

Zur Berücksichtigung von Heterogenität versus funktionaler Flexibilität in Absatzreaktionsmodellen: Eine empirische Studie auf Basis von Handelsdaten



Anett Weber · Winfried J. Steiner

Zusammenfassung: Der vorliegende Beitrag beschäftigt sich mit der Modellierung von Absatzreaktionsfunktionen im Kontext von Handelsdaten. Im Mittelpunkt steht dabei die insbesondere auch aus Praxissicht relevante Frage, ob sich die Inkaufnahme einer höheren Modellkomplexität, welche durch die Berücksichtigung von Heterogenität einerseits bzw. von größerer funktionaler Flexibilität andererseits gegenüber einem einfachen parametrischen Absatzreaktionsmodell entsteht, lohnt. Dazu werden im Rahmen einer empirischen Anwendung auf der Basis von Handelsscannerdaten entsprechende Absatzreaktionsfunktionen geschätzt und anhand der Anpassungsgüte, Prognosevalidität, den resultierenden Preiselastizitäten sowie den geschätzten Verläufen für Preis- und Konkurrenzpreiseffekte miteinander verglichen. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass die Berücksichtigung von Heterogenität nicht per se vorteilhaft sein muss, die flexible (nicht- bzw. semiparametrische) Modellierung von Absatzreaktionen dagegen erhebliche Potenziale für Modellverbesserungen in sich birgt.

Schlüsselwörter: Absatzreaktionsfunktionen · Preis- und Kreuzpreiseffekte · Preiselastizitäten · Heterogenität · Funktionale Flexibilität

JEL Classification: M31 · C11 · C33

Eingegangen: 05.01.2012 / **Online publiziert:** 10.11.2012
© Springer Fachmedien Wiesbaden 2012

Dipl.-Math. A. Weber (✉)

Abteilung für Betriebswirtschaftslehre und Marketing, Institut für Wirtschaftswissenschaft,
Technische Universität Clausthal, Julius-Albert-Str. 6,
38678 Clausthal-Zellerfeld, Deutschland
E-Mail: anett.weber@tu-clausthal.de

Prof. Dr. W. J. Steiner

Abteilung für Betriebswirtschaftslehre und Marketing, Institut für Wirtschaftswissenschaft,
Technische Universität Clausthal, Julius-Albert-Str. 2,
38678 Clausthal-Zellerfeld, Deutschland
E-Mail: winfried.steiner@tu-clausthal.de

1 Einleitung

Absatzreaktionsfunktionen beschreiben den Zusammenhang zwischen dem Absatz eines Produktes und verschiedenen, den Absatz mutmaßlich beeinflussenden Größen. Im Zusammenhang mit der Analyse von Absatzdaten des Handels sind dies i. d. R. Produktpreise, Verkaufsförderungsmaßnahmen wie z. B. der Einsatz von Displays oder Features, oder auch weitere Faktoren wie Saisonvariablen bzw. Kalendereffekte (z. B. Osterfeiertage, Weihnachtsfeiertage). Preisreaktions- oder Preisabsatzfunktionen als Spezialfall von Absatzreaktionsfunktionen untersuchen ausschließlich den Einfluss von Preisen und/oder Konkurrenzpreisen auf Absatzzahlen. Mit der Verfügbarkeit von Scannerdaten auf Store-Ebene (d. h. für einzelne Geschäfte eines Händlers) und der dadurch enorm verbesserten Datenqualität hat im Übrigen auch das kommerzielle Interesse an ökonomischen Anwendungen stark zugenommen (van Heerde et al. 2002). In den meisten ökonomischen Beiträgen zum Thema „store sales modeling“, so auch im vorliegenden Beitrag, steht dabei der Zusammenhang zwischen Preisen und Absätzen im Mittelpunkt der Betrachtungen.

Die Schätzung von Absatz- bzw. Preisreaktionsfunktionen zur Analyse von Handelsdaten stellt Wissenschaftler und Praktiker heutzutage vor zwei wesentliche Probleme: Einerseits war lange Zeit trotz zahlreicher Untersuchungen zu diesem Thema (z. B. Blattberg et al. 1995; Foekens et al. 1999; Kopalle et al. 1999) nur wenig über die funktionale Form von Absatz- bzw. Preisreaktionsfunktionen bekannt. Die meisten Studien verwendeten strikt parametrische Funktionsformen, wie z. B. ein multiplikatives Modell (z. B. Andrews et al. 2008; Kopalle et al. 1999; van Heerde et al. 2002) oder ein exponentielles Modell (z. B. Blattberg und George 1991; Montgomery 1997), wobei Modellvergleiche im Hinblick auf die „beste“ Funktionsform unterschiedliche Ergebnisse lieferten (z. B. Blattberg und Wisniewski 1987; Hruschka 1997). Andererseits rückt in jüngeren Beiträgen das Thema Heterogenität, d. h. die Annahme systematischer und identifizierbarer Unterschiede im Konsumentenverhalten an verschiedenen Geschäftsstandorten eines Händlers (Hoch et al. 1995), zunehmend in den Vordergrund. Hruschka (2006a) teilt die vorliegenden Studien zur Schätzung von Absatzreaktionsfunktionen in zwei Gruppen ein: Während die erste Gruppe von Studien mögliche Heterogenität in der Absatz- bzw. Preisreaktion über einzelne Handelsgeschäfte zulässt, hierzu jedoch ausschließlich parametrische Funktionsformen zugrunde legt (z. B. Andrews et al. 2008; Blattberg und George 1991; Hruschka 2006b; Montgomery 1997), sieht die zweite Forschungsrichtung die Berücksichtigung flexiblerer Funktionsformen über sog. nicht- bzw. semiparametrische Spezifikationen vor, allerdings auf Kosten der Annahme homogener Marketing-Mix-Effekte über alle Handelsgeschäfte (z. B. Brezger und Steiner 2008; Kalyanam und Shively 1998; Steiner et al. 2007; van Heerde et al. 2001).

