

2009

EMPIRISCHE UNTERSUCHUNG DER
PREISDYNAMIKEN IM
ÖSTERREICHISCHEN B2C
UNTERHALTUNGS- UND
HAUSHALTSELEKTRONIK ONLINE
HANDEL

Tobias Hann

Institut für Produktionsmanagement

Alfred Taudes

Institut für Produktionsmanagement

Follow this and additional works at: <http://aisel.aisnet.org/wi2009>

Recommended Citation

Hann, Tobias and Taudes, Alfred, "EMPIRISCHE UNTERSUCHUNG DER PREISDYNAMIKEN IM ÖSTERREICHISCHEN B2C UNTERHALTUNGS- UND HAUSHALTSELEKTRONIK ONLINE HANDEL" (2009). *Wirtschaftsinformatik Proceedings 2009*. 102.

<http://aisel.aisnet.org/wi2009/102>

This material is brought to you by the Wirtschaftsinformatik at AIS Electronic Library (AISEL). It has been accepted for inclusion in Wirtschaftsinformatik Proceedings 2009 by an authorized administrator of AIS Electronic Library (AISEL). For more information, please contact elibrary@aisnet.org.

EMPIRISCHE UNTERSUCHUNG DER PREISDYNAMIKEN IM ÖSTERREICHISCHEN B2C UNTERHALTUNGS- UND HAUSHALTSELEKTRONIK ONLINE HANDEL

Tobias Hann, Alfred Taudes¹

Kurzfassung

Dieses Paper befasst sich mit Preisdynamiken im Online-Handel um einerseits bestehende Pricingstrategien besser zu verstehen und andererseits Erkenntnisse für neue Pricing-Modelle zu gewinnen. Anhand von Preisdaten eines Preisvergleichsdiensts über einen Zeitraum von acht Monaten wird gezeigt, dass der Bestpreis langfristig durch unterschiedliche Händler erzielt wird, kurzfristig aber einzelne Händler versuchen beständig den Bestpreis anzubieten. Die Preisstreuung nimmt über den Beobachtungszeitraum hinweg zu und bei populären Artikeln kann ein Produkt-Lebenszyklus Pricing nachgewiesen werden. Zuletzt kann noch mittels visueller Inspektion und VAR-Modellen der Einsatz von Pricebots bei mehreren Online-Händlern aufgezeigt werden. Diese Erkenntnisse haben zwei Implikationen. Zum einen wird erstmals der praktische Einsatz von Pricebots aus einer marktbeobachtenden Perspektive beschrieben. In diesem Bereich gilt es für nachfolgende Forschung die Lücke zwischen theoretischen Arbeiten und dem tatsächlichen praktischen Einsatz von Pricebots weiter zu schließen. Zum anderen sind sie für die Weiterentwicklung von dynamischen Pricing-Modellen relevant.

1. Einleitung

Mit der Entwicklung des Internets und der verbreiteten Nutzung hat sich der Handel bedeutend verändert. Zwei wesentliche Faktoren sind hier zu nennen. Zum einen die erhöhte Transparenz des Marktes, sowohl für Konsumenten, als auch Unternehmer. Die rasche Verbreitung von Preisvergleichsdiensten/Shopbots [18] hat zu dieser Entwicklung beigetragen. Zum anderen eine erhöhte Flexibilität in der Preisbildung. Während im stationären Handel Preise in vielen Fällen über Monate nicht geändert werden, können Preise im Online-Handel theoretisch kontinuierlich angepasst werden [11]. Mit diesen geänderten Rahmenbedingungen konfrontiert, haben Unternehmen begonnen neue Pricing-Strategien [1,4,7,21] und dynamisches Pricing, das durch Software-Agenten (sogenannte Pricebots [13]) gesteuert wird einzusetzen.

Im österreichischen Online-Handel für Unterhaltungselektronik hat der Preisvergleichsdienst „geizhals.at“ eine „quasi Monopolstellung“ [24] und ermöglicht einen umfassenden Preisvergleich für eine Vielzahl an Produkten. Für eine empirische Untersuchung der Preisdynamiken des

¹ Institut für Produktionsmanagement, Wirtschaftsuniversität Wien, 1090 Wien, Nordbergstraße 15/3. St./A.

österreichischen Marktes, wie sie das Ziel des vorliegenden Papers ist, bietet es sich daher an auf Daten von diesem Preisvergleichsdienst zurückzugreifen. Die Erkenntnisse dieser Arbeit sollen zu einem besseren Verständnis bestehender Pricing-Strategien im Online-Handel beitragen und auch für die Weiterentwicklung dynamischer Pricing-Modelle relevant sein. Obwohl die Ergebnisse der Analyse der Preisdynamiken nur den Österreichischen Markt beschreiben sind die Implikationen daraus für Forschung im Bereich von Pricing-Strategien im Allgemeinen gültig und relevant.

