungen sind möglich (McCulloch und Neuhaus 2011).

mit dem fixen Teil des Modells (5) $\beta_{000} + \beta_1 x_{1,ijk} + \beta_2 x_{2,0jk} + \beta_3 x_{3,00k}$ und $v_{00k} + u_{0jk} + e_{ijk}$ als der zufällige Teil.⁸ Der fixe Teil umschreibt die durchschnittliche Beziehung zwischen der abhängigen und den erklärenden Variablen, mit den erklärenden Variablen $x_{1,ijk}$, $x_{2,0jk}$ und $x_{3,00k}$ auf den Ebenen 1, 2 bzw. 3, und den dazugehörigen Koeffizienten β_1 , β_2 und β_3 . Ein β -Koeffizient gibt unter Konstanthaltung der übrigen Koeffizienten den Effekt einer Zunahme um eine Einheit der erklärenden Variable auf die abhängige Variable an. Aus dem zufälligen Teil geht hervor, wie die einzelnen Ebenen von dieser durchschnittlichen Beziehung des fixen Teils abweichen. Die Schätzung des Modells erfolgt unter der Annahme, dass die *random effects* und der Fehlerterm unabhängig von den erklärenden Variablen sind. In Mehrebenenmodellen empfiehlt sich eine Zentrierung der erklärenden Variablen, bei der durch Subtraktion eines konstanten Wertes - wie der Gesamtmittelwert oder Gruppenmittelwert der höheren Ebene - die Variable linear um diesen Referenzwert transformiert wird. Bedeutsam ist die Zentrierung für Variablen, deren Wertebereich nicht den Wert Null enthält und die geschätzten Parameter der erklärenden Variable über den definierten Referenzwert interpretiert werden (Bryk und Raudenbush 1992; Nezlek et al. 2006).

Null-Modell (Varianz-Komponenten-Modell) für zwei mit sich kreuzenden Variablen auf der zweiten Ebene

Ein Beispiel für ein Zwei Ebenen-Modell mit zwei sich kreuzenden Variablen auf der zweiten Ebene lautet:

$$\text{Ebene 1: } y_{ijk} = \delta_{0jk} + e_{ijk} \quad (6)$$

$$\text{Ebene 2: } \delta_{0jk} = \gamma_{00} + v_{0k} + u_{0j} \quad (7)$$

Durch sukzessives Einsetzen der höheren (7) in die rangniedrigere Ebene (6) lässt sich das Mehrgleichungssystem in folgende Mehrebenenregressionsgleichung überführen:

$$y_{ijk} = \gamma_{00} + v_{0k} + u_{0j} + e_{ijk} \quad (8)$$

mit $i = 1, \dots, N$; $j = 1, \dots, J$; $k = 1, \dots, K$ und $v_{0k} \sim N(0, \sigma_v^2)$, $u_{0j} \sim N(0, \sigma_u^2)$ und $e_{ijk} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

⁸ *Random effects* können auch in den Koeffizienten einer erklärenden Variable auftreten, sog. *random coefficients*.

Ergebnisse eines Mehrebenenmodells für kontinuierlich abhängige Variablen und deren lineare Beziehung zu den erklärenden Variablen resultieren aus Schätzungen mittels Maximum-Likelihood-Verfahren. Bei binär abhängigen Variablen generieren numerische Verfahren die Schätzergebnisse. Zu diesen Verfahren zählen bspw. der penalisierte Likelihood-Ansatz oder Markov-Chain-Monte-Carlo-Techniken inklusive der Gibbs- und Metropolis-Hastings-Algorithmen (Goldstein 1991; Fahrmeir et al. 2007).

Ob die Schätzung eines Mehrebenenmodells ratsam ist, erschließt sich aus den Intraklassen-Korrelations-Koeffizienten (IKK). Der IKK berechnet sich aus dem Verhältnis der Varianz des *random effects* einer Ebene und der Gesamtvarianz des Modells. Der errechnete IKK enthält zwei Informationen. Erstens erklärt sich damit, wie viel der Gesamtvarianz auf systematische Unterschiede zwischen Gruppen zurückzuführen ist, und korrespondierend dazu zweitens, wie stark die Beobachtungen innerhalb einer Gruppe der betrachteten Ebene miteinander korrelieren (Luke 2004). Werte des IKK liegen mit aufsteigender Korrelationsstärke zwischen Null und Eins.

Für den Fall eines hierarchischen Drei-Ebenen-Modells für eine kontinuierlich abhängige Variable wie in Gleichung (4) errechnet sich der jeweilige IKK je nach Ebene und Individuum wie folgt: Bei Betrachtung zweier unterschiedlicher Individuen auf ungleichen Ebenen befindlich, d.h. für $IKK(y_{ijk}; y_{i'jk'})$, ist zwangsläufig keine Korrelation gegeben, sodass

$$IKK(y_{ijk}; y_{i'jk'}) = 0$$

gilt. Analoge Intraklassen-Korrelations-Koeffizienten für Individuen unterschiedlicher Ebenen, $IKK(y_{ijk}; y_{i'jk})$, respektive gleicher Ebenen, $IKK(y_{ijk}; y_{ijk})$ folgen nachstehenden Varianzverhältnissen:

$$IKK(y_{ijk}; y_{i'jk}) = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2 + \sigma_e^2}$$

$$IKK(y_{ijk}; y_{ijk}) = \frac{\sigma_v^2 + \sigma_u^2}{\sigma_v^2 + \sigma_u^2 + \sigma_e^2}$$

$$IKK(y_{ijk}; y_{ijk}) = 1$$

3.3.3. Anpassung und Spezifikation für heterogenes Preissetzungsverhalten

Paneldaten sind unter mehreren Datenvariationen ein Beispiel für hierarchische Strukturen, bei denen die zeitlich wiederholten Messungen (Level 1) in die nächsthöhere Ebene der Individuen (Level 2) eingebettet sind. Das Grundmodell lässt sich zu komplexeren hierarchischen sowie nicht-hierarchischen Strukturen erweitern, als auch für kategoriale oder multivariate abhängige Variablen schätzen. Regressionen von Mehrebenenmodellen für Paneldaten ergeben effiziente Schätzer, unabhängig, ob die Daten aus einem ausgewogenen oder unausgewogenen Panel stammen. Bei einem unausgewogenen Panel weisen die einzelnen Einheiten einer höheren Ebene keine identische Anzahl an Einheiten der niedrigeren Ebene auf oder im Falle zeitlicher Messungen muss nicht für jedes Individuum die gleiche Anzahl an Beobachtungen und nicht der gleiche Beobachtungszeitraum vorliegen (Laird und Ware 1982; Goldstein 2003; Luke 2004; Hox 2010). Überdies korrelieren die zeitlichen Messwiederholungen innerhalb eines Individuums stark, sodass die Residuen einer Preiszeitreihe in einer Regression seriell korreliert sind. Paneldaten liefern vorteilhafterweise eine Vielzahl an Beobachtungen und senken das Problem der Multikollinearität. Infolge gewinnen die Schätzungen durch die simultane Betrachtung aller Individuen zusätzlich an Effizienz (Laird und Ware 1982; Yang et al. 2000).

In dem hier zu untersuchenden Datensatz liegen für alle 1086 Preiszeitreihen über einen identischen Beobachtungszeitraum zu jedem der 311 Zeitpunkte Beobachtungen mehrerer Ebenen vor, sodass ein ausgewogenes Panel vorliegt. Da die Anzahl der Preiszeitreihen die Anzahl der Beobachtungszeitpunkte überwiegt, gilt das Panel terminologisch als kurz.

Aus der Struktur des LEH lassen sich folgende Beziehungen der zeitlichen Messwiederholungen, eingescannten Produkte, Kettenzugehörigkeiten, Marken und Handelsformate ableiten, wie als Klassifikationsdiagramm in Abbildung 8 dargestellt.⁹ Zwischen den zeitlichen Messwiederholungen und den 1086 eingescannten Butterprodukte besteht eine hierarchische Beziehung, mit den zeitlichen Messwiederholungen als erste, unterste Ebene des Mehrebenenmodells, eingebettet in die zweite Ebene der eingescannten Produkte. Die zweite Ebene zeichnet sich durch eine sich kreuzende Beziehung zur höchsten, dritten Ebene auf, die die Variablen Handelsformat, Kette und

⁹ Wie oben bereits eingeführt, ist die Ebene „Region“ in zu grobe Kategorien eingeteilt (Nord, Ost, Süd und Mitte). Eine Schätzung ergab keine signifikanten Effekte und die Hinzunahme dieser Ebene „Region“ erhöhte nicht die Anpassungsgüte im Null-Modell.

Marke vereint. Demnach sind eingescannte Produkte in die drei Variablen eingebettet, jede Einbettung jedoch unabhängig von den anderen.

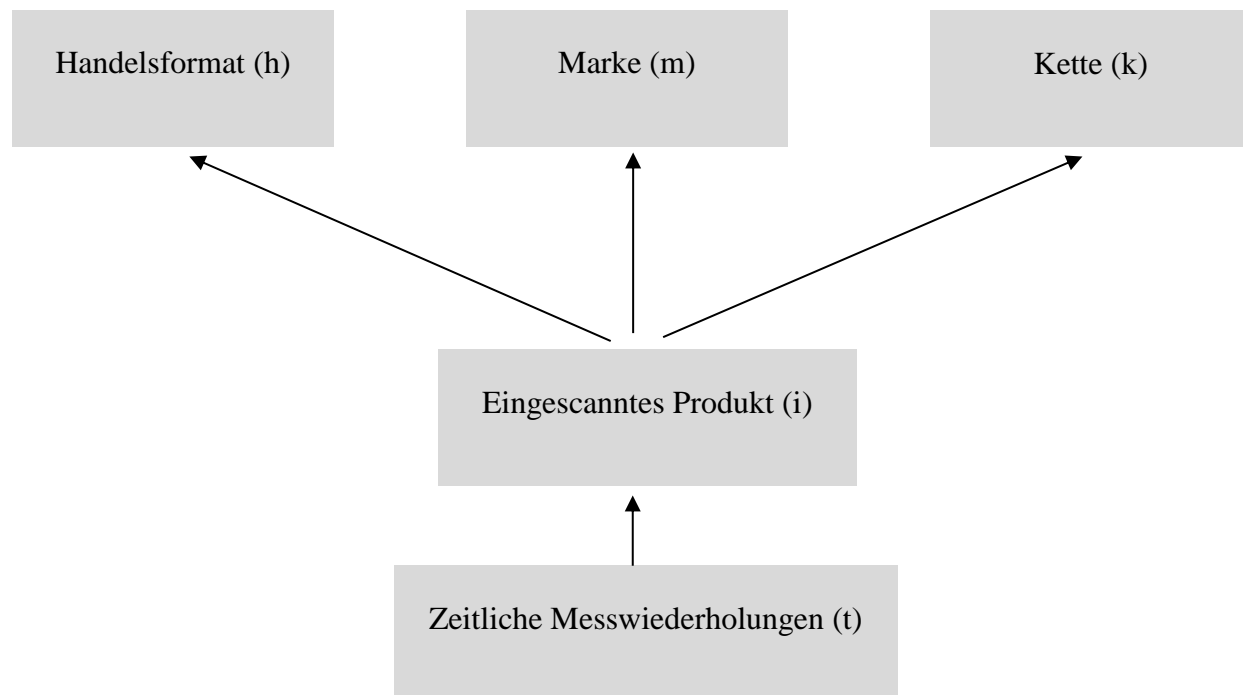


Abbildung 3.7: Klassifikationsdiagramm eines Drei-Ebenen-Modells mit dreifach gekreuzten Variablen.

Quelle: Eigene Darstellung.

Die zu wählende Regressionsart des Mehrebenenmodells basiert auf dem Skalenniveau der ersten Ebene, den zeitlichen Messwiederholungen. Nachfolgende Ebenen definieren das Verhältnis der Ebenen zueinander. Beginnend mit der ersten Ebene stellen die in dem vorliegenden Datensatz diskrete, seltene Preisänderungen dar. Preisverläufe der Finanzwirtschaft verlaufen nach einem analogen diskreten Änderungsmechanismus für deren Schätzung Rydberg und Shephard (2003) eine neuartige Methode vorschlagen. Diese unterliegt der Idee, eine Preisänderung in ein Produkt aus drei aufeinander aufbauenden Komponenten zu zerlegen, die angeben, ob (1) eine Preisänderung stattgefunden hat, (2) ob diese positiv oder negativ war, und (3) wie hoch diese Änderung war. Die Idee aufgreifend beschränken wir uns jedoch auf die erste Komponente, da für die verbleibenden Komponenten eine zu geringe Anzahl an Beobachtungen der Preisänderungen im Datensatz vorliegt. Somit definieren wir als abhängige Variable eine binäre Variable, die zu jedem Zeitpunkt einer Preiszeitreihe angibt, ob eine Änderung des Einzelhandelspreises stattgefunden hat oder nicht:

$$y_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{wenn } \Delta P_{t,i} \neq 0 \\ 0, & \text{wenn } \Delta P_{t,i} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{mit } \Delta P_{t,i} = P_{t,i} - P_{t-1,i} \quad (10)$$

wobei $P_{t,i}$ der Einzelhandelspreis eines Produkts i zum Zeitpunkt t ist und Δ der Operator für die erste Differenz. Bei einer Preisänderung $\Delta P_{t,i} \neq 0$ gilt $y_{t,i} = 1$, verbleibt der Einzelhandelspreis unverändert, $\Delta P_{t,i} = 0$, ist $y_{t,i} = 0$. Somit erfolgen auf der ersten Ebene die Schätzungen von logistischen Regressionen, die in die individuell eingescannten Produkte eingebettet sind und wiederum separate Einbettungen in Marke, Handelsformat und Kette aufweisen. Es resultiert folgendes Null-Modell (Yang et al. 2000; Ribaudo und Thompson 2002; Gibbons et al. 2010):

Null-Modell

$$\text{Ebene 1: } \eta_{0imhk} = \ln \left(\frac{P(y_{timhk}=1)}{1-P(y_{timhk}=1)} \right) \quad (11)$$

$$\eta_{0imhk} = \beta_{0imhk}$$

$$\text{Ebene 2: } \beta_{0imhk} = \delta_{00mhk} + \epsilon_{0imhk} \quad (12)$$

$$\text{Ebene 3: } \delta_{00mhk} = \gamma_{000} + u_{00m} + v_{00h} + w_{00k} \quad (13)$$

Das Mehrgleichungssystem mit (11), (12) und (13) lässt sich zu der Mehrebenenregressionsgleichung zusammenfassen

$$\ln \left(\frac{P(y_{timhk}=1)}{1-P(y_{timhk}=1)} \right) = \gamma_{000} + u_{00m} + v_{00h} + w_{00k} + \epsilon_{0imhk} \quad (14)$$

mit den Messzeitpunkten $t = 1, \dots, 311$, die Anzahl i der eingescannten Produkte $i = 1, \dots, 1086$, der *random effects* der Marken m mit $m = 1, \dots, 34$ und $u_{00m} \sim N(0, \sigma_u^2)$, wovon 33 Herstellermarken und eine Handelsmarke sind, der *random effects* der drei Handelsformate h mit $h = 1, 2, 3$ und $v_{00h} \sim N(0, \sigma_v^2)$, der *random effects* der sechs Ketten k mit $k = 1, \dots, 6$ und $w_{00k} \sim N(0, \sigma_w^2)$ sowie der Fehlerterm $\epsilon_{0imhk} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$. In einer logistischen Regression stehen die erklärenden Variablen in einem nichtlinearen Zusammenhang zu dem Erwartungswert der zu erklärenden Variable, sodass auf der ersten Ebene in der Modellgleichung kein separater Fehlerterm und somit kein Fehlervarianzterm auftritt. Folglich findet die originäre Funktion des Null-Modells zur Schätzung der einzelnen Varianzkomponenten für binomiale Modelle keine Anwendung (Luke 2004).