In der Marketing-Literatur finden sich z. T. widersprüchliche Erkenntnisse über die potenziellen Vorteile einer Einbeziehung von Heterogenität in Absatzreaktionsfunktionen. Montgomery (1997) verknüpft in einem Hierarchischen Bayes (HB) Ansatz etwaige geschäftsspezifische Unterschiede in der Reaktion auf Marketing-Maßnahmen des Händlers mit demografischen Merkmalen und Wettbewerbscharakteristika der Handelsgebiete der einzelnen Geschäfte. Er kann zeigen, dass sein HB-Modell, welches geschäftsspezifische Koeffizienten schätzt, eine höhere Prognosevalidität aufweist als ein homogenes Modell, welches keine Variation der Koeffizienten über die einzelnen Geschäfte zulässt

und demnach geschäftsspezifische Unterschiede ignoriert. Darüber hinaus demonstriert seine Studie, dass Mikromarketing in Form individueller Preissetzungsstrategien für einzelne Geschäfte im Vergleich zu einer einheitlichen Preispolitik für alle Geschäfte die Gewinnspanne eines Händlers erhöhen kann. Auch Hruschka (2006b) vergleicht erwartete Gewinne aus einem homogenen Modell und einem HB-Modell miteinander, allerdings unter der Prämisse, dass der Händler in beiden Fällen eine einheitliche Preispolitik für alle Geschäfte wählt. Im Gegensatz zu einer geschäftsindividuellen Preissetzungsstrategie à la Montgomery (1997) bestätigt sich hier nicht, dass das HB-Modell zu höheren Gewinnen führt. Andrews et al. (2008) konnten zeigen, dass ein HB-Modell zwar eine bessere Datenanpassung und Vorhersagegenauigkeit aufweisen kann, die Unterschiede zu einem homogenen Absatzreaktionsmodell jedoch ausgesprochen gering ausfallen. Darüber hinaus liefert das HB-Modell gegenüber dem homogenen Modell in der Studie von Andrews et al. (2008) keine Verbesserung der Genauigkeit geschätzter Marketing-Mix-Elastizitäten.

Die Modellierung von Absatzreaktionsfunktionen erfolgt im Marketing häufig parametrisch (so auch in den im vorangegangenen Absatz aufgeführten Studien), was a priori die Festlegung einer funktionalen Form erforderlich macht. Falls diese angenommene Spezifikation korrekt ist, führen parametrische Regressionsmodelle zu konsistenten Schätzern (Leeftang et al. 2000). Eine Vielzahl von Studien hat jedoch gezeigt, dass Marketing-Mix-Effekte, insbesondere Eigen- und Kreuzpreiseffekte, komplexe Nichtlinearitäten aufweisen können (z. B. Brezger und Steiner 2008; Kalyanam und Shively 1998; Steiner et al. 2007; van Heerde et al. 2001), welche durch parametrische Modelle nur schwer oder überhaupt nicht abgebildet werden können. Diese Nichtlinearitäten können bspw. durch die Existenz von Schwellen- und/oder Sättigungseffekten begründet sein. Ein Schwelleneffekt liegt vor, wenn ein gewisses Ausmaß an Marketinganstrengungen (z. B. eine Preissenkung in bestimmter Höhe) erforderlich ist, bevor sich überhaupt eine Absatzwirkung einstellt. Sättigungseffekte im Absatz sind dagegen durch abnehmende Grenzerträge bei steigenden Marketinganstrengungen gekennzeichnet (Hanssens et al. 2003). Beispielsweise erscheint die Annahme plausibel, dass Absatzsteigerungen bei bereits sehr niedrigem Preis durch weitere Preissenkungen immer schwieriger werden bzw. auch eine endliche Absatzobergrenze existieren kann. Ein weiterer möglicher Grund für „Unregelmäßigkeiten“ im Verlauf einer Absatzreaktionsfunktion kann die Existenz von Marktsegmenten mit unterschiedlichen Reservationspreisen sein (Kalyanam und Shively 1998). Nicht- bzw. semiparametrische Modellierungsansätze haben den Vorteil, dass der Verlauf einer Absatzreaktionsfunktion gerade nicht durch theoretische Vorüberlegungen festgelegt, sondern einzig und allein aus den empirischen Daten heraus determiniert wird (Hanssens et al. 2003). Kalyanam und Shively (1998) modellieren Preiseffekte mit Hilfe von stochastischen kubischen Splines und zeigen, dass parametrische und nichtparametrische Absatzreaktionsmodelle zu unterschiedlichen Preisen führen, was demnach unterschiedliche Managementimplikationen zur Folge hätte. van Heerde et al. (2001) verwenden einen Kernel-Regressionsansatz, während Brezger und Steiner (2008) und Steiner et al. (2007) Preiseffekte durch Regressionsplines, sog. P-Splines, abbilden. Letztere drei Studien bescheinigen den semiparametrischen Modellen eine bessere Prognosevalidität. Darüber hinaus können van Heerde et al. (2001) in mehreren Produktkategorien für diverse Marken umgekehrt s-förmige Eigenpreiseffekte mit deutlichen Schwellen- und Sättigungseffekten nachweisen.