Der Rest dieses Papers ist wie folgt aufgebaut. Zunächst werden basierend auf bisherigen theoretischen und empirischen Arbeiten vier Hypothesen zu Preisdynamiken im österreichischen Unterhaltungs- und Haushaltselektronik B2C Online-Markt formuliert. Anschließend werden die zur Analyse verwendeten Daten vorgestellt (Abschnitt 3). Im Abschnitt 4 werden die statistischen Analysen zu den Hypothesenprüfungen präsentiert. Die Ergebnisse daraus werden in Abschnitt 5 diskutiert. Das Paper wird in Abschnitt 6 zusammengefasst und es werden Implikationen für zukünftige Forschung gegeben.

2. Hypothesen

In ihrer Analyse der 36 populärsten Unterhaltungselektronikprodukten der Preisvergleichsseite „Shopper.com“ im Zeitraum November 1999 bis Mai 2000 haben Baye et al. [2] gezeigt, dass sich die Bestbieter für einzelne Artikel im Lauf der Zeit abwechselten und führten das teilweise auf die Umsetzung einer Hit-and-run Pricing Strategie (temporäre, unberechenbare Preisreduktionen) zurück [1,2]. Sollten die österreichischen Online-Händler diese Strategie ebenfalls befolgen, müsste eine Untersuchung der Bestbieter im zeitlichen Ablauf ähnliche Ergebnisse wie jene der Studie von Baye et al. [2] erzielen. Die dazu passende Hypothese ist:

H1: Die Bestbieter für einen Artikel wechseln sich im Lauf der Zeit zufällig ab.

Der nächste Punkt betrifft die Preisverteilung im Online-Handel. Als sich das Internet zu verbreiten begann, gab es die Befürchtung, dass die Preise der Händler zu einem Einheitspreis konvergieren würden [14]. Mehrfache Untersuchungen kamen jedoch zum Schluss, dass dies nicht der Fall ist [5,15,24]. Baye et al. [3] zeigten mit den gleichen Daten aus der zuvor zitierten Studie von Baye et al. [2], dass über den 18-monatigen Betrachtungszeitraum eine signifikante Preisstreuung bei den untersuchten Preisen der 36 Unterhaltungselektronikprodukte bestehen blieb. Mit der folgenden Hypothese soll noch ein Schritt weiter gegangen werden. Unter der Annahme, dass die Preisstreuung bestehen bleibt, wird zusätzlich postuliert, dass das Ausmaß der Preisstreuung über den Beobachtungszeitraum konstant bleibt. Als Maß für die Preisstreuung kann die Preisspanne (als relative Differenz zwischen dem teuersten und billigsten Angebot) herangezogen werden, weshalb Hypothese 2 lautet:

H2: Die Preisspanne ändert sich im Beobachtungszeitraum nicht.

Das Konzept des Produkt-Lebenszyklus Pricings beruht auf einer intertemporalen Preisdiskriminierung. Konsumenten, die neue Produkte möglichst früh kaufen sind in der Regel weniger preissensitiv, als solche, die sich mit einem Kauf länger Zeit lassen. Somit kann ein Verkäufer in den Anfangsphasen eines Produktlebenszyklus höhere Preise verlangen, um dann zu späteren Phasen kontinuierlich den Preis zu senken [19]. Die Länge eines Produkt-Lebenszyklus hängt von der Art des Produktes ab und kann zwischen mehreren Jahren und wenigen Wochen variieren. Produkte aus dem Bereich der Unterhaltungselektronik sind im Allgemeinen relativ kurzlebig [10,17,20]. Im Bereich der Haushaltselektronik ist das nicht so sehr der Fall, da hier die Nutzungsdauer und die Entwicklungszyklen deutlich länger sind. Im Online-Handel sind Produkt-

Lebenszyklen noch einmal verkürzt, da den Konsumenten mehr Informationen über Nachfolgemodelle und deren Verfügbarkeit zur Verfügung stehen [1].

Es wird daher erwartet, dass diese Form des Produkt-Lebenszyklus Pricings auch bei den Artikeln, die auf Geizhals gelistet sind beobachtet werden kann. Da Preisdaten von ca. acht Monaten zur Verfügung stehen, sollte vor allem bei den kurzlebigeren Artikeln aus dem Bereich der Unterhaltungselektronik ein Preisverfall feststellbar sein. Da angenommen wird, dass die Preise in Abhängigkeit von anderen Händlern (automatisch) angepasst werden (siehe *H4*) sollte der Preisverfall vor allem auf dem Niveau des „Bestpreises“ nachgewiesen werden können. Hypothese 3 lautet daher:

H3: Bei aktuellen Produkten der Unterhaltungselektronik wird ein Produkt-Lebenszyklus Pricing verfolgt.

Es gibt einige Indizien die dafür sprechen, dass Online-Händler Pricebots im Einsatz haben, die ähnlich wie der von Kephart et al. [13] beschriebene Pricebot bei „Books.com“ die Preise der Mitbewerber beobachten und abhängig davon den eigenen Preis dynamisch anpassen. Es wird erwartet, dass unterschiedliche Strategien verfolgt werden. Die zwei wahrscheinlichsten Strategien sind die Bestpreis-Strategie (immer den besten Preis anzubieten) und die Rangversicherungs-Strategie (einen bestimmten Rang durch Preisänderungen abzusichern) [21]. Erkennbar wären diese automatisierten Anpassungen an wiederholten, unmittelbaren Preisänderungen nach Preisänderungen von Wettbewerbern. Vor allem die Annahme einer Bestpreis-Strategie steht in einem möglichen Widerspruch zu *H1*, was deshalb genau untersucht werden muss.