Volles Modell

Auf der ersten Ebene gehen zwei erklärende Variablen in das Modell ein. Beide Variablen basieren auf der gleichen Annahme, dass Einzelhändler auf mittlere Sicht eine konstante Ziel-Marge beim Butterverkauf anstreben (Elberg 2012). Der Theorie nach reagieren Einzelhändler mit einer Preisänderung auf eine Änderung des Großhandelspreises, praktisch unterbinden psychologische Preissetzungsstrategien sowie Anpassungskosten eine kontinuierliche Preisreaktion (Herrmann et al. 2009; Chen et al. 2008). Nimmt der Großhandelspreis über einen längeren Zeitraum eine auf- oder absteigende Preistendenz ein, schmälert sich oder nimmt die Einzelhandelsmarge zunehmend zu, sodass Spannung zwischen Groß- und Einzelhandelspreis aufgebaut wird. Menükosten wie das Drucken neuer Preisschilder unterbinden eine stetige Anpassung des Einzelhandelspreises an Änderungen des Großhandelspreises, sodass sich die Spannung akkumuliert (Sheshinski und Weiss 1992). Überschreitet die aktuelle Spannung die Grenze der wirtschaftlich tragbaren, kalkulierten Spannung, entscheidet sich ein Einzelhändler zu einer Preisänderung, um die Abweichungen von der durchschnittlichen Marge wieder auszugleichen. Die Spannung $T_{i,t}$ zwischen der aktuellen Marge und der Zielmarge, äquivalent zum Referenzwert einer Zentrierung, bemisst sich als:

$$T_{i,t} = \frac{M_{t-1,i} - \overline{M}_i}{\overline{M}_i} \quad (15)$$

mit der Marge $M_{t-1,i}$ eines Produkts i zum Zeitpunkt $t-1$ und der durchschnittlichen Marge \overline{M}_i eines Produkts i .

Der Unterschied zwischen den beiden erklärenden Variablen resultiert aus dem vielfach diskutierten Thema des asymmetrischen Preissetzungsverhaltens in der Literatur der VPT. Demnach erfolgt eine Unterteilung des Spannungsparameters in zwei Parameter der absolut positiven und negativen Spannung, um die Divergenz der Reagibilität von Preisanhebung und –senkung nachweisen zu können. Bei positiver Spannung übersteigt die aktuelle Marge die Zielmarge und setzt Anreize zu einer Preisreduktion, während bei negativer Spannung die aktuelle Marge die Zielmarge unterschreitet und eine mögliche Preisanhebung hervorruft. Aus den einzelnen Ebenen-Gleichungen

$$\text{Ebene 1: } \ln\left(\frac{P(y_{timhk}=1)}{1-P(y_{timhk}=1)}\right) = \beta_{0imhk} + \beta_1^+ \frac{|M_{t-1,imhk} - \overline{M}_{imhk}|^+}{\overline{M}_{imhk}} + \beta_1^- \frac{|M_{t-1,imhk} - \overline{M}_{imhk}|^-}{\overline{M}_{imhk}} \quad (16)$$

$$\text{Ebene 2: } \beta_{0imhk} = \delta_{00mhk} + \epsilon_{0imhk} \quad (17)$$

$$\text{Ebene 3: } \delta_{00m hk} = \gamma_{000} + u_{00m} + v_{00h} + w_{00k} \quad (18)$$

lässt sich folgende Mehrebenenregressionsgleichung schätzen:

$$\ln \left(\frac{P(y_{timhk}=1)}{1-P(y_{timhk}=1)} \right) = \gamma_{000} + \beta_1^+ \frac{|M_{t-1,imhk} - \overline{M_{imhk}}|^+}{\overline{M_{imhk}}} + \beta_1^- \frac{|M_{t-1,imhk} - \overline{M_{imhk}}|^-}{\overline{M_{imhk}}} + u_{00m} + v_{00h} + w_{00k} + \epsilon_{0imhk} \quad (19)$$

mit $t = 1, \dots, 311$; $i = 1, \dots, 1086$; $m = 1, \dots, 34$; $h = 1, 2, 3$; $k = 1, \dots, 6$ und $u_{00m} \sim N(0, \sigma_u^2)$,
 $v_{00h} \sim N(0, \sigma_v^2)$; $w_{00k} \sim N(0, \sigma_w^2)$ und $\epsilon_{0imhk} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$.

Für die Modellschätzung des ausgewogenen Paneldatensatzes existieren zwei Schätzmethoden, die sich in ihrer Interpretation der Koeffizienten unterscheiden die *full-likelihood*-Methode für gemischte Modelle, und die *marginal or population-average clustering*-Methode aus der Klasse der generalisierten Schätzgleichungen. Als Teil der *full-likelihood*-Methode verwenden wir für binäre abhängige Daten eine penalisierte Likelihood-Schätzung, bei der die Funktion der log-Likelihood durch penalisierte iterativ neu-gewichtete Kleinste-Quadrate optimiert wird. Der Wert der Log-Likelihood wird mittels Laplace-Approximation ermittelt (Fahrmeir et al. 2007).

3.4. Ergebnisse und Diskussion

3.4.1. Ergebnisse

Für die aufgestellte Mehrebenenregressionsgleichung (19) mangelt die Variable der Handelsformate mit einer Varianz von 0,00000000003661 (Standardabweichung: 0,000006) an Erklärungskraft für das Preissetzungsverhalten, ermittelt anhand des Log-Likelihood-Verhältnis Tests. Marken- und Kettenunterschiede weisen dagegen Erklärungskraft auf, sodass sich die Gleichung (19) zu folgender reduziert:

$$\ln \left(\frac{P(y_{timk}=1)}{1-P(y_{timk}=1)} \right) = \gamma_{000} + \beta_1^+ \frac{|M_{t-1,imk} - \overline{M_{imk}}|^+}{\overline{M_{imk}}} + \beta_1^- \frac{|M_{t-1,imk} - \overline{M_{imk}}|^-}{\overline{M_{imk}}} + u_{00m} + w_{00k} + \epsilon_{0imk} \quad (20),$$

mit den erklärenden Variablen der positiven und negativen Spannung und den *random effects* der beiden Klassifikationsvariablen „Marke“ und „Kette“, in die die eingescannten Produkte eingebet-

tet sind. Tabelle 3.3 listet die Schätzergebnisse für das Null-Modell und das volle Modell der spezifizierten Gleichung (20) auf. Ergebnisse für das Null-Modell und das volle Modell werden separat erläutert.

Null-Modell

Unter der Nullhypothese, dass die Varianz eines *random effects* gleich Null ist, ergibt der Vergleich des Null-Modells mit dem entsprechenden Modell ohne *random effects*, dass zwischen den Marken als auch zwischen den Ketten eine von Null verschiedene Varianz vorherrscht. γ_{000} ist der allen Ebenen übergeordnete Interzept und beschreibt die lineare Beziehung zwischen den log-odds einer Änderung des Einzelhandelspreises und für eine „durchschnittliche“ Marke ($u_{00m} = 0$), „durchschnittliche“ Kette ($w_{00k} = 0$) und ein „durchschnittlich“ eingescanntes Produkt ($\epsilon_{0imhk} = 0$). Mit $\gamma_{000} = -3,30$ liegt umgerechnet eine niedrige Wahrscheinlichkeit von 3,20% einer Einzelhandelspreisänderung im Durchschnitt vor und koinzidiert mit der Beobachtung seltener Preisänderungen: 3,20% aller im Paneldatensatz aufgezeichneten Preise stellen eine Preisänderung dar.¹⁰ Davon ausgehend gilt für Marken m ein Interzept von $\gamma_{000} + u_{00m}$, und für die Ketten k entspricht der Interzept $\gamma_{000} + w_{00k}$. Anhand der niedrigen Intraklassen-Korrelations-Koeffizienten (Marke-IKK = 0,023 und Kette-IKK = 0,021) beider *random effects* lässt sich schließen, dass die Schätzung eines gemischten Modells in Frage gestellt werden kann, da zwischen den Gruppen der Marken und Ketten nur eine schwache Heterogenität besteht.¹¹ In den Abbildungen 3.8 und 3.9 sind für beide *random effects* ‚Marke‘ und ‚Kette‘ die sog. Raupenplots dargestellt.

Abbildung 3.8 zeigt in aufsteigender Ordnung die Effekte der 34 einzelnen Hersteller- und Handelsmarken auf die logarithmierten Odds (log-odds) einer Änderung des Einzelhandelspreises sowie die 95%-Konfidenzintervalle um die jeweiligen Effekte. Als Referenzwert für die Stärke und Signifikanz eines Effekts gilt die vertikale Null-Linie, die die durchschnittlichen log-odds für eine Preisänderung über alle Marken angibt.

¹⁰ Die Umrechnung eines Koeffizienten in die Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung erfolgt unter Konstanthaltung der übrigen Variablen. Errechnet wird diese Wahrscheinlichkeit durch Umstellen der logistischen Regression nach der Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung.

¹¹ In einer logistischen Mehrebenenregression wird zur Berechnung des IKK der Fehlerterm der ersten Ebene durch $\pi^2/3$ approximiert (Wu et al. 2012).

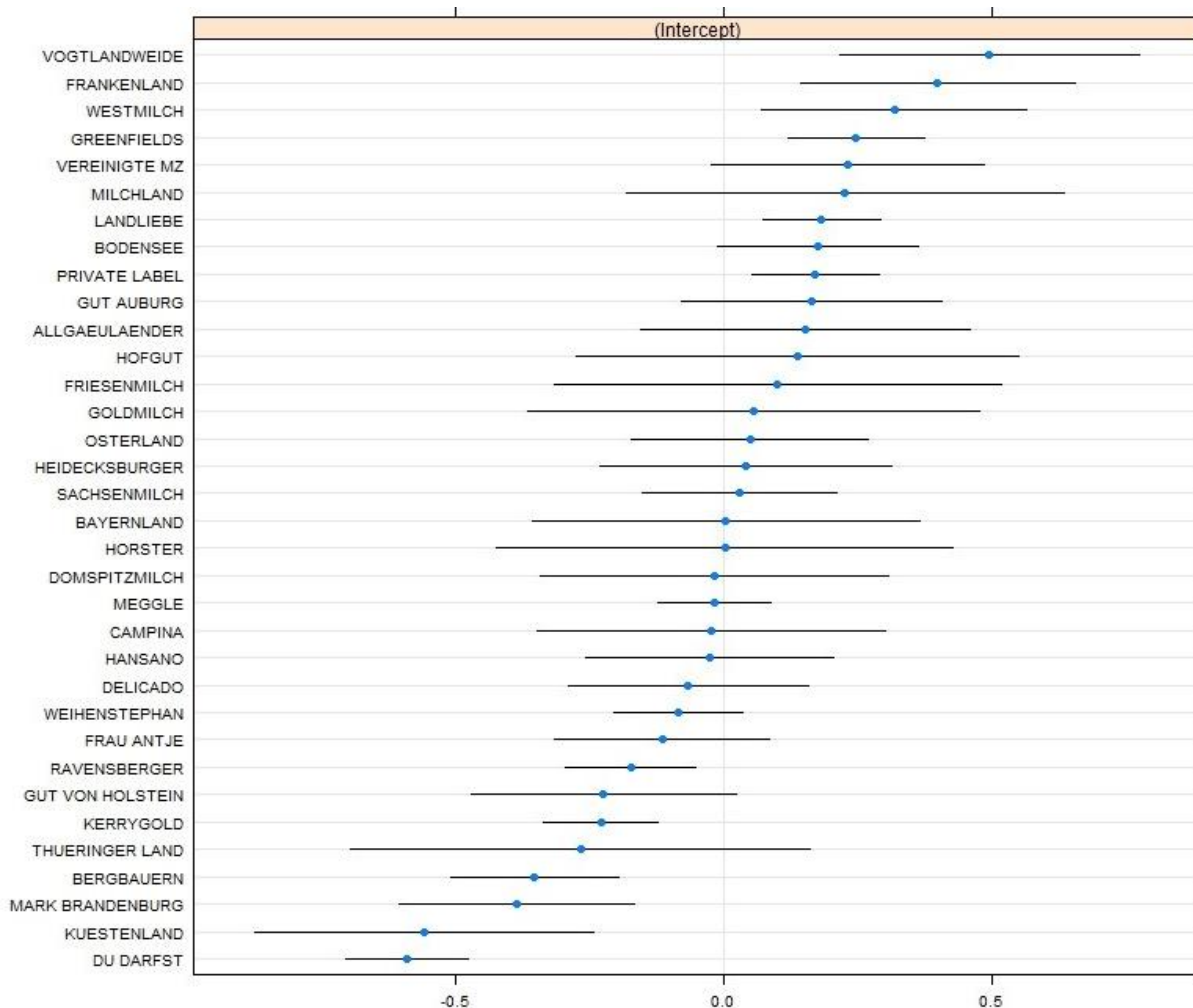


Abbildung 3.8: Konfidenzintervalle um die Effekte der Marken im Null-Modell.