Obige Ergebnisse zeigen einerseits, dass die Berücksichtigung von Heterogenität zwischen verschiedenen Geschäften durchaus Vorteile mit sich bringen kann, andererseits eine flexible Modellierung zu erheblichen Verbesserungen in punkto Modellanpassung und Prognosegüte führen kann. Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die Unterschiede zwischen heterogenen und flexiblen Modellierungsansätzen zur Analyse von Handelsdaten genauer zu untersuchen. Dazu werden im Folgenden ein heterogenes parametrisches und ein homogenes semiparametrisches Absatzreaktionsmodell betrachtet und beide Ansätze im Rahmen einer empirischen Anwendung mit Handelsscannerdaten anhand der Anpassungsgüte, der Prognosevalidität, den resultierenden Preiselastizitäten sowie den Verläufen der geschätzten Preiseffekte verglichen. Besonderes Augenmerk liegt auf der aus Praxissicht wichtigen Frage: Lohnt sich die Inkaufnahme einer wesentlich höheren Modellkomplexität, die durch die zusätzliche Berücksichtigung von Heterogenität einerseits bzw. von funktionaler Flexibilität andererseits gegenüber einem einfachen homogenen Modell (das weder Heterogenität noch Flexibilität bei der Schätzung von Absatzreaktionen erlaubt) entsteht? Komplexere Absatzreaktionsfunktionen werden bei Produktmanagern bzw. allgemein in der Managementpraxis nur dann auf Akzeptanz stoßen, wenn sich gegenüber dem sparsameren homogenen Modell deutliche Vorteile (bspw. im Hinblick auf die Prognosegüte) oder grundlegend andere Managementimplikationen (bspw. im Hinblick auf Preiselastizitäten oder Gewinne) einstellen. Rossi und Allenby (2003, S. 316) werfen zudem die Frage auf, ob nicht ein Teil der in einem parametrischen Modell aufgedeckten Heterogenität auf die fehlende Berücksichtigung von funktionaler Flexibilität zurückzuführen sein könnte. Ist ein nicht- bzw. semiparametrisches Modell möglicherweise flexibel genug, um zumindest einen Teil der Heterogenität in den Daten abzubilden? Nicht zuletzt deuten die Untersuchungen von Andrews et al. (2008) auch darauf hin, dass das Ausmaß an Heterogenität in aggregierten Daten wie den hier zugrunde liegenden Handelsdaten deutlich geringer als in disaggregierten Verbraucherpaneldaten oder individuellen Präferenzdaten sein könnte. Der vorliegende Beitrag versucht, passende Antworten auf alle diese Fragen zu geben.

Hruschka (2006a) verbindet erstmals die beiden Aspekte Heterogenität und funktionale Flexibilität bei der Schätzung eines Absatzreaktionsmodells. Sein flexibles Modell basiert auf einem künstlichen neuronalen Netzwerk (speziell einem Multilayer Perzeptron), welches eingebettet in einen hierarchischen Bayes-Ansatz geschäftsindividuelle Koeffizienten schätzt. Hruschka geht dabei der Frage nach, ob und wie vorteilhaft sich funktionale Flexibilität auf die Datenanpassung und die geschätzten Preiseffekte auswirkt, wenn bereits von einem heterogenen Modell ausgegangen wird. Er stellt damit die Notwendigkeit einer Einbeziehung von Heterogenität bei der Analyse von Handelsdaten außer Frage und verzichtet daher auch auf einen Vergleich mit dem einfachen homogenen Modell. Der vorliegende Beitrag zeigt jedoch, dass eine Berücksichtigung von Heterogenität nicht per se vorteilhaft sein muss, was in praktischen Anwendungen eine deutliche Verringerung der Modellkomplexität bedeuten würde. Auch die Erkenntnisse bei Hruschka (2006b) – wie oben bereits als Pendant zur Studie von Montgomery (1997) angeführt – können als Indiz dafür gelten, dass das Thema Heterogenität im Zusammenhang mit der Analyse von Handelsdaten möglicherweise überschätzt wird. Darüber hinaus deuten die empirischen Ergebnisse dieses Beitrags darauf hin, dass die nicht- bzw. semiparametrische Modellierung von Absatzreaktionen deutlich größere Potenziale für Modellverbesserungen birgt.

Der Beitrag ist wie folgt strukturiert: Im nächsten Abschnitt werden zunächst die unterschiedlichen Absatzreaktionsmodelle vorgestellt. Anschließend werden die einzelnen Modellansätze im Rahmen einer empirischen Anwendung mit Scannerdaten aus Geschäften einer großen Handelskette miteinander verglichen und Unterschiede herausgearbeitet. Der Beitrag schließt mit einer Zusammenfassung und einer Diskussion der Ergebnisse.

2 Modellspezifikation

Absatzreaktionsfunktionen lassen sich entweder als strikt parametrische Modelle oder aber auch als nicht- bzw. semiparametrische Modelle spezifizieren. Parametrische Ansätze unterstellen eine bestimmte funktionale Form des Zusammenhangs, so dass a priori ein Funktionstyp festgelegt werden muss. Das wohl bekannteste parametrische Absatzreaktionsmodell ist das lineare Modell, welches einen linearen Zusammenhang zwischen z. B. Preisen und der Absatzmenge und folglich konstante Grenzabsätze impliziert. Unabhängig vom jeweiligen Preisniveau führen dann annahmegemäß gleich große Preisänderungen stets zu gleich großen Absatzmengenänderungen. Empirische Befunde weisen jedoch im Bereich kurzlebiger Konsumgüter (die hier im Folgenden betrachtet werden) auf ausgeprägte nichtlineare Verläufe von Absatzreaktionsfunktionen hin (z. B. Brezger und Steiner 2008; Kalyanam und Shively 1998; Steiner et al. 2007; van Heerde et al. 2001), so dass dem linearen Modell hier kaum noch Bedeutung beigemessen wird. Die in der einschlägigen Literatur am häufigsten verwendete parametrische nichtlineare Spezifikation zur Abbildung von Absatzreaktionen ist das multiplikative Modell (Hanssens et al. 2003), insbesondere auch zur Schätzung von Preiselastizitäten (Tellis 1988). Häufige Anwendung findet auch das exponentielle Modell, des Weiteren kommen bisweilen semilogarithmische und logreziproke Spezifikationen zum Einsatz (eine ausführlichere Diskussion von Vor- und Nachteilen unterschiedlicher parametrischer Absatzreaktionsfunktionen mit Literaturverweisen findet man bei Hruschka 1996, 1997 oder Steiner und Weber 2009).