Obwohl erwartet wird, dass einige Online Händler ihre Preise automatisiert anpassen, ist nicht davon auszugehen, dass dabei anspruchsvolle Pricebot Strategien wie von Greenwald et al. [9] und Kephart et al. [13] formuliert zur Anwendung kommen. Dafür gibt es zwei Gründe. Zum einen gibt es für die theoretischen Arbeiten der genannten Autoren bislang keine Beschreibungen von praktischen Anwendungen. Zum anderen ist der Großteil der Online-Händler, die auf Geizhals eingetragen sind, klein- und mittelständische Unternehmen mit geringem finanziellem Spielraum für die Entwicklung aufwendiger dynamischer Pricingsysteme. Hypothese 4 wird deshalb in zwei Subhypothesen gegliedert:

H4a: Es gibt Online Händler, die automatisiert Preise anpassen.

H4b: Zwei Strategien können beobachtet werden: die Bestpreis-Strategie und die Rangversicherungs-Strategie.

Im nächsten Abschnitt werden die Daten beschrieben, die zur Prüfung der formulierten Hypothesen herangezogen wurden.

3. Daten

Für die Analyse stehen Daten vom Preisvergleichsdienst Geizhals von ca. 1.000 Artikeln aus unterschiedlichen Produktkategorien vom 4. September 2007 bis 20. April 2008 zur Verfügung. Die Daten enthalten jeweils die Preise der 10 TOP-Anbieter zu einem Zeitpunkt, wobei es pro Tag acht Zeitpunkte gibt. Diese Daten werden von einem auf Geizhals gelisteten Online-Händler zur Verfügung gestellt und spiegeln deshalb das zum jeweiligen Zeitpunkt angebotene Sortiment dieses Anbieters wider.

Für die Analyse von *H4* werden sämtliche Zeitpunkte eines Zeitausschnitts herangezogen, wie in Abschnitt 4.4 näher erläutert. Für die Analyse von *H1-H3* werden Daten auf Tagesebene herangezogen (d.h. jeweils der letzte Zeitpunkt des Tages gewählt). Da sich die angebotenen (und damit auch dokumentierten) Artikel im Beobachtungszeitraum ändern wird ermittelt, welche Artikel während des gesamten Beobachtungszeitraumes in den Daten enthalten sind. Zusätzlich werden nur Artikel ausgewählt, bei denen die volle Anzahl von 10 Händlern zu jedem Zeitpunkt ein Angebot stellte. Nach weiteren Datenbereinigungen setzt sich der Datensatz aus 173 Artikeln zusammen.

Tabelle 1 gibt eine Übersicht über die Analysedaten. Der durchschnittliche Produktpreis liegt bei 395,32 €- für Unterhaltungselektronik- und Haushaltselektronik ein realistischer Wert und Indiz, dass die Daten das angebotene Sortiment gut widerspiegeln. Die durchschnittliche Preisspanne (zwischen dem Bestpreis und dem 10. Anbieter) beträgt 28,09 € oder 9,69 %. Eine weitere Maßzahl, die zum Vergleich unterschiedlicher Streuungen geeignet ist, ist der Variationskoeffizient [8]. Dieser berechnet sich aus der Standardabweichung dividiert durch den Mittelwert. Der Variationskoeffizient variiert je nach Artikel zwischen 0 % und 53 % und beträgt im Durchschnitt 3,67 %. Dieser Wert ist relativ gering und lässt sich dadurch erklären, dass nur die ersten 10 Preise bei einem Artikel an Daten zur Verfügung stehen.

Tabelle 1: Deskriptive Statistik der analysierten Daten

Anzahl an Tagen	230
Anzahl an Produkten	173
Anzahl an Beobachtungen	39.790
Anzahl an Online-Händlern pro Beobachtung	10
Durchschnittlicher Produktpreis	395,32 €
Durchschnittlicher Bestpreis	380,41 €
Durchschnittliche Preisspanne in €	28,09 €
Durchschnittliche Preisspanne in %	9,69 %
Durchschn. Variationskoeffizient pro Artikel	3,67 %

Auffallend ist, dass bei den analysierten Artikeln viel Zubehör (Objektive, Speicherkarten, Taschen, etc.) enthalten ist. Das unterstreicht die Kurzlebigkeit der Produkte in der Unterhaltungselektronik. Die 173 Artikel sind jedoch über verschiedene Produktkategorien verteilt und aus unterschiedlichen Preisklassen weshalb angenommen wird, dass die durch diese Auswahl entstandene Verzerrung die Ergebnisse der nachfolgenden Analyse nicht weiter einschränkt. Bei der Betrachtung des durchschnittlichen Artikelpreises ist ein fast stetig negativer Preistrend feststellbar. Der durchschnittliche Preis am Ende des Beobachtungszeitraumes ist um 8,3 % niedriger als zu Beginn.