Anmerkung: Bis auf „Private Label“, d.h. den Handelsmarken, gehören alle übrigen aufgelisteten Marken der Klasse der Herstellermarken an. Quelle: Eigene Darstellung.

Konfidenzintervalle, die die Null-Linie nicht überschreiten, gelten auf dem 5% Signifikanzniveau als signifikant vom Durchschnitt verschieden. Damit weisen sechs Herstellermarken mit einer Effektstärke von -0,6 bis -0,2 einen signifikant negativen Effekt auf die log-odds einer Preisänderung auf, sodass eine Preisanhebung in Relation zu einer Preissenkung unwahrscheinlicher ist. Demgegenüber wirken fünf Herstellermarken sowie die Handelsmarke mit einer Effektstärke von 0,2 bis 0,5 signifikant positiv auf die log-odds einer Preisänderung. Die Effekte der übrigen 22 Herstellermarken sind demnach nicht signifikant von Null verschieden. Die Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung über alle Marken hinweg bewegt sich in einem 95%-Konfidenzintervall zwischen 1,9% und 5,5%, und liegt damit symmetrisch um γ_{000} mit 3,20%.

Abbildung 3.9 zeigt in gleicher Weise die Effekte der Variable „Kette“, die Signifikanz andeuten, wenn das 95%-Konfidenzintervall die vertikale Null-Linie nicht überschreitet. In aufsteigender Ordnung sind die Effektstärken der sechs Ketten auf die log-odds einer Änderung des Einzelhandelspreises aufgelistet.

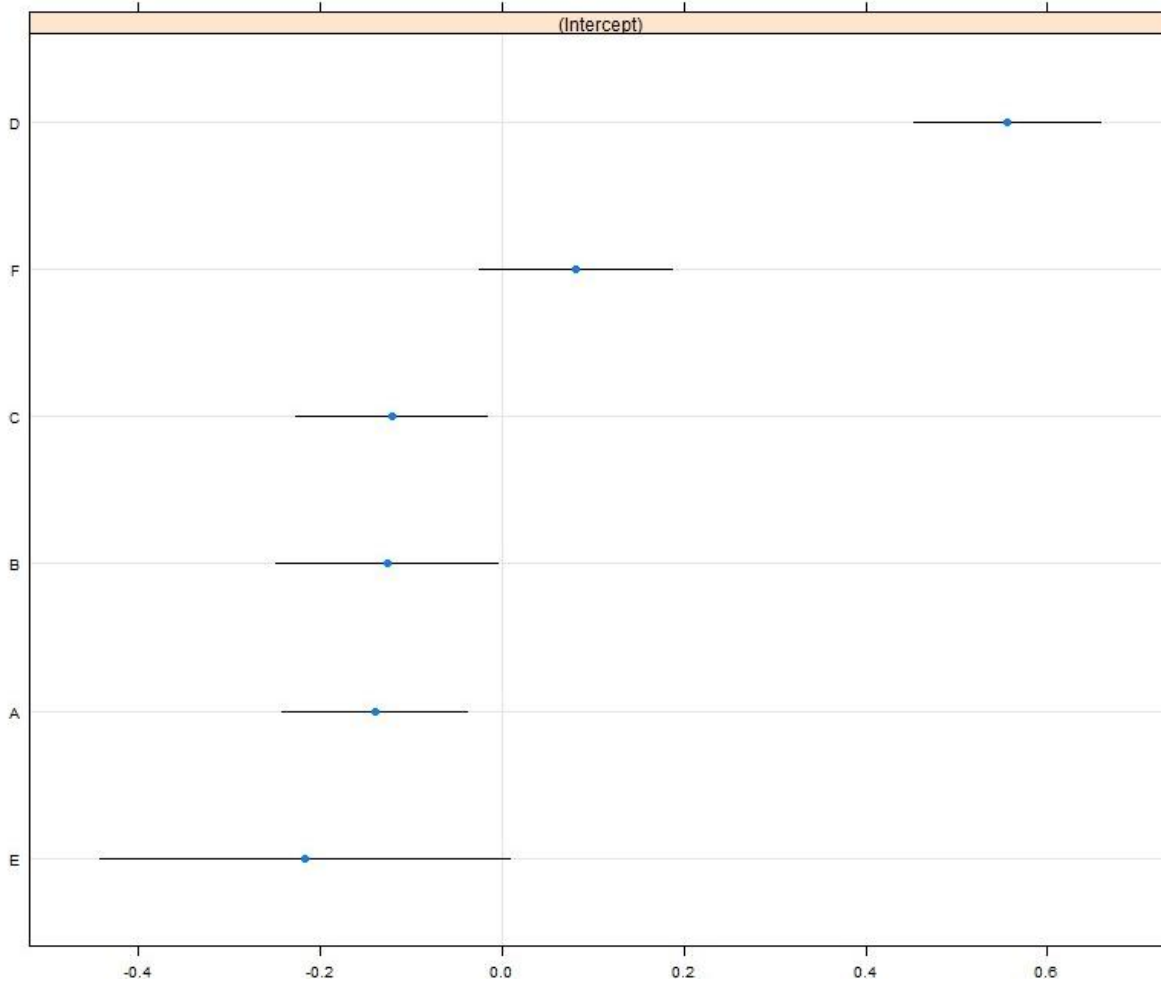


Abbildung 3.9: Konfidenzintervalle um die Effekte der Ketten im Null-Modell.

Quelle: Eigene Darstellung.

Die Ketten A, B und C weisen einen signifikant schwach negativen Effekt von -0,15 auf, während Kette D einen vergleichsweise stärker signifikanten Effekt von 0,6 auf die log-odds einer Preisänderung aufweist. Kette D hebt sich von den Ketten A, B und C dadurch ab, dass Handels- und Herstellermarken zu einem niedrigen Durchschnittspreis von 0,44€/250gr ausschließlich in Märkten >800 qm beworben werden. Bezierend auf die Ergebnisse aus Abbildung 3.8, dass Einzelhandelspreise von Handelsmarken eine höhere Wahrscheinlichkeit der Änderung aufweisen, lässt sich

über Kette D vermuten, dass Einzelhändler von Märkten mit größeren Verkaufsflächen und niedrigem durchschnittlichen Preisniveau eher zu einer Anpassung des Einzelhandelspreises an einen geänderten Großhandelspreis neigen. Die Ketten A und C zeichnen sich demgegenüber durch ein hohes durchschnittliches Preisniveau aus sowie einem Produktangebot in allen drei Handelsformaten, und verfolgen demgemäß die Strategie, ihre Preise selten zu ändern.

Volles Modell

Das volle Modell umfasst zusätzlich zu den *random effects* des Null-Modells feste, erklärende Variablen. Aus Tabelle 3.3 geht hervor, dass der den allen Ebenen übergeordnete Interzept γ_{000} stark signifikant ist und für die log-odds einer Preisänderung -3,89 beträgt. Äquivalent bedeutet dies, dass unter Konstanthaltung der Koeffizienten der positiven und negativen Spannung sowie der *random effects* ($u_{00m} = 0, w_{00k} = 0$ und $\epsilon_{0imhk} = 0$) ein Einzelhandelspreis für eine durchschnittliche Marke und durchschnittliche Kette mit einer Wahrscheinlichkeit von 2,0% angehoben wird. Durchschnittlich kann dahingehend interpretiert werden, dass die Ergebnisse beispielhaft für eine zufällig fixierte Marke und Kette gelten. Konstanthaltung der Koeffizienten der positiven und negativen Spannung ist gleichbedeutend damit, dass die aktuelle Marge der Zielmenge entspricht. Der Koeffizient β_1^+ (β_1^-) gibt den Effekt einer Änderung des Parameters der positiven (negativen) Spannung um eine Einheit auf die log-odds einer Preisänderung an, unter Konstanthaltung der *random effects* „Marke“ und „Kette“, d.h. es wird der Effekt eines Spannungsparameters der eingescannten Produkte für eine durchschnittliche Kette und Marke betrachtet. Beide Koeffizienten β_1^+ und β_1^- weisen einen stark signifikanten, jedoch unterschiedlich stark positiven Effekt auf. Während β_1^+ 1,961 beträgt, fällt β_1^- mit 1,663 geringer aus. Beide Koeffizienten unterscheiden sich signifikant auf dem 5%-Signifikanzniveau des Wald-Tests. Daraus lässt sich schließen, dass für eine durchschnittliche Kette und durchschnittliche Marke Einzelhändler die Preise für Butter schneller senken als anheben, und diese Form der negativen Asymmetrie jedoch den bisherigen Ergebnissen über Preissetzungsverhalten auf Gesamtebene im LEH widerspricht.

Tabelle 3.3: Schätzergebnisse für das Null-Modell und volle Modell.

	Null-Modell	Volles Modell
Parameter	Schätzwert	Schätzwert
Positive Spannung β_1^+ (Standardabweichung)	-	1,961*** (0,040)
Negative Spannung β_1^- (Standardabweichung)	-	1,663*** (0,027)
<i>Random effects</i>		
γ_{000} (Standardabweichung)	-3,393*** (0,119)	-3,889*** (0,150)
Umrechnung von γ_{000} in Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung (Konfidenzintervall)	3,30% (2,58%; 4,09%)	2,0% (1,49%; 2,69%)
u_{00m} (Standardabweichung)	0,078 (0,280)	0,248 (0,498)
Konfidenzintervall für Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung für u_{00m}	(1,90%; 5,50%)	(0,700%; 5,30%)
w_{00k} (Standardabweichung)	0,073 (0,271)	0,086 (0,293)
Konfidenzintervall für Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung für w_{00k}	(1,91%; 5,45%)	(1,10%; 3,50%)
ϵ_{0im}	0,000	0,000
ϵ_{0ik}	0,000	0,000
Log-Likelihood	-469729 (FG=5)	-44717***
Abweichung vom Null-Modell (Freiheitsgrade (FG))		AIC: 93954, BIC: 94007 (FG=5) AIC: 89447, BIC: 89522 (FG=7)

Quelle: eigene Berechnungen.

Durch Hinzunahme der erklärenden Variablen ist eine Veränderung in den Varianzen von Kette und Marke zu beobachten. Während sich im Null-Modell nahezu identische Varianzen von Kette (0,073) und Marke (0,078) ergeben, steigt die Varianz von Marke überproportional (0,248) im Vergleich zu Kette (0,086). Dieses weist darauf hin, dass die Verteilung der Spannungsparameter über alle Marken stärker variiert als über Ketten.

3.4.2. Diskussion

Mit der Mehrebenenmodellierung wurde eine Methode in die Schätzung vertikaler Preistransmission eingeführt, die zum einen in der Lage ist, die langfristige Preisbeziehung zwischen individuellen, diskret verlaufenden Einzelhandelspreisen und dem aggregierten Großhandelspreis effizient zu schätzen und zum anderen unbeobachtete Heterogenität zwischen Ketten als auch Marken in die Modellschätzung mit einzubinden. Zwischen den Handelsformaten ließ sich keine signifikante Varianz ausmachen. Als möglicher Grund sei zu nennen, dass vordergründig die Marke und deren Eigenschaften das Preissetzungsverhalten beeinflusst. Handelsformate hingegen dienen als Verkaufsort für eine oder mehrere Marken, sodass sich in Summe die Handelsformate geringfügig unterscheiden.

Die Separierung in positive und negative Spannungsparameter ermöglicht es zu testen, ob sich die Koeffizienten beider Parameter unterscheiden und welche Art (a-)symmetrischer Preistransmission vorliegt. Entgegen Ergebnissen überwiegend positiv asymmetrischer oder symmetrischer Preissetzung zeugen die signifikant geschätzten Koeffizienten davon, dass Einzelhändler, über Ketten und Marken hinweg, generell zu negativ asymmetrischem Preissetzungsverhalten neigen, sodass beim Auftreten überdurchschnittliche Margen, z.B. aufgrund einer Senkung des Großhandelspreises, Einzelhandelspreise schneller gesenkt werden als wenn im umgekehrten Fall aufgrund von unterdurchschnittliche Margen Einzelhandelspreiserhöhungen angemessen wären. Hieran schließen sich zwei Überlegungen an. Erstens, ob Einzelhändler insbesondere bei Eckartikeln des LEH wie Butter aus Wettbewerbsgründen Preise schneller senken als anheben. Und zweitens, ob sie durch strategische Preissetzung in Höhe und Häufigkeit von kurzfristigen Sonderangeboten einen finanziellen Ausgleich schaffen. Für Großhändler und Konsumenten indiziert die hier schwach ausgeprägte negative asymmetrische Preisanpassung, dass sie durch das Preissetzungsverhalten der Einzelhändler keinen Wohlfahrtsverlust erleiden. Vielmehr entsteht für Konsumenten ein monetärer

Vorteil durch schnellere Preissenkungen als –anhebungen in Reaktion auf Senkungen bzw. –anhebungen des Großhandelspreises.