Parametrische Absatzreaktionsfunktionen sind i. d. R relativ einfach zu schätzen. Möglicherweise kann jedoch selbst das „beste“ parametrische Modell den wahren Funktionsverlauf nicht adäquat reproduzieren, falls komplexe Nichtlinearitäten ausgelöst z. B. durch Schwellen- und/oder Sättigungseffekte auftreten. Eine vielversprechende Alternative zur Abbildung nichtlinearer Zusammenhänge bietet sich deshalb mit nichtparametrischen Absatzreaktionsmodellen. Ihre größere Flexibilität gegenüber parametrischen Modellen rührt daher, dass der Zusammenhang zwischen den betreffenden Variablen (z. B. Preis und Absatz) unmittelbar aus den vorliegenden empirischen Daten herausgeschätzt wird, ohne sich a priori auf eine bestimmte Funktionsform festlegen zu müssen. Von semiparametrischen Absatzreaktionsfunktionen im vorliegenden Kontext spricht man schließlich, wenn Preisreaktionen flexibel (d. h. nichtparametrisch) geschätzt, andere Effekte wie z. B. Display- oder Kalendereffekte dagegen parametrisch modelliert werden.

Nachfolgend werden die im empirischen Teil des Beitrags zur Anwendung kommenden parametrischen und semiparametrischen Absatzreaktionsmodelle näher beschrieben.

2.1 Parametrische Modelle

Ausgangspunkt für die Untersuchung bildet zunächst aufgrund seiner weiten Verbreitung das multiplikative bzw. doppelt-logarithmische Absatzreaktionsmodell (z. B. Diller 2008; Hruschka 1996; Simon und Fassnacht 2009; Steiner und Weber 2009). Die logarithmierten Absatzstückzahlen einer Marke werden dabei als Summe aus Eigen- und Kreuzpreiseffekten sowie Display-, Kalender- und 9er-Preis-Effekten modelliert, wobei letztere die Wirkung gebrochener Preise und etwaige damit verbundene Preisschwelleneffekte erfassen:

$$\ln Q_{mit} = \alpha_{mi} + \sum_{j=1}^J \beta_{mj} \ln(P_{jit}) + \gamma_m D_{mit} + \eta_m E_t + \tau_m F_{mit} + \varphi_m G_{mit} + \varepsilon_{mit},$$

$$\varepsilon_{mit} \sim N(0, \sigma^2), \quad (1)$$

mit

- Q_{mit} Absatz der Marke m ($m = 1, \dots, J$) in Geschäft i ($i = 1, \dots, N$) und Woche t ($t = 1, \dots, T_i$);
- P_{jit} beobachteter Stückpreis der Marke j in Geschäft i und Woche t ;
- D_{mit} Dummy-Variable, welche angibt, ob ein Display für die Marke m in Geschäft i und Woche t eingesetzt wurde (= 1) oder nicht (= 0);
- E_t Dummy-Variable, welche angibt, ob in der Woche t ein oder mehrere Feiertage liegen (= 1) oder nicht (= 0);
- F_{mit} Dummy-Variable, welche angibt, ob es sich beim Preis der Marke m in Geschäft i und Woche t um einen einfachen 9er-Preis (z. B. \$1,39) handelt (= 1) oder nicht (= 0);
- G_{mit} Dummy-Variable, welche angibt, ob es sich beim Preis der Marke m in Geschäft i und Woche t um einen 99er-Preis (z. B. \$1,99) handelt (= 1) oder nicht (= 0);
- α_{mi} zufälliger geschäftsspezifischer Baseline-Effekt für die Marke m , der Unterschiede im Normabsatz zwischen den einzelnen Geschäften erfasst;
- β_{mj} Eigenpreiseffekt ($j = m$) und Kreuzpreiseffekte ($j \neq m$) bzgl. Marke m ;
- γ_m Display-Effekt für Marke m ;
- η_m Kalendereffekt aufgrund von Feiertagen bei Marke m ;
- τ_m einfacher 9er-Preis-Effekt für Marke m ;
- φ_m 99er-Preis-Effekt für Marke m ;
- ε_{mit} Fehlerterm.

Die multiplikative Absatzreaktionsfunktion impliziert einen konvexen, monoton fallenden Kurvenverlauf für den Eigenpreiseffekt (für $\beta_{mm} \leq 0$) und erlaubt in Abhängigkeit der geschätzten Kreuzpreisparameter β_{mj} ($j \neq m$) sowohl konkave als auch konvexe, jeweils monoton steigende Kurvenverläufe für Konkurrenzpreiseffekte (für $0 \leq \beta_{mj} \leq 1$ bzw. $\beta_{mj} \geq 1$). Modell (1) unterstellt homogene Absatzeffekte in allen Geschäften, Heterogenität zwischen Geschäften kann sich lediglich im Baseline-Effekt (der z. B. unterschiedlich großen Verkaufsflächen Rechnung trägt) niederschlagen.