Bei den folgenden statistischen Auswertungen wird zunächst eine Normalverteilung der Daten geprüft. Ist diese nicht gegeben kommen nicht-parametrische Testverfahren zum Einsatz. Wie in den Wirtschaftswissenschaften üblich wird ein Signifikanzniveau von mehr als 95 % (Irrtumswahrscheinlichkeit kleiner 5 %) als „signifikant“ deklariert. Ein Signifikanzniveau von mehr als 99 % wird als „sehr signifikant“ und eines von mehr als 99,9 % als „höchst signifikant“ festgehalten.

4. Hypothesenprüfung

4.1. Hypothese 1 – Bestbieter Beständigkeit

Um diese Hypothese statistisch zu überprüfen wird eine Sequenzanalyse für jeden einzelnen der 173 Artikel durchgeführt. Um das Verfahren anwenden zu können wird jeweils zunächst der Online-Händler mit der höchsten Anzahl an Bestpreisen für einen Artikel mit „1“ codiert, alle anderen Händler mit „0“. Es steht somit eine Folge von 230 Ausprägungen (der gesamte Beobachtungszeitraum) von 0 bzw. 1 für alle Artikel zur Verfügung. Mittels Sequenzanalyse wird anschließend untersucht inwiefern die einzelnen Sequenzen von 1 zufällig in diesen Folgen vorkamen. Die Nullhypothese lautet, dass die Sequenzen zufällig verteilt sind, d.h., dass sich unterschiedliche Online-Händler mit dem Bestpreis abwechseln.

Das Ergebnis des Sequenztests fällt eindeutig aus. Bei sämtlichen Artikeln kann ein sehr signifikanter oder signifikanter Testwert festgestellt werden, weshalb jeweils die Alternativhypothesen angenommen werden muss. Das bedeutet gleichzeitig auch, dass H_1 abgelehnt werden muss. Die Bestbieter wechseln sich zwar im Laufe der Zeit ab, es gibt jedoch bei allen Artikeln einen Online Händler, der statistisch signifikant am häufigsten den Bestpreis erzielt. Das zeigt sich auch bei der Analyse, der Häufigkeit der Bestpreisplatzierungen pro Händler pro Artikel. Der Anteil des Online-Händlers mit dem häufigsten Bestpreis im Beobachtungszeitraum liegt zwischen 13,9 % und 99,1 % bei den verschiedenen Artikeln. Im Durchschnitt über alle Artikel werden 44,9 % der Bestpreisplatzierungen von jeweils nur einem einzigen Online-Händler erzielt.

Diese Erkenntnis steht im Widerspruch zu der Analyse von Baye et al. [2], die lediglich bei sechs von 36 Artikeln die Nullhypothese ablehnen mussten (16,7 %). Bei ihrer Analyse standen jedoch lediglich Informationen von drei bis 21 Zeitpunkten (abhängig vom Artikel) zur Verfügung, wobei zwischen den Zeitpunkten genau ein Monat zeitlicher Differenz lag. Bei der im Rahmen dieses Papers durchgeführten Analyse werden Daten in einem täglichen Intervall von 230 Zeitpunkten herangezogen. Die Daten von Baye et al. umfassen daher einen Zeitraum bis zu knapp zwei Jahren, die vorliegenden Daten jedoch nur ca. acht Monate. Um zu prüfen, inwiefern dies einen Einfluss auf die Ergebnisse der Sequenztests hat, werden diese noch einmal durchgeführt – diesmal jedoch mit 16 Zeitpunkten (jeweils der 3. und 18. eines Monats des gesamten Beobachtungszeitraumes).

Die Sequenztests zeigen ein deutlich anderes Ergebnis: lediglich in 13 Fällen kann ein höchst signifikanter Testwert festgestellt werden. Immerhin noch bei 53 Artikeln ist das Testergebnis signifikant bzw. ist nur eine Sequenz vorhanden. Das bedeutet, dass bei 30,6 % der Fälle die Nullhypothese abgelehnt werden muss. Dieser Wert ist mit dem von Baye et al. [2] vergleichbar, was zur folgenden Interpretation führt. Bei einer langfristigen Betrachtung mit großen Zeitabständen zeigt sich, dass sich die Online-Händler zufällig beim Bestpreis abwechseln. Bei einer Betrachtung mit einem kürzeren Zeitintervall wird deutlich, dass einzelne Händler über mehrere Zeitpunkte hinweg versuchen den Bestpreis anzubieten und sich über einzelne Sequenzen hinweg nicht zufällig mit anderen Händlern abwechseln. D.h., dass H_1 langfristig akzeptiert werden kann, bei einer kurzfristigen Betrachtung aber abgelehnt werden muss. Diese Interpretation klärt auch einen zunächst vorhandenen möglichen Widerspruch mit H_4 auf, indem sie die Existenz einer (kurzfristigen) Bestpreis-Strategie nicht ausschließt.

4.2. Hypothese 2 – Preisspanne

Um H_2 zu überprüfen werden die durchschnittlichen Preisspannen der Artikel zu den verschiedenen Zeitpunkten berechnet. Die Preisspannen liegen zu Beginn des Beobachtungszeitraums um 8 % und gegen Ende des Beobachtungszeitraums bei etwas mehr als 11 %. Der Durchschnitt liegt bei 9,7 %.