Die Fortschrittlichkeit des Modells äußert sich in der Modellierung von *random effects* mittels derer für unbeobachtete Heterogenität zwischen Marken und Ketten über den gesamten LEH kontrolliert werden kann. Eine Marke impliziert im Wesentlichen, in welchem Handelsformat und zu welchem durchschnittlichen Preisniveau ein Produkt angeboten wird, und damit die Art der Preissetzungsstrategie (Lloyd et al. 2012). Dass zwischen den Marken eine größere Varianz im Preissetzungsverhalten als zwischen den Ketten besteht, lässt sich möglicherweise damit erklären, dass für ein einzelnes Produkt Einzelhändler stärker die Strategien differenzieren, jedoch durch die Zusammenfassung mehrerer Einzelhändler und damit mehrerer Marken unter einer Kette eine heterogenere Gruppe entsteht und somit der Varianzeffekt zwischen den Ketten schwächer ausfällt. Bspw. fokussiert sich Kerrygold als Anbieter von Herstellermarken auf die Produkte Butter, weniger auf Joghurt oder Milch (Kerrygold 2017). Um die Wertigkeit des Produkts abzubilden und da der Anbieter aufgrund des schmalen Produktangebots geringe Möglichkeiten der Quersubventionierung zwischen den Produkten hat, verfolgen Einzelhändler für diese Produkte eine striktere Preiskonstanz mit seltenen Preisänderungen (vgl. Abbildung 3.5). Aus der Gruppe der Herstellermarken steht dazu im Kontrast bspw. Landliebe mit einer breiten, gleichgewichtigen Palette an Molkereiprodukten (Landliebe 2017). Die stärkere Diversifizierung des Produktangebots impliziert, dass sich die Produkte quersubventionieren können und Einzelhändlern ist es erlaubt eine volatilere Preisstrategie zu verfolgen (vgl. Abbildung 3.5).

Ähnlich kommen Loy und Weiss (2002) bei der Untersuchung von Frischeprodukten zu dem Resultat, dass der Effekt der Preissynchronisation zwischen Läden im Intrakettenvergleich stärker ausfällt als im Interkettenvergleich. Die hier aufgeführten Ergebnisse weisen nichtsdestotrotz nach, dass Einzelhändler, die Handelsmarken anbieten, zu häufigeren Preisänderungen neigen als der Großteil an Einzelhändlern, die Herstellermarken im Angebot haben. Damit knüpfen die Ergebnisse an die EDLP- und HiLo-Strategie an.

Im Vergleich zu dem hier vorgestellten Mehrebenenmodell haben Rydberg und Shephard (2003) zusätzlich die dritte Komponente, die Höhe eine Preissenkung und –anhebung geschätzt. Dieses Element fehlt in der Mehrebenenmodellierung, um vollständig asymmetrisches Preissetzungsver-

halten analysieren zu können. Die hier resultierende signifikante Divergenz zwischen der Effektstärke von positiver und negativer Spannung deutet auf negativ asymmetrisches Preissetzungsverhalten hin. Ergibt sich im Falle einer Schätzung der Preisänderungshöhe das Ergebnis, dass bei einer Preissenkung höhere Größenpassungen vorliegen als bei einer Preisanhebung, könnte die oben genannte Divergenz entschärft werden.

3.5. Fazit

Einige wenige Studien thematisieren heterogenes Preissetzungsverhalten zwischen verschiedenen Sektoren und Produkten. Diese Studie widmet sich dem langfristig heterogenem Preissetzungsverhalten zwischen Ketten und dem langfristig homogenem innerhalb einer Kette am Beispiel des Gutes Butter im deutschen LEH. Scannerkassendaten bieten dazu ein breites Spektrum an Informationen über individuelle Produkt- und Ladencharakteristika, deren Potenzial in der Analyse der Preisbeziehung zwischen individuellen Einzelhändlern und dem Großhandel jedoch bislang kaum ausgeschöpft wurde.

Der hier verwendete Paneldatensatz enthält Preis-, Produkt- und Ladeninformationen für 1086 eingescannte Produkte über einen wöchentlichen Zeitraum von Januar 2005 bis Dezember 2010. Eine Neuerung dieser Studie zur Literatur der VPT liegt in der Schätzung eines gemischten Modells, auch Mehrebenenmodell genannt. Die Eigenheit liegt in der Einbindung *random effects*, die die Interdependenzen innerhalb der Ebene einer Kette als auch die Differenzen zwischen Ketten des LEH modell-inhärent schätzen. Gleichfalls berücksichtigt das Modell unterschiedliches Preissetzungsverhalten auf Ebene der Hersteller- und Handelsmarken.

Die Methode beweist sich darüber hinaus als angemessen, da innerhalb dieser Modellklasse auf der ersten, grundlegenden Ebene die Beziehung zwischen stark rigiden Einzelhandelspreisen und dem aggregierten, stetigen Großhandelspreis signifikant geschätzt werden kann. Der Ideengeber stammt aus der Finanzwirtschaft, wonach für stark rigide Preiszeitreihen logistische Regressionen zur Erklärung der Preisverläufe dienen. Im LEH orientieren sich Einzelhändler an der Abweichung der zeitlich vorangegangenen tatsächlichen Marge von der Zielmarge, der langfristigen Durchschnittsmarge. Die darüber signifikant gemessene negative asymmetrische Preistransmission eröffnet, dass weder Großhandel noch Konsumenten in ihrer Wohlfahrt durch den LEH benachteiligt werden, entgegen der regelmäßig beobachteten positiven asymmetrischen Preisweitergabe. Auszuschließen ist jedoch nicht, dass die Wohlfahrt in anderer Form gemindert wird wie bspw. durch

Marktmacht, bei der die Margen im gesamten Sektor oder zumindest in bestimmten Markengruppen über dem Durchschnitt von Vergleichsmärkten liegen.

An dieser ersten Ebene in der Längsschnittdimension setzt das Mehrebenenmodell an und führt in Kombination mit der Querschnittsebene aus, dass das Preissetzungsverhalten über Hersteller- und Handelsmarken stärker als über Ketten variiert und der Theorie geläufig, Einzelhändler für Handelsmarken häufigere Preisanpassungen vollziehen. Eine signifikante Varianz zwischen den Handelsformaten lässt sich nicht ausmachen. Vordergründig beeinflusst die Marke und deren Eigenschaften das Preissetzungsverhalten. Handelsformate hingegen dienen als physische Plattform für den Vertrieb einer oder mehrerer Marken, sodass Marken determinieren, welcher Preisstrategie ein Handelsformat folgt und nicht das Handelsformat als solches. In Summe gleichen sich demzufolge die Handelsformate an.

Zu würdigen ist das Mehrebenenmodell in Bezug auf die Verwendung der Scannerkassendaten. Es nutzt den vollen Informationsgehalt der Scannerkassendaten sowohl in der Längsschnitt- als auch Querschnittsdimension aus. Im Resultat verzeichnet das Modell effizientere Schätzungen und umgeht in der Längsschnittdimension das Datenproblem einer ungenügenden Anzahl an Preisänderungen, welches potenziell eine Modellanpassung erfordert oder eine Schätzung unterbindet.

Diese Problematik wurde bereits in dem Beitrag aus Kapitel 2 erörtert und mittels einer penalisierten logistischen Regression ausgeglichen. Weiterhin hat die Frage Bestand, wie die Höhe einer Preissenkung oder –anhebung zu schätzen ist, um in Verbindung mit der geschätzten Geschwindigkeitsanpassung eine vollständige Aussage über das Preissetzungsverhalten treffen zu können.

Literatur

- Aitkin, M., Anderson, D., und J. Hinde. 1981. „Statistical modeling in school effectiveness studies (with discussion).” *Journal of the Royal Statistical Society A* (149): 1-43.
- Azzam, A.M. 1999. “Asymmetry and rigidity and farm-retail price transmission.” *American Journal of Agricultural Economics* 81: 525-533.
- Barro, R.J. 1972. “A Theory of Monopolistic Price Adjustment.” *Review of Economic Studies* 39:17-26.
- Bils, M., und P.J. Klenow. 2004. “Some Evidence on the Importance of Sticky Prices.” *Journal of Political Economy* 91(5): 1456-1461.
- Bolton, R.N., Shankar, V., und D.Y. Montoya. 2006. “Recent Trends and Emerging Practices in Retailer Pricing.” In: Krafft, M., und M.K. Mantrala (Hrsg.). *Retailing in the 21st Century*. Berlin: Springer: 255-270.
- Boyle, M.H., und J.D. Willms. 2001. „Multilevel modeling of hierarchical data in developmental studies.” *Journal of Child Psychology and Psychiatry* 42: 141-162.
- Bryk, A.S., und S.W. Raudenbush. 1992. ”Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods.” Newbury Park: Sage.
- Buccirossi, P., Marette, S., und A. Schiavina. 2002. “Competition policy and the agribusiness sector in the European Union.” *European Review of Agricultural Economics* 29(3): 373-397.
- Buschle, S. 1997. “Interregionale Preisunterschiede im Lebensmitteleinzelhandel.” *Zentrum für regionale Entwicklungsforschung der Justus-Liebig-Universität Gießen*: Bd. 42.
- Canning, P. 2011. „A revised and expanded food dollar series: a better understanding of our food costs.“ U.S. Department of Agriculture Economic Research Service: Economic Research Report No. 114.
- Chahrour, R.A. 2011. “Sales and price spikes in retail scanner data.” *Economics Letters* 110(2): 143-146.
- Chavas, J.-P., und A. Mehta. 2004. “Price Dynamics in a Vertical Sector: The Case of Butter.” *American Journal of Agricultural Economics* 86(4): 1078-1093.
- Chen, H.A., Levy, D., Ray, S., und M. Bergen. 2008. “Asymmetric price adjustment in the small.” *Journal of Monetary Economics* 55: 728-737.
- Cotterill, R.W., und W.P. Putsis Jr. 2001. “Do models of vertical strategic interaction for national and store brands meet the market test?” *Journal of Retailing* 77: 83-109.
- Davidson, R., und J.G. MacKinnon. 2004. “Econometric theory and methods.” New York: Oxford University Press.
- Dhyne, E., Alvarez, L.J., Bihan, H.L., Veronese, G., Diaz, D., Hoffman, J., Jonker, N., Lünnemann, P., Rumler, F., und J. Vilmunen. 2006. “Price Changes in the Euro Area and the United

- States: Some Facts from Individual Consumer Price Data.” *Journal of Economic Perspectives* 20(2): 171-192.
- Eales, T. 2012. „An Overview of the Market and Brand Performance in the Downturn.“ Paper presented at the Annual Conference of the Institute of European and Comparative Law, St. Catherine’s College: University of Oxford.
- Eichenbaum, M., Jaimovich, N., und S. Rebelo. 2011. „Reference prices, costs and nominal rigidities.“ *American Economic Review* 101: 234-262.
- Elberg, A. 2012. “Reference Prices and Costs in the Cross-Section: Evidence from Chile.” Working Paper Universidad Diego Portales.
- Elberg, A. 2014. “Heterogeneous Price Dynamics, Synchronization, and Retail Chains: Evidence from Scanner Data” *Emerging Markets Finance and Trade* 50(6): 137-153.
- Fahrmeir, L., Kneib, T., und S. Lang. 2007. *Regression – Modelle, Methoden und Anwendungen*. Berlin: Springer.
- Frey, G., und M. Manera. 2007. „Econometric models of asymmetric price transmission.“ *Journal of Economic Surveys* 21(2): 349-415.
- Geweke, J. 2004. “Issues in the rockets and feathers gasoline literature.” Report to Federal Trade Commission.
- Gibbons, R.D., Hedeker, D., und S. DuToit. 2010. „Advances in Analysis of Longitudinal Data.” *Annual Review of Clinical Psychology* 6: 79-107.
- Gilbert, C.L. 2010. “How to understand high food prices.” *Journal of Agricultural Economics* 61: 398-425.
- Goldstein, H. 1991. “Nonlinear multilevel models, with an application to discrete response data.” *Biometrika* 78: 45-51.
- Goldstein, H., Yang, M., Omar, R., Turner, R., und S. Thompson. 2000. “Meta-analysis using multilevel models with an application to the study of class size effects.” *Applied Statistics* 49: 399-412.
- Guo, G., und H. Zhao. 2000. „Multilevel modeling for binary data.“ *Annual Review of Sociology* 26(1): 441-462.
- Harrell, F.E. 2001. *Regression modeling strategies: With applications to linear models, logistic regression, and survival analysis*. New York: Springer.
- Haucap, J., Heimeshoff, U., und M. Siekmann. 2015. „Price Dispersion and Station Heterogeneity on German Retail Gasoline Markets.” Düsseldorf Institute for Competition Economics: Discussion paper No. 171.
- Herrmann, R., und A. Möser. 2003. „Price variability or rigidity in the food-retailing sector? Theoretical analysis and evidence from german scanner data.“ Proceedings of the 25th International Conference of Agricultural Economists (IAAE).

- Herrmann, R., Möser, A., und S.A. Weber. 2009. „Grocery retailing in Germany: Situation, development and pricing strategies.“ Zentrum für international Entwicklungs- und Umweltforschung: Diskussionsbeiträge No. 41.
- Hoffmann, A., und K. Hackelbusch. 2013. „Sonderangebote und psychologische Preissetzung im deutschen Lebensmitteleinzelhandel.“ *German Journal of Agricultural Economics* 62(3): 173-191.
- Hosken, D., und D. Reiffen. 2001. „Multiproduct retailers and the sale phenomenon.“ *Agribusiness* 17(1): 115-137.
- Hox, J.J. 2010. *Multilevel analysis: techniques and applications*. 2. Auflage. New York: Routledge.
- Kehoe, P., und V. Midrigan. 2012. “Prices are sticky after all.” Federal Reserve Bank of Minneapolis: Research Department Staff Report 413.
- Kerrygold. 2017. URL: <https://www.kerrygold.de/> (Abrufdatum: 24.08.2017).
- Laird, N.M., und J.H. Ware. 1982. „Random-effects models for longitudinal data.“ *Biometrics* 38: 963-974.
- Lal, R., und R. Rao. 1997. "Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing." *Marketing Science* 16(1): 60-80.
- Lan, H., Lloyd, T., McCorriston, S., und W. Morgan. 2017. “Price transmission at the micro-level: what accounts for the heterogeneity?” Contribution presented at the XV EAAE Congress, “Towards Sustainable Agri-food Systems: Balancing Between Markets and Society” August 29th – September 1st, Parma, Italy.
- Landliebe 2017. URL: <https://www.landliebe.de/> (Abrufdatum: 16.09.2017).
- LeSage, J.P., Vance, C., und Y.-Y. Chih. 2016. „A bayesian heterogeneous coefficients spatial autoregressive panel data model of retail fuel price rivalry.“ Ruhr-Universität Bochum: Ruhr Economic Papers 617.
- Lloyd, T.A., McCorriston, S., Morgan, C.W., Poen, E., und E. Zgovu. 2012. “Retailer Heterogeneity and Price Dynamics: Scanner Data Evidence from UK Food Retailing.” Transparency of Food Pricing TRANSFOP Working Paper No. 8.
- Loy, J.-P., Holm, T., Steinhagen, C., und T. Glauben. 2015. “Cost pass-through in differentiated product markets: a disaggregated study for milk and butter.” *European Review of Agricultural Economics* 42(3): 441-471.
- Loy, J.-P., und C.R. Weiss. 2002. “Staggering and Synchronization of Prices in a Low-Inflation Environment: Evidence From German Food Stores.” *Agribusiness* 18(4): 437-457.
- Luke, D.A. 2004. “Multilevel Modeling.” *A Sage university press series: Quantitative Applications in the Social Sciences* 143.
- Maes, L., und J. Lievens. 2003. „Can the school make a difference? A multilevel analysis of adolescent risk and health behaviour.“ *Social Science & Medicine* 56: 517-529.