Um etwaige Heterogenität in der Absatzreaktion auf Marketing-Maßnahmen zwischen einzelnen Geschäften des Händlers zu berücksichtigen, wird die Annahme konstanter Koeffizienten über alle Geschäfte für die Preiseffekte und den Displayeffekt aufgehoben

(was durch die zusätzliche Einführung des Geschäftsindex i bei Preis- und Displayeffekten zum Ausdruck kommt):

$$\ln Q_{mit} = \alpha_{mi} + \sum_{j=1}^J \beta_{mij} \ln (P_{jit}) + \gamma_{mi} D_{mit} + \eta_m E_t + \tau_m F_{mit} + \varphi_m G_{mit} + \varepsilon_{mit}, \quad (2)$$

$$\varepsilon_{mit} \sim N(0, \sigma^2).$$

Durch Unterdrückung des Markenindex m zur besseren Darstellung lässt sich Modell (2) für ein Geschäft i in kompakter Matrixschreibweise darstellen als

$$y_i = \alpha_i + X_i \beta_i + W_i \delta + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 I_{T_i}). \quad (3)$$

Dabei repräsentiert y_i den Vektor der T_i beobachteten logarithmierten Absatzzahlen für Marke m im Geschäft i , X_i eine $T_i \times d$ Designmatrix für die geschäftsspezifischen Effekte (eigener Preiseffekt, Konkurrenzpreis- und Displayeffekte), und W_i eine $T_i \times r$ Designmatrix für die verbleibenden (sog. fixen) Effekte, die über alle Geschäfte gleich sind (Kalender- und Preisendungeffekte).¹ Verwendet man in Modell (2) auf der rechten Seite der Gleichung anstelle der logarithmierten beobachteten Preise ($j = 1, \dots, J$) die unlogarithmierten Werte, so resultiert das exponentielle Modell, das in der empirischen Studie dieses Beitrags als weiteres parametrisches Modell geschätzt wird.

Unter der Annahme, dass die unbekannt Parameter des Absatzreaktionsmodells (nachfolgend allgemein mit θ bezeichnet) keine deterministischen Größen sind, sondern einer bestimmten Wahrscheinlichkeitsverteilung unterliegen, kann Modell (3) in ein Bayesianisches Modell überführt werden. Ein solches Bayesianisches Modell besteht aus einer Priori-Verteilung $p(\theta)$ für die zu schätzenden Parameter (vgl. Fahrmeir et al. 2007, S. 478), sowie aus einem sog. Beobachtungsmodell $p(y|\theta)$, welches die in den empirischen Daten y enthaltene Information berücksichtigt. $p(y|\theta)$ spezifiziert die bedingte Verteilung der Daten y bei gegebenen Parametern θ und wird als Likelihood-Funktion bezeichnet (vgl. Rossi et al. 2005, S. 14). Über den Satz von Bayes erhält man schließlich die Posteriori-Verteilung $p(\theta|y) \propto p(y|\theta)p(\theta)$, welche alle Informationen über die zu schätzenden Parameter θ unter Einbeziehung sowohl der Informationen aus den empirischen Daten als auch der Priori-Verteilung beinhaltet. Die Posteriori-Verteilung resultiert damit aus der Kombination von Likelihood und Priori-Verteilung.

Kennt der Anwender darüber hinaus auch die wahren Werte der Parameter der Priori-Verteilung nicht, so spricht man von einem Hierarchischen Bayes-Modell (HB-Modell). In diesem Fall wird die Verteilung $p(\theta)$ ersetzt durch $p(\theta|v)$ und für die unbekannt Parameter v der Priori-Verteilung wird die Spezifikation einer weiteren Priori-Verteilung $p(v)$ notwendig. v wird als Hyperparameter, $p(v)$ als Hyperpriori-Verteilung bezeichnet. Wichtig in diesem Zusammenhang ist, dass mittels geeigneter Schätztechniken nicht nur die unbekannt Parameter θ , sondern auch die unbekannt Parameter v der Priori-Verteilung ermittelt werden können. Die Hyperparameter werden dabei i. d. R. so gewählt, dass keine starken Annahmen über die Lage der Parameter der Priori-Verteilung damit einhergehen. Man spricht dann von einer uninformativen oder auch diffusen Priori-Verteilung.

Im Modell (3) folgt das Beobachtungsmodell für ein Geschäft i einer multivariaten Normalverteilung mit Erwartungswert $\alpha_i + X_i \beta_i + W_i \delta$ und Kovarianzmatrix $\sigma^2 I_{T_i}$. Die

unbekannten Parameter θ , die es zu schätzen gilt, sind also $\alpha_i, \beta_i, i = 1, \dots, N, \delta$ und σ^2 . Als Priori-Verteilung für den Vektor β_i der geschäftsspezifischen Koeffizienten wird eine multivariate Normalverteilung

$$\beta_i \sim N(\bar{\beta}, V) \tag{4}$$

mit a priori ebenfalls unbekanntem Parametern $\bar{\beta}$ und V angenommen. Dies impliziert, dass die Koeffizienten β_i einerseits für alle Geschäfte verschieden sein können, andererseits jedoch nicht beliebig weit voneinander (bzw. vom mittleren Effekt $\bar{\beta}$) abweichen dürfen, was auch als „shrinkage estimation“ bezeichnet wird (Hruschka 2006a). Die Kovarianzmatrix V bestimmt das Ausmaß der Heterogenität zwischen den Marketing-Mix-Effekten der einzelnen Geschäfte (Andrews et al. 2008).

An dieser Stelle sei bemerkt, dass das homogene Modell für $V = 0$ einen Spezialfall des HB-Modells darstellt. In diesem Fall gilt $\beta_i = \bar{\beta}$ für alle i , d. h. die geschäftsspezifischen Koeffizienten variieren nicht, sondern sind für alle Geschäfte gleich (vgl. Modell (1)).