An dieser Stelle muss wiederholt darauf hingewiesen werden, dass dies nur die Preisspanne zwischen dem Händler mit dem Bestpreis und dem Händler am 10. Rang ist. Die Preisspanne für sämtliche Händler wäre daher größer. Bereits bei der visuellen Inspektion der Preisspanne fällt auf, dass diese einen positiven Trend aufweist. Um zu prüfen, inwiefern die durchschnittliche Preisspanne vom Beobachtungszeitpunkt unabhängig ist wird der Kendall-Tau-b Korrelationskoeffizient berechnet. Dieser ergibt einen positiven Wert von 0,075 der höchst signifikant ist. Damit wird widerlegt, dass die Preisspanne vom Beobachtungszeitpunkt unabhängig ist. Im Beobachtungszeitraum besteht ein schwacher positiver Zusammenhang zwischen der durchschnittlichen Preisspanne und dem Beobachtungszeitpunkt. Als Folge muss H_2 abgelehnt werden. Die Preisspanne hat sich im Beobachtungszeitraum geändert und weist einen positiven Trend auf.

Das entspricht nicht der ursprünglichen Erwartung und deckt sich auch nicht mit den Ergebnissen von Baye et al. [3]. Dennoch erscheint dieses Ergebnis plausibel: Bei der durchgeführten Untersuchung werden die Artikel konstant gehalten, d.h. sämtliche Artikel sind von Anfang bis Ende des Beobachtungszeitraumes in der Auswertung enthalten. Durch die relativ lange Beobachtungsdauer kann erwartet werden, dass bereits Produkt-Lebenszyklus Effekte in den Daten enthalten sein müssen (wie auch durch die Analyse von H_3 bestätigt wird). Gegen Ende eines Produkt-Lebenszyklus werden einige Händler bestimmte Artikel nicht mehr lagernd haben, während andere noch Lagerbestände aufweisen werden. Diese Händler werden nun versuchen mit aggressiveren Preissenkungen ihre Lager zu räumen. Die Folge ist eine steigende Preisspanne bei diesen Artikeln. Bei der Untersuchung von Baye et al. [3] ist nicht ersichtlich, ob die Artikel über den Beobachtungszeitraum ebenfalls konstant waren, oder ob Artikel zu späteren Zeitpunkten ausgeschlossen wurden. Waren die Artikel nicht konstant wäre das eine Erklärung für die abweichenden Ergebnisse.

4.3. Hypothese 3 – Produkt-Lebenszyklus Pricing

Zur Prüfung dieser Hypothese werden Regressionen der Artikelpreise über die Zeit berechnet. Der Wert des errechneten B-Koeffizienten gibt die Steigung der Regressionsgeraden und damit den Trend der Preisentwicklung an. In *Tabelle 2* sind die Ergebnisse jeweils für den Bestpreis eines Artikels und den durchschnittlichen Preis, der sich aus den 10 besten Preisen errechnet dargestellt. Der absolute Wert des Trends gibt an wie sich der Preis eines Artikels (in €) pro Tag innerhalb des Beobachtungszeitraums durchschnittlich ändert. Es zeigt sich, dass der Bestpreis aller Artikel pro Tag um 16,7 Cent gesunken ist und der durchschnittliche Preis um 15,8 Cent. In Klammer ist jeweils noch die relative Preisentwicklung, in Bezug auf den (jeweils relevanten) durchschnittlichen Artikelpreis über den gesamten Beobachtungszeitraum angegeben. Diese negativen Durchschnittswerte beruhen auf dem Großteil der Einzelartikel, denn in beiden Fällen war der Anteil der Artikel mit einem signifikanten negativen Trend größer als 75 %.

Tabelle 2: Übersicht Preisentwicklung

	Bestpreis	Durchschnittlicher Preis
Trend sämtliche Artikel	-0,167 (-0,04 %) (Sig. 0,000)	-0,158 (-0,04 %) (Sig. 0,000)
Artikel mit sig. neg. Trend	75,14 %	79,77 %
Max. Trend	0,16 (0,03 %) (Sig. 0,000)	0,518 (2,41 %) (Sig. 0,011)
Min. Trend	-2,663 (-0,16 %) (Sig. 0,000)	-4,422 (-0,24 %) (Sig. 0,000)

Diese Ergebnisse stützen eine Bestätigung von *H3*. Beim Großteil der Artikel kann ein signifikanter negativer Preistrend festgestellt werden, wie es bei einem Produkt-Lebenszyklus Pricing zu erwarten wäre. Diese Beobachtung gilt sowohl für den Bestpreis, als auch den durchschnittlichen Artikelpreis, was darauf hindeutet, dass der Großteil der Händler ein Produkt-Lebenszyklus Pricing aktiv bzw. aber zumindest passiv verfolgt.