- McCulloch, C.E., und J.M. Neuhaus. 2011. „Misspecifying the Shape of a Random Effects Distribution: Why Getting It Wrong May Not Matter.“ *Statistical Science* 26(3): 388-402.
- Nakamura, E. 2008. “Pass-through in retail and wholesale.” *American Economic Review: Papers and Proceedings* 98: 430-437.
- Nakamura, A.O., Nakamura, E., und L.I. Nakamura. 2011. “Price dynamics, retail chains and inflation measurement.” *Journal of Econometrics* 161: 47-55.
- Nezlek, J.B., Schröder-Abé, M., und A. Schütz. 2006. „Mehrebenenanalysen in der psychologischen Forschung.“ *Psychologische Rundschau* 57(4): 213-223.
- Nijs, V.R., Srinivasin, S., und K.H. Pauwels. 2007. “Retail-price drivers and retailer profits.” *Marketing Science* 26: 473-487.
- Osborne, J.W. 2000. “Advantages of hierarchical linear modeling.” *Practical Assessment, Research and Evaluation* 7(1): 1-3.
- Owen, A., und D. Trzepacz. 2002. “Menu costs, firm strategy, and price rigidity.” *Economics Letters* 76: 345-349.
- Pesendorfer, M. 2002. „Retail Sales: A Study of Pricing Behavior in Supermarkets.“ *The Journal of Business* 75(1): 33-66.
- Raudenbush, S.W., und A.S. Bryk. 2002. “Linear Models. Applications and Data Analysis Methods.” 2. Auflage. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Ribaudo, H.J., und S.G. Thompson. 2002. “The analysis of repeated multivariate binary quality of life data: a hierarchical model approach.” *Statistical Methods in Medical Research* 11: 69-83.
- Rydberg, T.H., und N. Shephard. 2003. “Dynamics of Trade-by-Trade Price Movements: Decomposition and Models.” *Journal of Financial Econometrics* 1(1): 2-25.
- Sheshinski, E., und Y. Weiss. 1977. “Inflation and costs of price adjustment.” *Review of Economic Studies* 44: 287-303.
- Sheshinski, E., und Y. Weiss. 1992. „Staggered and Synchronized Price Policies Under Inflation The Multiproduct Monopoly Case.“ *Review of Economic Studies* 59(2): 331-359.
- Simon, H., und M. Fassnacht. 2008. *Preismanagement. Strategie – Analyse – Entscheidung – Umsetzung*. 3. Auflage. Wiesbaden: Gabler.
- Snijders, T.A.B., und R.J. Baerveldt. 2003. “A multilevel network study of the effects of delinquent behavior on friendship evolution.” *Journal of Mathematical Sociology* 27: 123-151.
- Steele, F. 2008. “Multilevel models for longitudinal data.” *Journal of the Royal Statistical Society A (statistics in society)* 171(1): 5-19.
- Steele, F. und H. Goldstein. 2006. „Multilevel Models in Psychometrics.“ *Handbook of Statistics* 26: 401-420.

- Süddeutsche Butter- und Käse-Börse (SBKB). 2011. Weekly Wholesale Prices provided by Süddeutsche Butter- und Käse-Börse e.V. Kempten (Allgäu) for Germany for the period 2005-2010. URL: <http://www.butterkaeseboerse.de> (Abrufdatum: 03.03.2014).
- SymphonyIRI Group. 2010. Scannerkassendaten des LEH bereitgestellt von SymphonyIRI Group GmbH Düsseldorf für Deutschland für den Zeitraum 2005-2010.
- Tifaoui, S., und S. von Cramon-Taubadel. 2017. "Temporary Sales Prices and Asymmetric Price Transmission." *Agribusiness* 33(1): 85-97.
- Van den Noortgate, W., De Boeck, P., und M. Meulders. 2003. „Cross-Classification Multilevel Logistic Models in Psychometrics.“ *Journal of Educational and Behavioral Statistics* 28(4): 369-386.
- Van den Noortgate, W., Opdenakker, M.-C., und P. Onghena. 2005. „The Effects of Ignoring a Level in Multilevel Analysis.“ *School Effectiveness and School Improvement: An International Journal of Research, Policy and Practice* 16(3): 281-303.
- Volpe, R., Risch, C., und M. Boland. 2015. "The Determinants of Price Adjustments in Retail Supermarkets." *Managerial and Decision Economics* 38(1): 37-52.
- Wu, S., Crespi, C.M., und W.K. Wong. 2012. "Comparison of methods for estimating the intraclass correlation coefficient for binary responses in cancer prevention cluster randomized trials." *Contemporary Clinical Trials* 33: 869-880.
- Yang, M., Goldstein, H., und A. Heath. 2000. „Multilevel models for repeated binary outcomes: attitudes and voting over the electoral cycle." *Journal of the Royal Statistical Society Series A* 163(1): 49-62.

4. Resümee und Ausblick

4.1. Zusammenfassung

„Auch den Verbrauchern kann niemand vorhalten, preiswert einzukaufen. Mehr Geld an der Supermarktkasse auszugeben, bedeutet ja auch nicht zwangsläufig, dass mehr beim Bauern ankommt [...]. [...] Schon heute entfallen fast drei Viertel aller Umsätze im Lebensmitteleinzelhandel auf fünf große Konzerne. Und mehr Größe bedeutet mehr Marktmacht, auch gegenüber den Lieferanten.“ (Rohwetter 2016)

Langjährige strukturelle Veränderungen im Agrarsektor haben auf einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette für agrarwirtschaftliche Produkte zunehmend zu einer Marktmacht einzelner Akteure geführt. Insbesondere Entwicklungen auf der Einzelhandelsebene werfen wiederkehrend die Frage auf, ob sich das Preissetzungsverhalten des LEH wohlfahrtsmindernd und existenzgefährdend auf andere Ebenen in der WSK wie Konsumenten und Produzenten auswirkt (Peltzman 2000; Bakucs et al. 2014).

Dieser Thematik widmet sich die vorliegende Dissertation. Auf übergeordneter Ebene befasst sich die Arbeit mit der Interdependenz von methodischen und theoretischen Spezifikationen zur Analyse vertikaler Preistransmission agrarwirtschaftlicher Produkte. Demnach bedingen die Marktstruktur und das Aggregationslevel der zu untersuchenden Ebene der WSK die Datenstruktur und das Skalenniveau der Preiszeitreihen der entsprechenden Ebene. Diese wiederum erfordern ein angemessen gewähltes Regressionsmodell zur Schätzung der Preisbeziehung zweier Ebenen der WSK. Ermöglicht die Schätzmethode zusätzlich einen Test auf Vorliegen asymmetrischer Preistransmission, bietet sich die Möglichkeit Aussagen über marktmissbräuchliche oder ineffiziente Strukturen in der WSK zu treffen (McCorriston 1997; Goodwin und Harper 2000; Verhelst und Van den Poel 2010).

Auf spezifischer Ebene knüpft diese Arbeit an die Kritik bisheriger Studien an, dass das Preissetzungsverhalten des LEH als aggregierte Einheit betrachtet nicht repräsentativ für das Preissetzungsverhalten individueller Einzelhändler ist, u.a. aufgrund der heterogenen Struktur des LEH (McCorriston 1997; Hox 2010; von Cramon-Taubadel et al. 2006). Eine entsprechende Abkehr von aggregierten zu disaggregierten Daten offenbart eine Änderung in der Datenstruktur. So verlaufen individuelle Einzelhandelspreise im Vergleich zu einem stetig verlaufenden, aggregierten

Einzelhandelspreis stark rigide, ähnlich diskreter Daten. Daraus resultiert ein methodisches Problem. Bisherige Methoden ermitteln das Preissetzungsverhalten über Schätzungen der Preisbeziehung zwischen Groß- und Einzelhandel auf Basis verschiedener Variationen der Kointegrations- oder Thresholdmodelle. Da diese Modelle auf kontinuierlichen Daten beruhen, sind diskrete Daten dazu unzureichend (Frey und Manera 2007; Loy et al. 2015). Disaggregierte Daten der Einzelhandelspreise entstammen Scannerkassendaten, die sich durch ihre Informationsvielfalt über Laden- und Produktcharakteristika auszeichnen. Trotz des Plädoyers für deren Verwendung in Analysen der VPT besteht Untersuchungsbedarf, wie die Preisverläufe disaggregierter Daten in den Schätzmethoden eingebunden werden können (Cotterill 1994; Ferrucci et al. 2012; Lan et al. 2017).

Zwei Beiträge befassen sich mit der genannten Problematik. Der erste Beitrag arbeitet ein Regressionsmodell zur Schätzung der Beziehung zwischen diskreten Einzelhandelspreisen und einem kontinuierlichen, aggregierten Großhandelspreis heraus und erläutert am Beispiel des homogenen Gutes Butter individuelles Preissetzungsverhalten im LEH. Produkthomogenität impliziert, dass Konsumenten (nahezu) indifferent zwischen Butterprodukten sind und der Preis als primäres Kaufentscheidungskriterium zählt. Somit lassen sich Schätzergebnisse verschiedener Einzelhändler (nahezu) restriktionslos vergleichen.

Im LEH verlaufen die in den Scannerkassendaten aufgezeichneten individuellen Einzelhandelspreise rigide, welches auf Preissetzungsstrategien wie kurzweilige Sonderangebotspreise, psychologische Preissetzung und reguläre Preisanpassungen zurückzuführen ist. Mit dem Ziel Determinanten des langfristigen Preissetzungsverhaltens zu erläutern, empfiehlt es sich in Schätzungen die sog. Referenzpreise zu verwenden. Diese stärker rigiden Referenzpreise ergeben sich durch Bereinigung des Einzelhandelspreises um die temporären Sonderangebotspreise (Tifaoui und von Cramon-Taubadel 2017).

Das nach Rydberg und Shephard (2003) benannte dreistufige ADS-Modell erweist sich als konsistente und effiziente Schätzmethode, um die nichtlineare Beziehung zwischen diskreten, selten sich ändernden Einzelhandelspreisen und dem aggregierten, stetigen Großhandelspreis zu spezifizieren. Dem Grundgedanken ihres Modells nach lassen sich aus den absoluten Preisen wenige Informationen über das Preissetzungsverhalten extrahieren. Informationsgehalt liegt stattdessen in der Veränderung zwischen zwei Preisen, sodass sie eine Preisänderung in ein Produkt aus drei aufeinander aufbauenden Komponenten (A=“activity“, D=“direction“ und S=“size“) zerlegen. Dabei erklären

die Komponenten, mit welcher Wahrscheinlichkeit eine Preisänderung (A) auftritt, wie wahrscheinlich eine Preiserhöhung und –senkung (D) ist, sowie von welchem Umfang eine Preiserhöhung oder –senkung (S) auftritt. Da die hier untersuchten Zeitreihen selten eine Preisänderung aufweisen, konvergieren die Schätzungen des originären Modells nicht. Konvergenz wird erreicht, indem das Modell zu einer nach Firth (1993) penalisierten logistischen Regression modifiziert wird. Überdies erfolgt dahingehend eine Modellanpassung, bei der die Komponente A als abhängige Variable in Beziehung zur Komponente D als erklärende Variable gesetzt wird, mit der Intention mittels der Komponente D auf asymmetrische Preistransmission testen zu können.

Hinter der Auswahl der erklärenden Variablen D verbirgt sich die Idee eines richtungsweisenden Schwellenwertes, motiviert aus der latenten Schwellenwert-Variable, die eigentypisch für logistische Regressionen ist. Demnach wird allen Einzelhändlern die langfristige Strategie unterstellt, sich aus Gründen der Wirtschaftlichkeit bei Preisanpassungen an der individuellen durchschnittlichen Marge zu orientieren. Übermäßig ausgeweitete oder stark dezimierte aktuelle Margen relativ zur Durchschnittsmarge signalisieren dem Einzelhändler seinen Preis entsprechend der Richtungsänderung des Großhandelspreises entweder zu senken oder anzuheben. Jene positiven und negativen Abweichungen gehen als hier bezeichnete Spannungsparameter in das Modell ein.

Für 904 (83%) der 1086 untersuchten Preiszeitreihen schätzt das Modell einen signifikanten Zusammenhang zwischen den eigens definierten positiven und negativen Spannungsparametern und der Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung. Auf stark positiv und negativ Margenabweichungen reagieren Einzelhändler in 95% der 904 Fälle gleichsam schnell mit einer Preissenkung oder –anhebung, sodass die Hypothese, dass Einzelhändler dem Kalkül der asymmetrischen Preistransmission folgen, abgelehnt werden kann. Die Ergebnisse beschränken sich dabei auf Herstellermarken, da Handelsmarken nicht in der Menge der signifikant geschätzten Modelle enthalten sind.