Für die geschäftsunabhängigen Effekte δ (Kalendereffekte, Preisendungeffekte) und $\bar{\beta}$ (Populationsmittelwert) werden nichtinformative Priori-Verteilungen $\delta, \bar{\beta} \propto const$ gewählt, was jedem möglichen Parameterwert δ bzw. $\bar{\beta}$ a priori den gleichen Wahrscheinlichkeitswert zuordnet. Zur Vervollständigung der Bayesianischen Modellspezifikation ist es üblich, den unbekanntem Varianzparametern V und σ^2 konjugierte Priori-Verteilungen zuzuordnen (Andrews et al. 2008; Montgomery 1997). Eine konjugierte Priori-Verteilung für einen Parameter liegt vor, wenn diese kombiniert mit der Likelihood (gegeben alle anderen Parameter) zu einer bedingten Verteilung führt, die vom gleichen Verteilungstyp wie die Priori-Verteilung ist (z. B. Fahrmeir et al. 2007). So erhält die Kovarianzmatrix V eine inverse Wishart-Verteilung $IW(a_{0V}, B_{0V})$ und die Fehlervarianz σ^2 eine inverse Gamma-Verteilung $IG(a_0\sigma, b_0\sigma)$ als Priori. Die geschäftsspezifischen Effekte $\alpha_i, i = 1, \dots, N$, für den Normabsatz einer Marke im Geschäft i werden a priori als normalverteilt mit Erwartungswert \bar{a} (und $\bar{a} \propto const$) und Varianz $\tau_{\alpha_i}^2$ angenommen, wobei der Varianzparameter $\tau_{\alpha_i}^2$ ebenfalls eine inverse Gammaverteilung $IG(a_{0\alpha_i}, b_{0\alpha_i})$ als Hyperpriori-Verteilung erhält.

2.2 Semiparametrisches Modell

In der semiparametrischen Modellspezifikation werden die Eigen- und Kreuzpreiseffekte einer Marke durch flexible nichtparametrische Funktionen modelliert, die additiv miteinander verknüpft sind. Die Modellierung der übrigen Variablen, d. h. der geschäftsspezifischen Baseline- und Displayeffekte sowie der Feiertags- und Preisendungs-Effekte, erfolgt wie zuvor über eine parametrische Spezifikation. Demnach ergibt sich folgendes Modell:

$$\ln Q_{mit} = \alpha_{mi} + \sum_{j=1}^J f_{mj}(P_{jit}) + \gamma_{mi} D_{mit} + \eta_m E_t + \tau_m F_{mit} + \varphi_m G_{mit}, \tag{5}$$

$$\varepsilon_{mit} \sim N(0, \sigma^2),$$

mit unbekanntem Funktionen $f_{mj}(P_{jit}), j = 1, \dots, J$, welche die Preiseffekte der Marken $j, j = 1, \dots, J$, auf den Absatz der Marke m (mit $j = m$ als Eigenpreiseffekt und $j \neq m$ als den entsprechenden Kreuzpreiseffekten) darstellen.

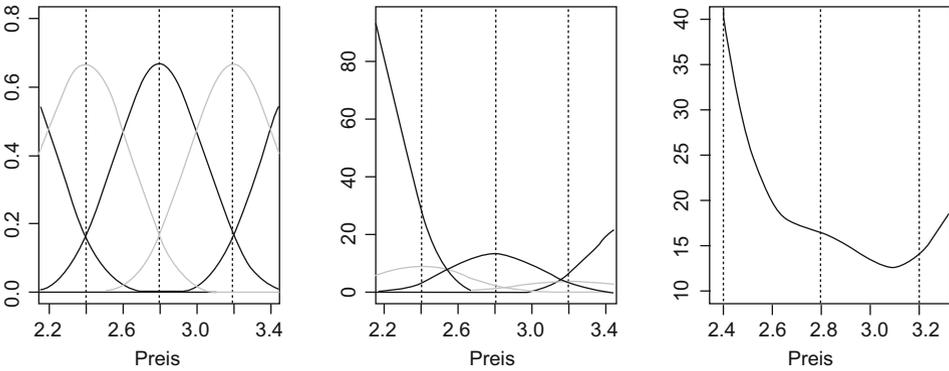


Abb. 1: B-Spline-Basisfunktionen (*links*), gewichtete B-Spline-Basisfunktionen (*Mitte*) und resultierender Spline

In Anlehnung an Steiner et al. (2007) wird eine Bayesianische Variante des P-Spline-Ansatzes, der von Eilers und Marx (1996) in die Literatur eingeführt wurde, verwendet. Dabei werden die unbekannt Funktionen $f_{mj}(P_{jit})$ im Intervall der beobachteten Preise durch kubische Splines, d. h. durch stückweise (stetig) zusammengesetzte Funktionen aus Polynomen vom Grad 3, mit äquidistanten Knoten approximiert. Der große Vorteil einer Verwendung von Splines liegt in ihrer Darstellbarkeit als Linearkombination einer endlichen Anzahl von Basisfunktionen, wobei hier B-Spline-Basisfunktionen zur Anwendung kommen.² Der j -te Preiseffekt lässt sich dann schreiben als³

$$f_j(P_j) = \sum_{k=1}^{K_j} \beta_{jk} B_{jk}(P_j). \tag{6}$$

Hierbei stellen B_{jk} , $k = 1, \dots, K_j$, die B-Spline-Basisfunktionen dar, während β_{jk} , $k = 1, \dots, K_j$, die Regressionskoeffizienten der j -ten B-Spline-Basis bezeichnen, die es zu schätzen gilt. Abbildung 1 zeigt auf der linken Seite beispielhaft B-Spline-Basisfunktionen vom Grad 3, welche um die als Knoten verwendeten Preispunkte (z. B. 2,40 €) konstruiert werden. Das mittlere Panel bildet die mit den geschätzten Regressionskoeffizienten gewichteten B-Spline-Basisfunktionen ab. Die rechte Seite von Abb. 1 zeigt schließlich den resultierenden kubischen Spline, der sich nach Aufsummierung der Werte aller sich an einem jeweiligen Preispunkt überlappenden B-Spline-Basisfunktionen ergibt.