4.4. Hypothese 4a/4b – Pricebot Einsatz

Wie bereits im Abschnitt 3 angeführt kommen zur Überprüfung von *H4a/b* andere Daten zum Einsatz, die es erlauben unmittelbare Preisänderungen zu verfolgen, d.h. aufeinanderfolgende Zeitpunkte der Geizhalsdaten sind. Um die Datenmenge in einem analysierbaren Rahmen zu belassen, muss ein Teilausschnitt des Beobachtungszeitraumes gewählt werden. Es werden Daten vom 10. Februar 10 Uhr bis 15. Februar 23 Uhr herangezogen, womit insgesamt 48 aufeinanderfolgende Zeitpunkte für die Analyse zur Verfügung stehen. Die Ausgangsdaten beruhen wieder auf dem vom kooperierenden Online-Händler angebotenen Sortiment zu diesem Zeitpunkt. Nach Bereinigungen stehen Daten von 488 Artikeln – in Summe ein Datenfile mit ca. 234.000 Zeilen – zur Verfügung.

Bei diesen 488 Artikeln werden von 101 Online-Händlern insgesamt 3.034 Preisänderungen in dem analysierten Zeitausschnitt durchgeführt. 104 Händler führen überhaupt keine Preisänderung durch. Von den Händlern, die Preisänderungen durchführen gilt es die zu identifizieren, die mit hoher Wahrscheinlichkeit einen Pricebot im Einsatz haben. Dazu wird zunächst die zeitliche Verteilung der Preisänderungen betrachtet und die Händler, die auch am Sonntag Preisänderungsaktivitäten zeigen in die engere Auswahl genommen (18 Händler). Anschließend wird die durchschnittliche Anzahl der Preisänderungen pro Artikel (nicht jeder Händler hat die vollen 488 Artikel im Angebot) berechnet. Die Händler mit den höchsten Werten werden mit den zuvor ausgewählten Händlern abgeglichen um eine „Shortlist“ von Händlern zu erhalten, bei denen der Einsatz von Pricebots vermutet wird. Diese Liste umfasst letztendlich sieben Händler (EGW-Electronics, 0815, Austria Graphics Computer, Iashop.at, Austriahosting, Krob und Peluga).

Diese Händler werden im Detail untersucht, um Artikel mit einer hohen Anzahl an Preisänderungen zu identifizieren. Insgesamt werden die Preisverläufe bei sechs vielversprechenden Artikeln im Detail untersucht. Aus Platzgründen kann an dieser Stelle nur exemplarisch die Vorgehensweise der multivariaten Zeitreihenanalyse beschrieben werden, ohne im Detail auf einzelne Artikel einzugehen. Es werden Vektor-autoregressive Modelle (VAR-Modelle) eingesetzt, die bereits vereinzelt für die Analyse von unmittelbaren Preisänderungen im Online-Handel angewendet wurden [12]. Für theoretische Details dazu wird auf relevante Literatur verwiesen [16,22]. Folgende Schritte werden durchgeführt:

Zunächst werden die Preisverläufe visuell inspiziert und relevante Abschnitte und Händler ausgewählt. Die visuelle Inspektion dient dazu um Preisverläufe zu identifizieren, die bei der Existenz von Pricebots zu erwarten sind und hilft bei der anschließenden Interpretation der VAR-

Modelle. Die Zeitreihen werden differenziert um den zeitlichen Trend des Preisverfalls zu eliminieren und stationäre Daten zu gewinnen. Die Ordnung des Modells, welches die Daten am besten beschreiben kann, wird mit Hilfe des Schwarz-Kriteriums bestimmt. Die einzelnen Preisverläufe von den ausgewählten Händlern werden als VAR-Modell der Ordnung p (VAR(p)-Modell) geschätzt. Anschließend wird die Stabilität des aufgestellten VAR(p)-Modells geprüft, indem die Nullstellen des korrespondierenden Polynoms berechnet werden. Zuletzt wird ein Granger-Kausalitäts-Test durchgeführt. Eine Variable y_1 gilt als Granger-kausal für eine andere Variable y_2 , wenn durch die Aufnahme verzögerter Werte von y_1 , die Erklärungskraft durch ein VAR(p)-Modell von Variable y_2 erhöht wird [16]. Mit den Koeffizienten des geschätzten VAR-Modells und den Ergebnissen der Granger-Kausalitäts-Tests kann abgeschätzt werden, welche Händler sich in ihrer Preisfestsetzung signifikant von anderen Händlern beeinflussen lassen. In *Tabelle 3* sind die Ergebnisse der VAR-Modelle für die untersuchten Artikel und Händler kurz zusammengefasst. Es zeigt sich, dass die VAR-Modelle die Preisdynamiken unterschiedlich gut abbilden konnten. Bei einem Artikel ergibt die visuelle Inspektion keinen Hinweis auf den Einsatz von Pricebots, weshalb kein VAR-Modell spezifiziert wird.

Tabelle 3: Ergebnisse Detailanalysen ausgewählte Artikel

Artikel	VAR-Modell	Händler	R ²	Sig. Granger-Kausalität
265021	VAR(2)	Peluga electronic4you	100 % 67,9 %	electronic4you → Peluga
265492	VAR(2)	Peluga 0815	40,2 % 100 %	Peluga → 0815
219372	VAR(2)	EGW Peluga	22,2 % 17,4 %	EGW ↔ Peluga
214661	VAR(2)	Peluga EGW 0815 1ashop.at IK-Cabling	100 % 0,1 % 80,2 % 99,9 % 99,9 %	EGW → 0815 0815 → 1ashop.at 1ashop.at → IK-Cabling 0815 → Peluga
255359	-	Austria Graphics C. Austriahosting		
278655	VAR(1)	Austria Graphics C. 1ashop.at	2,7 % 9,0 %	-

Die Erkenntnisse aus den gebildeten VAR-Modellen werden mit der visuellen Interpretation kombiniert, um eine Einschätzung der Wahrscheinlichkeit eines Pricebots und der beobachteten Preis-Strategien zu gewinnen. Die Ergebnisse sind überblicksartig in *Tabelle 4* zusammengefasst.