In früheren Studien, die den gesamten LEH, ohne Unterteilung in Ketten, betrachten, setzen Einzelhändler in der Regel ihre Preise nach den in den EDLP- und HiLo-Strategien postulierten Verhaltensweisen. Gegenteiliges implizieren die Ergebnisse des ADS-Modells. Individuelles Preissetzungsverhalten erklärt sich nicht anhand eines Vergleichs zwischen gleichen Handelsformaten über alle Ketten hinweg, sondern steht in Relation zu den übrigen Einzelhändlern innerhalb einer Kette. Folglich existiert eine allen Handelsformaten übergeordnete, kettenweite Strategie, aus der sich erklärt, dass das Preissetzungsverhalten einzelner Handelsformate von den EDLP- und HiLo-

Strategien abweicht, zu welchem Schluss gleichfalls Eales (2012) und Elberg (2014) kommen. Das Ketten-Management strebt dabei an, Verbundvorteile bei Preisanpassungen auszunutzen und unter den verschiedenartigen Handelsformaten innerhalb einer Kette künstlichen Wettbewerb zu erzeugen, der für Außenstehende wie Konsumenten und Molkereien intransparent ist (Sheshinski und Weiss 1992).

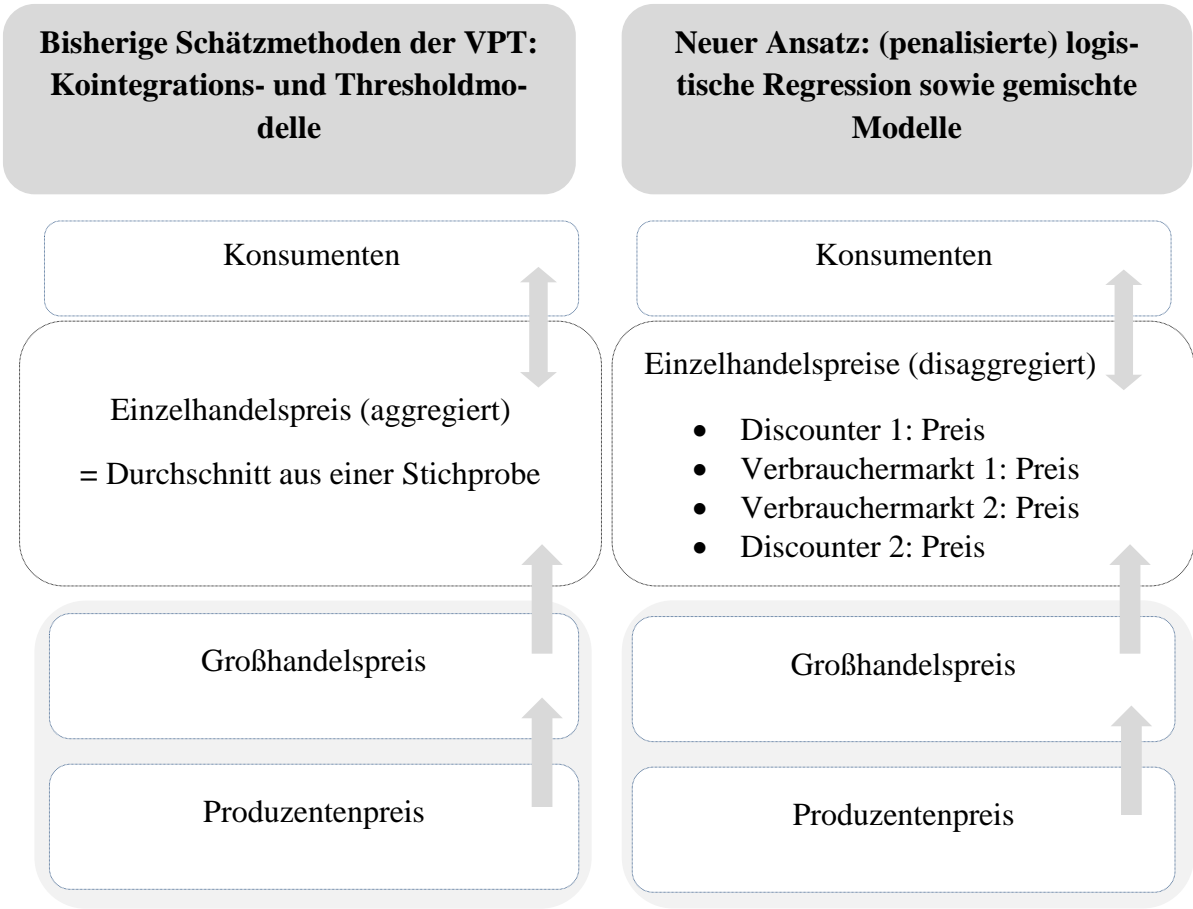
Der zweite Beitrag rückt bei der Ausgestaltung eines Regressionsmodells für individuelles Preissetzungsverhalten die heterogene Struktur des LEH in den Fokus. Methodisch greift der Beitrag auf den ersten Beitrag zurück, in dem die Plausibilität des modifizierten Modells für singuläre Preiszeitreihen nachgewiesen werden konnte, jedoch heterogenes Preissetzungsverhalten zwischen den Ketten und homogenes Verhalten innerhalb einer Kette nicht modell-inhärent abgebildet werden kann. Die heterogene Struktur bestimmt sich über die Zugehörigkeit eines Produkts zu einem bestimmten Handelsformat, Produktart, Region und Kette sowie die Verbundenheit mehrerer Einzelhändler in einer Kette. Für die Schätzung dieser hierarchischen oder Mehrebenen-Strukturen haben sich gemischte Modelle (engl. „mixed models“) durchgesetzt; ein Zusammenspiel aus den standardmäßig festen (engl. „fixed effects“) und zusätzlichen zufälligen (engl. „random effects“) Effekten. Zufällige Effekte greifen dabei unbeobachtete Heterogenität zwischen Ketten als auch die Korrelationen innerhalb einer Kette auf. Das zu schätzende Modell basiert auf einem Paneldatensatz, welcher in der Längsschnittdimension die zeitlich wiederholten Messungen der Einzelhandelspreise aufweist und diese mit laden- und produktspezifischen Querschnittsdaten kombiniert. Aus dieser Kombination erhöht sich der Informationsgrad durch die vielzähligen Beobachtungen, führt damit zu mehr Freiheitsgraden und letztlich zu effizienteren Schätzungen.

Der verwendete Paneldatensatz enthält Preis-, Produkt- und Ladeninformationen für 1086 eingescannte Butterprodukte über einen wöchentlichen Zeitraum von Januar 2005 bis Dezember 2010. Dessen Informationen macht sich das dreistufige Mehrebenenmodell zunutze. Die erste, grundlegende Ebene vereint die Beobachtungen der stark rigiden Einzelhandelspreise, die sich hierarchisch dem jeweiligen Produktcode der zweiten Ebene unterordnen. An diese Ebene in der Längsschnittdimension setzt die dritte Ebene mit drei sich kreuzenden Variablen der Querschnittsdaten an, die die Handelsformate, Marken und Ketten umfassen. Für das sich ergebende gemischte Modell wird in Anlehnung an das ADS-Modell die Beziehung zwischen den stark rigiden Einzelhandelspreisen und dem aggregierten, stetigen Großhandelspreis mittels einfacher logistischer Regression ge-

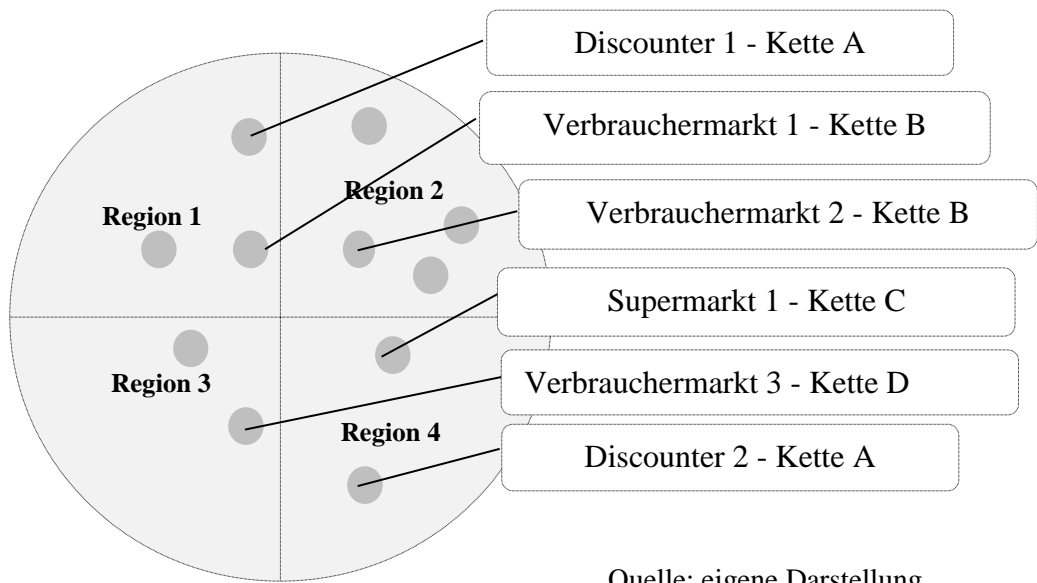
schätzt, sowie die drei sich kreuzenden Variablen als zufällige Effekte modelliert werden. Wiederrum agieren der positive und negative Spannungsparameter als erklärende Variablen für die Wahrscheinlichkeit einer Preisänderung.

Die Schätzergebnisse verdeutlichen, dass das Preissetzungsverhalten über Hersteller- und Handelsmarken stärker als über die sechs Ketten variiert und der Theorie geläufig, Einzelhändler für Handelsmarken häufigere Preisanpassungen vollziehen. Eine signifikante Varianz zwischen den drei Handelsformaten lässt sich nicht ausmachen. Anhand der beiden Spannungsparameter lässt sich zeigen, dass für eine durchschnittliche Marke und durchschnittliche Kette signifikant negative asymmetrische Preistransmission die Beziehung zwischen Großhandel und individuellen Einzelhändler kennzeichnet und eröffnet, dass weder Großhandel noch Konsumenten in ihrer Wohlfahrt durch die Preissetzung des LEH benachteiligt werden, entgegen der überwiegend zu beobachtenden positiven asymmetrischen Preistransmission.

Abbildung 4.1 umfasst eine vervollständigte Übersicht über die in der Einleitung diskutierte Forschungsfrage, ergänzt um die dazu aus den beiden Beiträgen erarbeiteten methodischen Schätzmethoden.



Struktur des Lebensmitteleinzelhandelssektors



Quelle: eigene Darstellung.

Abbildung 4.1: Neue Schätzmethoden für VPT im LEH.

4.2. Diskussion der Ergebnisse

Diskussion auf methodischer Ebene

An zwei Kriterien wird die Validität einer Schätzmethode in der Literatur der VPT festgemacht wie erstens, ob das Modell für die Skalierung der Daten angemessen ist, und zweitens, ob das Modell so spezifiziert ist, um auf Asymmetrie testen zu können (Zapata und Gauthier 2003; Frey und Manera 2007). Die aufgefundene, modifizierte und signifikant geschätzte ADS-Methode erfüllt beide Kriterien und erweitert den Strang nichtlinearer Schätzmethoden in der Literatur der VPT. Damit können Preise studiert werden, die keinem (trend-)stationären Verlauf folgen, wie sie Grundlage für bislang verwendete nichtlineare Regime-Switching und Threshold-Modelle sowie lineare Kointegrations- und Fehlerkorrekturmodelle bilden. Threshold-Modelle stellen dabei eine verallgemeinernde Modellspezifikation dar, während sich Fehlerkorrekturmodelle diesen als Spezialfall unterordnen (u.a. Balke und Fomby 1997).

In beiden Modellsträngen finden sich Parallelen zu den präsentierten Schätzmethoden wieder, deren verbindendes Element die hier als Regressoren eingeführten positiven und negativen Spannungsparameter sind. Die Ähnlichkeit zu Thresholdmodellen zeigt sich in zweifacher Weise in dem Spannungsparameter. Zum einen ist durch die Aufteilung in positiv und negativ von der Zielmenge abweichende Margen die Zustandsabhängigkeit einer Preisänderung erkennbar (engl. „state-dependence“), d.h. ob eine Preisanhebung oder -senkung je nach Abweichungsrichtung der Marge zu erwarten ist. Zum anderen zeugt der Spannungsparameter von der Idee einer latenten Variablen, dass bestimmte Größenordnungen der Spannungsparameter bei Einzelhändlern eine Preisanpassung auslösen (Tong und Lim 1980; Fahrmeir et al. 2007). Ein Vergleich des ADS-Modells lässt sich überdies zu dem Threshold-Fehlerkorrekturmodell (TVECM) ziehen und als Ergänzung zu TVECM für diskrete Daten einstufen. Nach Balke und Fomby (1997) besteht zwischen beiden Schwellenwerten eine Phase der Inaktivität, in der die kointegrierende Beziehung aussetzt und sich zu Zeiten starker Abweichungen vom Gleichgewicht wieder aktiviert. Phasen der Inaktivität stufen sie als Gleichgewichtsbeziehung ein, in denen sich Einzelhändler zu keiner Handlungsänderung bewegt sehen.

Während die zeitliche Komponente asymmetrischen Preissetzungsverhaltens mittels der Spannungsparameter im modifizierten ADS-Modell geschätzt werden konnte, unterbindet die geringfügige Anzahl beobachteter Preisänderungen eine Schätzung der Komponente S, der Anpassungs-

höhe eines Preises. Im Vergleich zu finanzwirtschaftlichen oder makroökonomischen Daten umfassen die hier verwendeten Scannerkassendaten einen sehr kurzen Beobachtungszeitraum von 311 Wochen, sodass davon ausgehend und aufgrund starker Preisrigidität, eine geringe Anzahl an Einzelhandelspreisänderungen vorliegt. Potenzielle Schätzungen der Komponenten D und S des originären ADS-Modells mangeln damit an Reliabilität.