Um sicherzustellen, dass der Spline flexibel genug ist, sich an die Daten anzupassen, schlagen Eilers und Marx (1996) eine relativ große Anzahl an Knoten (gewöhnlich zwischen 20 und 40) vor, wobei in der empirischen Studie dieses Beitrags einheitlich 20 Knoten verwendet wurden. Gleichzeitig führen sie einen Strafterm ein, um zu starke Abweichungen benachbarter Regressionskoeffizienten und folglich eine zu raue Funktionsschätzung zu bestrafen, wodurch ein Überfitten der Daten verhindert werden soll.⁴ Mit anderen Worten, die geschätzte Funktion wird weniger rau (im Sinne von weniger oszillierend), wenn benachbarte Regressionskoeffizienten sich weniger stark unterscheiden. Der Strafterm in Eilers und Marx (1996) basiert auf Differenzen der Ordnung d (vgl. Fahrmeir et al. 2007, S. 310). Üblicherweise werden Differenzen zweiter Ordnung verwendet, so

dass der Strafterm im Fall des Splines (6) für den j -ten Preiseffekt durch die folgende Differenz determiniert wird:

$$\Delta^2 \beta_{jk} = \beta_{jk} - 2\beta_{j,k-1} + \beta_{j,k-2}. \quad (7)$$

Wie das parametrische Modell (vgl. Abschn. 2.1) wird auch das semiparametrische Modell (5) aus Gründen einer vergleichbaren Schätzmethodik bayesianisch geschätzt, so dass für die zu ermittelnden Parameter, insbesondere die zu schätzenden B-Spline-Koeffizienten β_{jk} , $k = 1, \dots, K_j$, wieder geeignete Priori-Verteilungen zu spezifizieren sind. Das entsprechende bayesianische Pendant für die Differenzen zweiter Ordnung zur Bestrafung zu starker Abweichungen benachbarter Regressionskoeffizienten stellt dabei ein Random Walk zweiter Ordnung dar (Lang und Brezger 2004):

$$\beta_{jk} = 2\beta_{j,k-1} - \beta_{j,k-2} + u_{jk}, \quad u_{jk} \sim N(0, \tau_j^2). \quad (8)$$

Für die Startwerte $\beta_{j,1}$ und $\beta_{j,2}$ werden nichtinformative Priori-Verteilungen $\beta_{j,1} \propto \text{const}$ bzw. $\beta_{j,2} \propto \text{const}$ angenommen. Der Varianzparameter τ_j^2 übernimmt die Rolle des aus klassischen Ansätzen bekannten Glättungsparameters und kontrolliert das Ausmaß der Rauheit des P-Splines, wobei eine kleine Varianz nahe Null nur geringe Abweichungen zwischen benachbarten Regressionskoeffizienten zulässt. Umgekehrt können die Koeffizienten im Fall einer großen Varianz stark voneinander abweichen, was zu einer rauen Funktionsschätzung führt. Für den ebenfalls unbekanntem Varianzparameter τ_j^2 wird wiederum eine Hyperpriori-Verteilung festgelegt, so dass dieser simultan mit allen anderen Modellparametern mitgeschätzt werden kann. Konkret werden inverse Gamma-Verteilungen $IG(a_{0j}, b_{0j})$ als konjugierte Priori-Verteilungen für die Varianzparameter τ_j^2 , $j = 1, \dots, J$ (wie auch für den Parameter σ^2 in Gl. (5)) verwendet.

Für die parametrisch modellierten Kalender- und Preisendungeffekte werden wie zuvor nichtinformative Priori-Verteilungen eingesetzt, die geschäftsspezifischen Effekte α_{mi} werden wieder a priori als normalverteilt angenommen. Zusätzlich werden für die flexibel modellierten Preiseffekte Monotoniebedingungen eingeführt, um ökonomisch plausible Funktionsverläufe zu gewährleisten (s. Anhang A.1).

3 Empirische Studie

3.1 Daten

Um die einleitend aufgeworfenen Fragen zur Berücksichtigung von Heterogenität versus funktionaler Flexibilität bei der Analyse von Handelsdaten näher zu untersuchen, wurde eine empirische Studie durchgeführt. Der vorliegende Datensatz beinhaltet wöchentliche Scannerdaten für acht Marken der Produktkategorie Orangensaft, welche in Geschäften der Supermarktkette Dominick's Finer Foods im Raum Chicago verkauft werden. Die Daten wurden vom James M. Kilts Center, GSB, University of Chicago, zur Verfügung gestellt und beinhalten Absatzmengen, Stückpreise und Display-Aktivitäten für die acht Marken in 81 Geschäften der Einzelhandelskette über einen Zeitraum von 67 bis 85 Wochen. Tabelle 1 zeigt durchschnittliche, minimale und maximale wöchentliche Marktanteile der acht

Tab. 1: Deskriptive Statistiken für die Marken der Orangensaftkategorie (Standardabweichungen in runden Klammern)

Marke	Durchschnittlicher (min.;max.) wöchentlicher Marktanteil (%)	Durchschnittlicher Preis in \$ (Standardabw.)
Florida Natural	4 [1 ; 45]	2,85 (0,33)
Tropicana Pure	12 [2 ; 64]	2,95 (0,57)
Citrus Hill	8 [1 ; 77]	2,31 (0,36)
Florida Gold	6 [1 ; 78]	2,16 (0,42)
Minute Maid	10 [1 ; 61]	2,21 (0,43)
Tree Fresh	8 [1 ; 61]	2,15 (0,31)
Tropicana	18 [1 ; 70]	2,19 (0,39)
Dominick's	35 [5 ; 92]	1,76 (0,41)

Orangensaftmarken sowie durchschnittliche Preise (inkl. Standardabweichungen) gemittelt über alle Geschäfte und Wochen.

Die acht Marken lassen sich in drei Qualitätsklassen einteilen: die Premiummarken Florida Natural und Tropicana Pure (hergestellt aus frisch gepressten Orangen), die nationalen Marken Citrus Hill, Florida Gold, Minute Maid, Tree Fresh und Tropicana (hergestellt aus gefrorenem Orangensaftkonzentrat) und die Handelsmarke Dominick's der Supermarktkette. Die Qualitätsunterschiede spiegeln sich auch in den unterschiedlichen (Durchschnitts-) Preisen in Tab. 1 wider.