Tabelle 4: Identifizierter Pricebot-Einsatz und Strategien

Online-Händler	Einsatz Pricebots	Beobachtete Strategie
EGW-Electronics 0815	eher ja	Rangsicherung, Hit-and-run
Austria Graphics Computer lishop.at	eher ja	Angleichung, Rangsicherung
Austriahosting Krob	eher nein	Bestpreis, Preisvariation (+/- 1 Cent)
Peluga	eher ja	Angleichung, Rangsicherung
electronic4you	eher nein	-
IK-Cabling	eher nein	-
	eher ja	Bestpreis, Rangsicherung (unterbietet jeweils um 2 Cent)
	eher ja	Bestpreis (unterbietet jeweils um 1 Cent)
	eher nein	Angleichung, Rangsicherung

Insgesamt wird das Pricing Verhalten von neun Online-Händlern detailliert untersucht. Bei fünf Händlern wird ein Pricing gefunden, das auf die Existenz von Pricebots schließen lässt. Preisänderungen erfolgen dort unmittelbar auf Wettbewerberaktionen, wobei die kürzesten beobachteten Intervalle ca. vier Stunden (zwei Geizhals Zeitpunkte) betragen. *H4a* kann somit bestätigt werden. Es muss jedoch festgehalten werden, dass die Liste der identifizierten Online-Händler (*Tabelle 4*) sicher nicht abschließend ist, da ein Ausschnitt gewisser Produkte in einem Teilzeitraum analysiert wird. Bei Betrachtung des gesamten Geizhals Sortiments könnten noch deutlich mehr Online-Händler identifiziert werden können, die Preise automatisch anpassen. Die erste Fragestellung der Hypothese - ob es überhaupt Online-Händler gibt, die automatisiert Preise anpassen - kann aber mit der durchgeführten Analyse hinreichend beantwortet werden. *H4a* wird daher bestätigt.

H4b wird ebenfalls bestätigt. Sowohl die Bestpreis- als auch Rangsicherungs-Strategie konnten beobachtet werden. Als Angleichungs-Strategie wird das Verhalten identifiziert einen neuen Preis durch einen Wettbewerber nicht zu unterbieten, sondern anzugleichen. Entgegen der Erwartung gibt es jedoch auch Anzeichen bei einem Online-Händler (EGW) für den Einsatz eines Pricebots mit einer komplexeren Pricingstrategie. Das beobachtete Verhalten lässt sich am Besten mit einer zufälligen Preisvariation beschreiben und kann am ehesten mit einer Hit-and-run Pricing Strategie erklärt werden.

6. Zusammenfassung und Ausblick

Dieses Paper setzt sich mit den Preisdynamiken im österreichischen B2C Online-Handel für Unterhaltungs- und Haushaltselektronik auseinander. Anhand von Preisdaten eines Preisvergleichsdiensts über einen Zeitraum von acht Monaten kann gezeigt werden, dass der Bestpreis langfristig durch unterschiedliche Händler erzielt wird, kurzfristig aber einzelne Händler versuchen beständig den Bestpreis anzubieten. Bei Konstant halten der analysierten Artikel nimmt die Preisstreuung über den Beobachtungszeitraum hinweg zu und beim Großteil der Artikeln kann ein Produkt-Lebenszyklus Pricing nachgewiesen werden. Zuletzt kann noch der Einsatz von Pricebots bei mehreren Online-Händlern beobachtet werden. Dabei werden zur Analyse VAR-Modelle spezifiziert, die die zeitlichen Interdependenzen der verschiedenen Pricebots untereinander zum Teil gut abbilden können.

Das vorliegende Paper deckt Forschungsbedarf in zwei Richtungen auf. Zum einen wird erstmals der praktische Einsatz von Pricebots aus einer marktbeobachtenden Perspektive beschrieben. In diesem Bereich gilt es die Lücke zwischen theoretischen Arbeiten und dem tatsächlichen

praktischen Einsatz von Pricebots weiter zu schließen. Während komplexe theoretische Modelle entwickelt wurden, hat sich scheinbar in der Praxis – wissenschaftlich nicht dokumentiert – der Einsatz von Pricebots mit einfachen Optimierungsstrategien etabliert. Deren Anwendung gilt es weiter zu beschreiben wobei marktbeobachtende, als auch unternehmensinterne Perspektiven gewählt werden sollten. Zum anderen gilt es die Forschung im Bereich der dynamischen Preisfestsetzung voranzutreiben. In dem beschriebenen spezifischen Markt, wie er durch einen Preisvergleichsdienst mit quasi-Monopolstellung geschaffen wird, stellt sich für einen teilnehmenden Händler die Frage, inwiefern er seine Preise optimal festlegen kann. Dabei sollten die durch den Preisvergleichsdienst aggregierten Wettbewerberinformationen zum eigenen Vorteil nutzbar sein und zusätzlich die Existenz von Pricebots bei Mitbewerbern berücksichtigt werden. Die Simulierung der Wettbewerberdynamiken mittels VAR-Modellen ist ein bisher wenig beachteter Einsatz, der durch zukünftige Forschung weiter behandelt werden sollte.