Mit zunehmender Datendisaggregation vertieft sich der Informationsgrad über die Einzelhändler, aus dem mögliche Erklärungsansätze der unterschiedlichen Preisverläufe hervorgehen. In der originalen Fassung bezieht sich das ADS-Modell auf die Längsschnittebene der Daten, den Preiszeitreihen, während dazugehörige Daten der Querschnittebene, die Aufschluss über bspw. Gruppenzugehörigkeiten geben, nicht zum Tragen kommen. Gleichfalls die insignifikante Schätzung des ADS-Modells für Handelsmarken und die psychologischen Komponenten im Preissetzungsverhalten (z.B. die letzte Preisziffer endet vorzugsweise auf „5“ oder „9“) motiviert eine logistische Regression aus der Klasse der gemischten Modelle als alternative Schätzmethode in Betracht zu ziehen. Gemischte Modelle untersuchen die Zusammenhänge zwischen und auf mehreren Ebenen über die Varianzen und Kovarianzen der dafür addierten zufälligen Effekte. Die Abhängigkeiten über mehreren Ebenen hinweg gleichen mehreren sukzessiv aufeinander aufgebauten Regressionsanalysen, bei dem die erklärenden Variablen der niedrigeren Ebene zur abhängigen Variable der nächst höheren Ebene werden (Nezlek et al. 2006). Damit dient das gemischte Modell für die vorliegende Fragestellung als eine Erweiterung und Präzisierung des ADS-Modells, mit dem modellinhärent durch zufällige Effekte ein Gradmesser für die Heterogenität zwischen den Ebenen und Homogenität innerhalb der Kategorien einer Ebene geliefert wird.

Gemischte Modelle, die auf lineare und nichtlineare Beziehungen anwendbar sind, zeichnen sich durch ihre Flexibilität in der Anforderung der Datengrundlage aus. Erlaubt ist, dass die Anzahl der Beobachtungen in den Gruppen variieren darf, dass der Beobachtungszeitraum zu unterschiedlichen Zeitpunkten starten und enden darf, sowie dass innerhalb eines Beobachtungszeitraums Werte fehlen dürfen. Gemischte Modelle sind in der Lage solche unausgewogene Daten konsistent zu schätzen (Lal und Rao 1997; Levy et al. 1998). Darin sind gemischte Modelle sowohl dem ADS-Modell als auch den Strukturgleichungsmodellen überlegen, die eine Alternative in der Analyse von Mehrebenenstrukturen darstellen (Nezlek 2006). Eine Mehrebenenmodellierung erweist sich als vorteilhaft, wenn eine Ebene eine größere Anzahl verschiedener Kategorien aufweist und verallgemeinerte Aussagen über die Ebenen getroffen werden sollen. Andernfalls genügt ein Modell

mit ausschließlich festen Effekten, in dem die wenigen Kategorien mittels Dummyvariablen dargestellt werden, um damit den Einfluss der spezifischen Kategorien auf die abhängige Variable zu schätzen (Raudenbush und Bryk 2002). Wie bereits beim ADS-Modell kritisiert, fehlt in dem hier aufgesetzten Mehrebenenmodell die Schätzung der Größe einer Preisänderung.

Anstoß für beide Methoden war die Kritik anzunehmen, dass von Aggregatdaten nicht auf individuelles Verhalten zu schließen sei, der sog. ökologische Fehlschluss, und demzufolge einen ersten Lösungsansatz für disaggregierte Daten zu bieten (von Cramon-Taubadel et al. 2006; Hox 2010). Zusammenfassend wurden dieser Kritik beide Ansätze, wenn auch weiter forschungs-würdig, gerecht.

In Bezug auf den Großhandelspreis zeigt sich die Datengrundlage des Großhandelspreises als fortschrittlich gegenüber bisher eingebundene Daten in Studien. Im Turnus einer wöchentlichen Aufzeichnung sammelt eine Preisnotierungsstelle für nationale Molkereiprodukte systematisch die Daten, die einzelne Großhändler an sie herantragen, und aus denen eine wöchentliche Preisspanne ermittelt und veröffentlicht wird. Demgegenüber leiten frühere Studien Daten des Großhandelspreises aus dem Großhandelspreis relationalen Daten, Umfragen oder Preisindizes ab (Ray et al. 2006). An den hier verwendeten Daten bleibt zu bemängeln, dass für alle Einzelhändler der Großhandelspreis einheitlich ist, während Einzelhändler in der Praxis unterschiedliche Großhandelspreise aushandeln. Dieser Umstand fällt bei der Betrachtung von Hersteller- und Handelsmarken auf, da je nach gehandelter Marke einige Einzelhändler oder Ketten eine stärkere Verhandlungsposition gegenüber Molkereien einnehmen (Dubois und Jodar-Rosell 2010; Elberg 2014). Auf Analyseebene würden bei Einbindung disaggregierter Großhandelspreise die Kostenstruktur und die damit sich ergebenden Margen auf individueller Ebene stärker variieren und Ergebnisse müssten bei einer Vergleichsanalyse stärker voneinander abgegrenzt werden.

Diskussion auf theoretischer Ebene

Auf theoretischer Ebene motiviert sich die Arbeit in erster Instanz daraus, die ökonomische Ratio individueller Einzelhändler aufzuzeigen, die für das langfristige Preissetzungsverhalten ursächlich ist. Daran anschließend ergibt sich zweitens die Frage, ob es zu Übereinstimmungen des Preissetzungsverhaltens innerhalb einer Kette kommt und wie stark die Ketten sich darin unterscheiden. Drittens ist für Überlegungen zur Wohlfahrt eine wesentliche Untersuchung, ob Einzelhändler ihre Preise symmetrisch oder asymmetrisch an Veränderungen des Großhandelspreises anpassen.

Die eingangs erläuterten EDLP- und HiLo-Strategien verlieren in Teilen ihre Gültigkeit, um das langfristige, reguläre Preissetzungsverhalten zu erklären, da beide Strategien das Preissetzungsverhalten der temporären Sonderangebotspreise in Kombination mit dem des regulären Preises betrachten, jedoch die hier verwendeten Daten um Sonderangebotspreise bereinigt wurden. Gültigkeit behalten die Aussagen, dass Einzelhändler das langfristige Preisniveau und die Häufigkeit der Preisanpassungen über die Markenklasse des gehandelten Produkts – Handels- oder Herstellermarke – festlegen. Ebenso präferieren Discounter weiterhin private Label im Sortiment zu führen, während Supermärkte sich auf höherpreisige Herstellermarken konzentrieren, und größere Verbrauchermärkte ein gemischtes Sortiment anbieten. Alle drei Handelsformate stimmen beim Preissetzungsverhalten darin überein, dass die durchschnittliche Marge das langfristige Handelsbestreben definiert (Schenk 1991).

Ein Vergleich der Koeffizienten des positiven und negativen Spannungsparameters im ADS-Modell für alle drei hier unterschiedenen Handelsformate – Discounter, Supermarkt und größerer Verbrauchermarkt – zeigen ein symmetrisches Reaktionsverhalten der Einzelhändler auf einen sich stark verändernden Großhandelspreis auf. Neben der Markenklasse des vertriebenen Produkts ist ein zusätzlicher, entscheidender Faktor, welcher Kette ein Einzelhändler angehört. Die Struktur des LEH definiert sich über konkurrierende Ketten, unter denen sich unterschiedliche Handelsformate zusammenfassen. Die Verteilungen der durchschnittlichen marginalen Effekte für positive und negative aufgebaute Spannungen pro Kette lassen darauf schließen, dass die unter dem Dach einer Kette befindlichen Einzelhändler entsprechend einer übergeordneten, kettenweiten Preissetzungsstrategie folgen (vgl. Figure 2.6 und 2.7). Damit erklärt sich, dass Handelsformate vereinzelt nicht zwangsläufig nach den von ihnen erwarteten Strategien handeln (Elberg 2014). Marktbeobachtungen von Dawson (2001 und 2006) bestätigen diese Schlussfolgerung. Ketten bieten Einzelhändlern eine vertikale Koordination, wodurch Einzelhändler auf horizontaler Ebene gegenüber anderen Einzelhändlern wettbewerbsfähiger werden, und eine dem Ladenmanagement angepasste Strategie verfolgen.

Verglichen mit dem ADS-Modell resultiert im Mehrebenenmodell aus einem Koeffizientenvergleich von positivem und negativem Spannungsparameter, dass Einzelhändler innerhalb einer Kette zu negativ asymmetrischer Preisweitergabe neigen. Aus den Varianzen der zufälligen Effekte ist ersichtlich, dass Ketten sich nur geringfügig in ihren Strategien voneinander unterscheiden, zwi-

schen Marken die Divergenz stärker ausgeprägt ist, und zwischen Handelsformaten eine insignifikante Varianz vorherrscht. Die Resultate erklären sich damit, dass Einzelhändler Butter aufgrund der homogenen Produkteigenschaften nur zu geringfügig unterschiedlichen Preisen anbieten und Handelsformate gleichzeitig mehrere im Sortiment führen, sodass sich die Handelsformate durch eine Diversifizierung der stärker variierenden Marken im Schnitt angleichen (Schmedes 2005).

Wie im methodischen Diskussionsabschnitt kritisiert, bleibt Unkenntnis, wie die Höhe einer Preisänderung in der nichtlinearen Preisbeziehung geschätzt werden kann. Um jedoch final über (a-)symmetrische Preistransmission urteilen zu können, benötigt es Kenntnis, mit welcher Geschwindigkeit und in welchem Ausmaß Einzelhandelspreisanhebungen und –senkungen auf eine Großhandelspreisänderung reagieren (Peltzman 2000; Meyer und von Cramon-Taubadel 2004). Somit geben die hier vorgestellten Ergebnisse anhand des ADS-Modells Hinweise auf symmetrische Reagibilität des Einzelhandelspreises, welche dennoch durch nachträgliches Schätzen der Preis Anpassungshöhe relativiert werden können. Indem Einzelhändler ihre Preise symmetrisch anpassen, verschaffen sie sich keine Preisvorteile, erschaffen eine wettbewerbskonformere Preisweitergabe von Groß- zu Einzelhandel, sodass die Konsumenten und der Großhandel preislich nicht diskriminiert werden. Bakucs et al. (2014) unterstützen mit ihrer Studie über strukturelle Effekte auf VPT die vorliegenden Ergebnisse, da ihren Erkenntnissen nach asymmetrische Preistransmission abschwächt, je stärker der LEH konzentriert ist und je weniger in den Preiswettbewerb zwischen Einzelhändlern interveniert wird. Ebenfalls bestätigen die hier dargelegten Resultate die Vermutung von Rojas et al. (2008), dass bei der Analyse von VPT mit disaggregierten Daten im LEH wie Scannerkassendaten Asymmetrien seltener aufgefunden werden.

Das in dieser Arbeit untersuchte Preissetzungsverhalten spezialisiert sich auf agrarwirtschaftliche Güter, insbesondere auf das Gut Butter, welches aufgrund seiner homogenen Eigenschaft und als subventioniertes Gut eine Sonderstellung im LEH nachfrage- und angebotsseitig einnimmt. Zum einen impliziert Homogenität eines Gutes, dass Konsumenten aufgrund ihrer Indifferenz zwischen verschiedenen Marken die Kaufentscheidung vorrangig auf den Preis stützen. Zum anderen stellt Butter und dessen gegenwärtiger Preis ein Eckartikel im LEH dar, mit dem Kunden über einen langfristig niedrigen Preis oder temporären Sonderangebotspreis für den Laden angeworben und zu Käufen anderer Produkte animiert werden sollen und damit die Kundenloyalität ausbauen

(Schmedes 2005).¹ Vor diesem Hintergrund erweist sich die ADS-Schätzmethode als exemplarisch für Fragestellungen bzgl. rigider Preisverläufe anderer Disziplinen wie aus der Makroökonomie die Zinsentwicklung oder die Erklärung von Konjunkturzyklen (Nakamura und Steinsson 2008; Klenow und Malin 2010; Mirza und Bergland 2012) sowie aus der Energiewirtschaft bspw. die Benzinpreisentwicklung (Geweke 2004; Haucap et al. 2015; LeSage et al. 2016). Nichtsdestotrotz sind in diesem Zusammenhang bei Ergebnisauswertungen neben der Produktart, deren Wertstellung in einem Handelsformat, Marktstrukturen, Aufbau der Wertschöpfungskette und institutionelle Rahmenbedingungen sowie auf internationaler Ebene der kulturelle und geographische Kontext des gehandelten Produkts zu beachten (McCorriston 1997; Barton und Whitfield 2006; Larke 2006).

4.3. Ausblick

In der vorausgehenden Diskussion wurden einige methodische und theoretische Limitationen erläutert, die Anstoß zu weiteren Forschungsfragen geben. Einige Denkanstöße werden im Folgenden aufgezeigt.

An beiden Schätzmethode wurde die fehlende Schätzung der Höhe einer Einzelhandelspreisanpassung kritisiert, die ein Basiselement zur Einschätzung asymmetrischer Preistransmission darstellt. Ein Vorschlag für eine alternative Schätzmethode ist ein multinomiales Logit-Modell, basierend auf den Preisänderungen anstatt auf den absoluten Preisen (Rydberg und Shephard 2003). Grundlage für die Schätzung bildet der gesamte Beobachtungszeitraum, sodass zu jedem Zeitpunkt eine Preisänderung als abhängige Variable in das Modell eingeht. Folglich werden auch unveränderte Preisänderungen, d.h. Preishöhen des Wertes Null betrachtet, welches im ADS-Modell bei der Schätzung der Komponente S nicht gegeben war. Multinomial bezieht sich darauf, dass eine Preisänderung, je nach ihrer Höhe, zu einer von mehreren (mehr als zwei) nominalen Kategorien zugeordnet wird. Ziel ist es zu schätzen, mit welcher Wahrscheinlichkeit eine Kategorie auftritt, nicht jedoch die absolute Höhe einer Preisanpassung (Fahrmeir et al. 2007).