Literatur

- [1] BAYE, M. R. und GATTI, J. R. J. und KATTUMAN, P. und MORGAN, J., A Dashboard for Online Pricing, in: *California Management Review* 50(1) (2007), S. 202–216.
- [2] BAYE, M. R. und MORGAN, J. und SCHOLTEN, P., Temporal price dispersion: Evidence from an online consumer electronics market, in: *Journal of Interactive Marketing* 18(4) (2004), S. 101–115.
- [3] BAYE, M. R. und MORGAN, J. und SCHOLTEN, P., Persistent Price Dispersion in Online Markets, in: Jansen, D. W. (Hrsg.): *The New Economy & Beyond: Past Present and Future*, Edward Elgar, S. 122–143, Cheltenham 2006.
- [4] BRYNJOLFSSON, E. und SMITH, M. D., Frictionless commerce? A comparison of Internet and conventional retailers, in: *Management Science* 46(4) (2000), S. 563–585.
- [5] BRYNJOLFSSON, E. und SMITH, M. D., *The Great Equalizer? Consumer Choice Behavior at Internet Shopbots*, MIT Sloan Working Paper, Cambridge 2001.
- [6] DECK, C. A. und WILSON, B. J., Automated Pricing Rules in Electronic Posted Offer Markets, in: *Economic Inquiry* 41(2) (2003), S. 208–223.
- [7] ELLISON, G. D. und ELLISON, S. F., Search, Obfuscation, and Price Elasticities on the Internet, MIT Department of Economics Working Paper No. 04-27, Boston 2004.
- [8] FAHRMEIR, L. und KÜNSTLER, R. und PIGEOT, I. und TUTZ, G., *Statistik: Der Weg zur Datenanalyse*, 6. Auflage., Springer, Berlin et al. 2007.
- [9] GREENWALD, A. R. und KEPHART, J. O. und TESAURO, G. J., *Strategic Pricebot Dynamics*, Denver 1999.
- [10] HELO, P., Managing agility and productivity in the electronics industry, in: *Industrial Management & Data Systems* 104(7) (2004), S. 567–577.
- [11] KANNAN, P. und KOPALLE, P. K., Dynamic Pricing on the Internet: Importance and Implications for Consumer Behavior, in: *International Journal of Electronic Commerce* 5(3) (2001), S. 63–83.
- [12] KAUFFMAN, R. S. und WOOD, C.A., Follow the Leader? Strategic Pricing in E-Commerce, in: *ICIS '00: Proceedings of the twenty first international conference on Information systems* (2000), S. 145–151
- [13] KEPHART, J. O. und HANSON, J. E. und GREENWALD, A. R., Dynamic Pricing by Software Agents, in: *Computer Networks* 32(6) (2000), S. 731–753.
- [14] KUTTNER, R., The Net: A Market Too Perfect For Profits, in: *Business Week* May 11(3577) (1998), S. 20.
- [15] LE BLANC, L. A. und CURASI, C. F., Differential Pricing for Electronics on the Internet and Competing Channels, in: *Quarterly Journal of Electronic Commerce* 3(2) (2002), S. 97–110.
- [16] LÜTKEPOHL, H., *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer, Berlin Heidelberg 2005.
- [17] MINDERHOUD, S. und FRASER, P., Shifting paradigms of product development in fast and dynamic markets, in: *Reliability Engineering and System Safety* 88(2) (2005), S. 127–135.
- [18] PECHTL, H., *Preispolitik*, Lucius & Lucius, Stuttgart 2005.
- [19] PINDYCK, R. S. und RUBINFELD, D. L., *Mikroökonomie*, 5. Auflage, Pearson Studium, München et al. 2003.
- [20] SAHAY, A., How to Reap Higher Profits With Dynamic Pricing, in: *MIT Sloan Management Review* 48(4) (2007), S. 52–60.
- [21] SCHNEIDER, H. und ALBERS, S., Retailer Competition in Shopbots: Do Retailers Pursue a Store Positioning Strategy? In: *Proceedings of the 36th EMAC Conference*, Reykjavik 2007.
- [22] STEWART, K. G., *Introduction to Applied Econometrics*, Brooks/Cole Thomson, Belmont et al. 2005.
- [23] XING, X., Does price converge on the internet? Evidence from the online DVD market, in: *Applied Economics Letters* 15(1) (2008), S. 11–14.
- [24] ZANKER, M. und CECH, J. und RUSS, C., Geizhals.at: vom Preisvergleich zur E-Commerce Serviceplattform, in: *Handbuch Electronic Customer Care. Der Weg zur digitalen Kundennähe*. Physica, S. 295–306, Heidelberg 2004.