Der Markt für Molkereiprodukte steht aktuell in der Kritik, dass Landwirten dauerhaft ein zu geringer Preis für ihre Produkte ausgezahlt wird (Rohwetter 2016). Zieht man Ergebnisse symmetrischer Preistransmission in Betracht, verbleibt der Rückschluss, dass die Preisweitergabe in der

¹ Beispiele für weitere Eckartikel im LEH sind Vollmilch, Mehl, Zucker oder Weinbrand (Schmedes 2005).

WSK effizient und kein politischer Eingriff vonnöten ist. Gegeben das Szenario, dass Landwirte durch politische Preisintervention und Regulierung von den nachfolgenden Stufen der WSK eine höhere Auszahlung erhalten, ergibt sich die Frage, ob infolgedessen asymmetrische Preistransmission auf Einzelhandelsebene wahrscheinlicher werden würde (Bakucs et al. 2014). Damit einhergehend wäre zudem untersuchungswürdig, ob Butter aufgrund des höheren Preisniveaus weiterhin seine Funktion als Eckartikel erfüllt, oder ob stattdessen andere Produkte mehr Gewicht im LEH erhalten. Aus der aktuellen Situation über das Gut Butter im LEH, gibt es für Einzelhändler keinen Anlass von dem gegenwärtigen Preisniveau abzuweichen, da andernfalls die Gefahr der Kundenabwanderung zur Konkurrenz besteht.

Für die kommende Dekade erwartet die OECD/FAO (2017) eine gesteigerte Produktion und gesteigerte Nachfrage nach Molkereiprodukten. Ein denkbares Szenario richtet sich auf die strukturellen Entwicklungen auf den Stufen der WSK. Den dauerhaft niedrigen Preisen sind Landwirte zunehmend wirtschaftlich nicht gewachsen, sodass sie aus dem Sektor ausscheiden und der Strukturwandel mit sinkender Anzahl, jedoch größeren Betriebsgrößen voranschreitet. Zu untersuchen wäre die Fragestellung, ob der Landwirtschaftssektor aufgrund dieser Konzentration eine stärkere Machtposition in Preisverhandlungen mit Molkereien und LEH einnehmen kann und ob es strukturelle Anpassungen auf Groß- und Einzelhandelsebene nach sich zieht (Schmedes 2005; Dawson 2006).

Literatur

- Bakucs, Z., Falkowski, J., und I. Fertőe. 2014. "Does Market Structure Influence Price Transmission in the Agro-food Sector? A Meta-analysis Perspective." *Journal of Agricultural Economics* 65(1): 1-25.
- Balke, N., und T. Fomby. 1997. „Threshold cointegration.“ *International Journal of Economic Reviews* 38(3): 627-645.
- Barton, A.W., und M.B. Whitfield. 2006. "Trends in U.S. Retailing." In: Krafft, M. und M.K. Mantrala (Hrsg.). *Retailing in the 21st Century*. Berlin: Springer: 59-75.
- Dawson, J. 2001. "Is there a new commerce in Europe?" *International Review of Retail, Distribution and Consumer Research* 11(3): 287-299.
- Dawson, J. 2006. „Retail Trends in Europe.“ In: Krafft, M. und M.K. Mantrala (Hrsg.). *Retailing in the 21st Century*. Berlin: Springer: 41-58.
- Dubois, P., und S. Jodar-Rosell. 2010. "Price and Brand Competition between Differentiated Retailers: a Structural Econometric Model." Toulouse School of Economics Working Paper: 10-159.
- Eales, T. 2012. „An Overview of the Market and Brand Performance in the Downturn.“ Paper presented at the Annual Conference of the Institute of European and Comparative Law. St. Catherine's College: University of Oxford.
- Elberg, A. 2014. "Heterogeneous Price Dynamics, Synchronization, and Retail Chains: Evidence from Scanner Data." *Emerging Markets Finance and Trade* 50(6): 137-153.
- Fahrmeir, L., Kneib, T., und S. Lang. 2007. *Regression – Modelle, Methoden und Anwendungen*. Berlin: Springer.
- Ferrucci, G., Jimenez-Rodriguez, R., und L. Onorante. 2012. "Food Price Pass-Through in the Euro Area: Non-Linearity and the Role of the Common Agricultural Policy." *International Journal of Central Banking* 8(1): 179-217.
- Geweke, J. 2004. "Issues in the rockets and feathers gasoline literature." Report to Federal Trade Commission.
- Goodwin, B.K., und D.C. Harper. 2000. „Price Transmission, Threshold Behavior, and Asymmetric Adjustment in the U.S. Pork Sector." *Journal of Agricultural and Applied Economics* 32(3): 543-553.
- Haucap, J., Heimeshoff, U., und M. Siekmann. 2015. „Price Dispersion and Station Heterogeneity on German Retail Gasoline Markets.“ Düsseldorf Institute for Competition Economics Discussion Paper 171.
- Hox, J.J. 2010. *Multilevel analysis: techniques and applications*. 2. Auflage. New York: Routledge.
- Klenow, P., und B. Malin. 2010. "Microeconomic Evidence on Price-Setting." In: Friedman, B.M., und M. Woodford (Hrsg.). *Handbook of Monetary Economics* 1(3). Elsevier: 231-284.

- Lal, R., und R. Rao. 1997. "Supermarket Competition: The Case of Every Day Low Pricing." *Marketing Science* 16(1): 60-80.
- Lan, H., Lloyd, T., McCorrison, S., und W. Morgan. 2017. "Price transmission at the micro-level: what accounts for the heterogeneity?" Contribution presented at the XV EAAE Congress, "Towards Sustainable Agri-food Systems: Balancing Between Markets and Society" August 29th – September 1st, Parma, Italy.
- Larke, R. 2006. "Trends in Retailing in East Asia." In: Krafft, M. und M.K. Mantrala (Hrsg.). *Retailing in the 21st Century*. Berlin: Springer: 77-93.
- Levy, D., Dutta, S., Bergen, M., und R. Venable. 1998. "Price Adjustment at Multiproduct Retailers." *Managerial and Decision Economics* 19(2): 81-120.
- Loy, J.-P., Holm, T., Steinhagen, C., und T. Glauben. 2015. "Cost pass-through in differentiated product markets: a disaggregated study for milk and butter." *European Review of Agricultural Economics* 42(3): 441-471.
- McCorrison, S. 1997. „Price Transmission in Vertically-Related Markets under Imperfect Competition." In: Bauer, S., Herrmann, R., und F. Kuhlmann (Hrsg.). *Märkte der Agrar- und Ernährungswirtschaft – Analyse, einzelwirtschaftliche Strategien, staatliche Einflussnahme*. Schriften der Gesellschaft für Wirtschafts- und Sozialwissenschaften des Landbaues e.V. 33. Münster-Hiltrup: Landwirtschaftsverlag: 59-68.
- Mirza, F.M., und O. Bergland. 2012. "Pass-through of wholesale price to the end user retail price in the Norwegian electricity market." *Energy Economics* 34(6): 2003-2012.
- Nakamura, E., und J. Steinsson. 2008. "Five facts about prices: a reevaluation of menu cost models." *Quarterly Journal of Economics* 123(4): 1415-1464.
- Nezlek, J.B., Schröder-Abé, M., und A. Schütz. 2006. „Mehrebenenanalysen in der psychologischen Forschung." *Psychologische Rundschau* 57(4): 213-223.
- OECD/FAO. 2017. *OECD-FAO Agricultural Outlook 2017-2026*. Paris: OECD Publishing.
- Peltzman, S. 2000. "Prices rise faster than they fall." *The Journal of Political Economy* 108(3): 466-502.
- Raudenbush, S.W., und A.S. Bryk. 2002. *Hierarchical Linear Models – Applications and Data Analysis Methods*. 2nd edition. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Ray, S., Chen, H., Bergen, M.E., und D. Levy. 2006. "Asymmetric Wholesale Pricing: Theory and Evidence." *Marketing Science* 25(2): 131-154.
- Rohwetter, M. 2016. „Es gibt eben zu viel Milch!" Zeit Online. URL: <http://www.zeit.de/wirtschaft/2016-05/milchgipfel-soforthilfe-bauern-subvention-milchkrise-kommentar> (Abrufdatum: 02.04.2017).
- Rojas, C., Andino, A., und W.D. Purcell. 2008. "Retailers' Response to Wholesale Price Changes: New Evidence from Scanner-Based Quantity-Weighted Beef Prices." *Agribusiness* 24(1): 1-15.

- Rydberg, T.H., und N. Shephard. 2003. "Dynamics of Trade-by-Trade Price Movements: Decomposition and Models." *Journal of Financial Econometrics* 1(1): 2-25.
- Schenk, H.-O. 1991. *Marktwirtschaftslehre des Handels*. Wiesbaden: Gabler.
- Sheshinski, E., und Y. Weiss. 1992. „Staggered and Synchronized Price Policies Under Inflation The Multiproduct Monopoly Case.“ *The Review of Economic Studies* 59(2): 331-359.
- Tong, H., und K.S. Lim. 1980. "Threshold autoregression, limit cycles, and cyclical data." *Journal of the Royal Statistical Society* 42: 245-292.
- von Cramon-Taubadel, S., Loy, J.-P., und J. Meyer. 2006. "The impact of cross-sectional data aggregation on the measurement of vertical price transmission: an experiment with German food prices." *Agribusiness* 22(4): 505-522.
- Zapata, H.O., und W.M. Gauthier. 2003. „Threshold Models in Theory and Practice.“ Selected Paper prepared for presentation at the Southern Agricultural Economics Association Annual Meeting, Mobile, Alabama, February 1-5.

Lebenslauf

Persönliche Informationen

Christin Schulze Bisping

geboren am 28. April 1988, in Coesfeld

Studium

10/2013 – 11/2017 **Doktorandin** (Georg-August-Universität Göttingen)

Department für Agrarökonomie und RURALE ENTWICKLUNG: Lehrstuhl für Agrarpolitik

Promotionsstudentin in dem Graduiertenkolleg 1644 „Skalenprobleme in der Statistik“, gefördert von der Deutschen Forschungsgemeinschaft

Betreuer: Prof. Dr. Stephan von Cramon-Taubadel

Thema der Dissertation: „Schätzverfahren für individuelles Preissetzungsverhalten im Lebensmitteleinzelhandel“

10/2010 – 06/2013 **Master of Science in Economics** (Westfälische Wilhelms-Universität Münster)

- Schwerpunkte: Ökonometrie, Zeitreihenanalyse, Asset Pricing und Fortgeschrittene Mikroökonomie
- Thema der Masterarbeit: „Risikoanalyse fiskalischer Nachhaltigkeit: Ein fan-chart Ansatz“

01/2012 – 06/2012 **Erasmus-Auslandssemester** (University of Agder, Kristiansand, Norwegen)

10/2007 – 09/2010 **Bachelor of Science in Economics** (Westfälische Wilhelms-Universität Münster)

- Schwerpunkte: Ökonometrie, Fortgeschrittene Statistik, Operations Management und Corporate Finance
- Thema der Bachelorarbeit: „Indikatoren einer Finanzkrise – Ein bayesianischer Ansatz“

08/1998 – 06/2007 **Allgemeine Hochschulreife** (St. Pius-Gymnasium Coesfeld)

- Abiturfächer: Mathematik, Deutsch, Latein und Geographie

Göttingen, den 21. September 2017

Danksagung

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr. Stephan von Cramon-Taubadel, der mir diesen Meilenstein in meinem Werdegang ermöglicht hat. Ich danke ihm für seine Geduld, wertvollen Anregungen und Kritiken, die nicht nur meine wissenschaftliche Arbeit bereichert haben, sondern die ich mir auch persönlich für meinen weiteren beruflichen Lebensweg behalten werde. Unterstützt hat mich dabei zudem das Graduiertenkolleg 1644 „Skalenprobleme in der Statistik“, in dessen Rahmen die Promotion eingebettet war und von der Deutschen Forschungsgemeinschaft gefördert wurde.

Überdies bedanke ich mich bei Herrn Prof. Dr. Bernhard Brümmer sowie Frau Prof. Dr. Tatyana Krivobokova in ihren Funktionen als Zweit- und Drittprüfer in meinem Prüfungskomitee.

Während meiner Zeit am Lehrstuhl für Agrarpolitik habe ich viele neue Erfahrungen machen und eine angenehme Arbeitsatmosphäre mit den Kollegen und Mitarbeitern verbringen dürfen. Insbesondere danke ich Rebekka Schütte für die aufheiternde und kollegiale gemeinsame Zeit im Büro.

Auf weitere fachliche Kompetenz konnte ich stets und vorbehaltlos in meinem Graduiertenkolleg bauen. Nicht zuletzt ist dieses auf die Bemühungen und Bereitschaft der Koordinierenden zurückzuführen, die zudem den Zusammenhalt unter den Promovenden gefördert und somit ein Stück Interdisziplinarität lebhaft gemacht haben.

Die Promotionszeit in Göttingen wurde durch viele neue Freundschaften bereichert, die u.a. in meine Heimat, das Münsterland, führen. Eine besondere und besonders innige Freundschaft habe ich mit Laura Gertheiss und Sarah Gauly gefunden, denen ich für ihre Ratschläge, Unterstützung und gemeinsamen Erlebnisse danken möchte.

Zu guter Letzt möchte ich meiner Familie, insbesondere meinen Eltern danken, deren Wohlbemühen um meine Geschwister und mich an oberster Stelle steht. Ihre vorgelebten Werte sind Vorbild für mich und ich möchte ihnen ganz besonders dafür danken, dass sie stets für mich da sind.

Göttingen, den 21. September 2017

Eidesstattliche Erklärung

1. Hiermit erkläre ich, dass diese Arbeit weder in gleicher noch in ähnlicher Form bereits anderen Prüfungsbehörden vorgelegen hat.

Weiter erkläre ich, dass ich mich an keiner anderen Hochschule um einen Doktorgrad beworben habe.

Göttingen, den 21. September 2017

.....

(Christin Schulze Bisping)

2. Hiermit erkläre ich eidesstattlich, dass diese Dissertation selbständig und ohne unerlaubte Hilfe angefertigt wurde.

Göttingen, den 21. September 2017

.....

(Christin Schulze Bisping)