3.2 Modelle und Schätzung

Folgende Modelle werden auf der Basis der oben beschriebenen Daten für jede Marke geschätzt:

- ein homogenes, parametrisches Modell (HomM) (vgl. Gl. (1)),
- ein heterogenes, parametrisches HB-Modell (HetM) (vgl. Gl. (2)) und
- ein homogenes, semiparametrisches Modell (SemiM) (vgl. Gl. (5)).

Zugunsten einer sparsameren Parametrisierung und zur Vermeidung von Multikollinearitätsproblemen aufgrund hoher Korrelationen zwischen Einzelpreisen (vgl. z. B. auch Blattberg und George 1991; Kopalle et al. 1999) erfolgt die Operationalisierung der Konkurrenzpreiseffekte auf der Ebene der Qualitätsklassen. Dazu wird $preis_national_{it}$ als der aus Sicht der betrachteten Marke niedrigste Konkurrenzpreis im Segment der nationalen Marken in Geschäft i und Woche t definiert, und entsprechend $preis_national_{it}$ als der niedrigste Konkurrenzpreis im Segment der Premiummarken in Geschäft i und Woche t (vgl. auch Steiner et al. 2007). Dabei ist zu beachten, dass der Preis der Marke m , für die das Absatzreaktionsmodell jeweils geschätzt wird, bei der Ermittlung von $preis_national_{it}$ ($preis_national_{it}$) unberücksichtigt bleibt, falls es sich bei Marke m um eine nationale Marke (eine Premiummarke) handelt. Wird also z. B. eine Absatzreaktionsfunktion für die nationale Marke *Citrus Hill* geschätzt, steht $preis_national_{it}$ für den niedrigsten Preis der anderen vier nationalen Marken (Florida Gold, Minute Maid, Tree Fresh und Tropicana) in Geschäft i und Woche t . Die Teilaggregation der Konkurrenzpreise trägt ferner auch der Tatsache Rechnung, dass Kreuzpreiseffekte i. d. R. viel

schwächer als Eigenpreiseffekte ausfallen (Hanssens et al. 2003). Vergleichbare Studien operationalisieren Kreuzpreiseffekte entweder noch sparsamer durch die Berücksichtigung nur *einer* aggregierten Konkurrenzpreisvariablen (z. B. Blattberg und George 1991; Kopalle et al. 1999) oder beschränken sich a priori nur auf die stärksten Marken einer Produktkategorie (z. B. Kalyanam und Shively 1998; van Heerde et al. 2001).⁵ Schließlich bezeichnen $preis_Dominicks_{it}$ den Preis der Handelsmarke der Supermarktkette und die Variablen $preis_{it}$ und $display_{it}$ den eigenen Preis und Displayeinsatz (ja/nein) der betrachteten Marke m in Geschäft i und Woche t . Damit ergibt sich bspw. im Falle des homogenen parametrischen Modells (1) folgende Modellspezifikation (der Markenindex m wird der Einfachheit halber wieder unterdrückt)⁶:

$$\begin{aligned} \ln Q_{it} = & \alpha_i + \beta_1 \cdot \ln (preis_{it}) + \beta_2 \cdot \ln (preis_premium_{it}) \\ & + \beta_3 \cdot \ln (preis_national_{it}) + \beta_4 \cdot \ln (preis_Dominicks_{it}) \quad (9) \\ & + \gamma \cdot display_{it} + \eta E_t + \tau F_{it} + \varphi G_{it} + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

Die Schätzung der drei Modelle erfolgt Bayesianisch unter Verwendung von MCMC (Markov Chain Monte Carlo) Methoden. Dabei handelt es sich um Simulationsverfahren, mit deren Hilfe zufällige Werte aus der i. d. R. analytisch unzugänglichen Posteriori-Verteilung gezogen werden (z. B. Fahrmeir et al. 2007). Speziell kommt hier ein Gibbs Sampling Algorithmus zur Anwendung, da der zu schätzende Parametervektor θ in mehrere Blöcke zerlegt werden kann (hier α_i , β_i , δ und σ^2), und für jeden Block die vollständig bedingten Verteilungen (die sog. full conditionals) bekannt sind. Demnach werden sukzessive Parameter aus der jeweils bedingten Posteriori-Verteilung eines Teils der Parameter, gegeben die Daten und Werte aller anderen Parameter aus der letzten Iteration, gezogen (Details zum Gibbs Sampling Algorithmus und zu den bedingten Verteilungen findet man für die beiden parametrischen Modelle z. B. bei Fahrmeir et al. 2007; Greenberg 2008; Koop 2003; oder Rossi et al. 2005, sowie für das semiparametrische Modell bei Brezger und Steiner 2008 oder Lang und Brezger 2004). Ein Gibbs Sampler durchläuft in praktischen Anwendungen mehrere tausend Iterationen. Nach einer gewissen „Burn In“-Phase, welche die Konvergenz des Algorithmus sicherstellt, erhält man aus den restlichen Zügen schließlich eine Stichprobe aus der Posteriori-Verteilung der unbekannt Parameter. Der Mittelwert dieser Stichprobe wird dann häufig als Parameterschätzer verwendet.

Nähere Informationen zur Festlegung der Hyperpriori-Parameter sind in Anhang A.2 gegeben. Die Durchführung der Schätzung erfolgt mit der Software BayesX (frei verfügbar unter <http://www.stat.uni-muenchen.de/~bayesx/bayesx.html>).⁷ Für jede Modellschätzung werden 12.000 Iterationen des MCMC-Algorithmus durchlaufen, von denen die ersten 2.000 Iterationen als „Burn In“-Phase dienen. Die Werte jeder zehnten der restlichen 10.000 Iterationen werden gespeichert und zur Berechnung der Parameterschätzer verwendet. Eine Übersicht über die Modellstruktur einschließlich Verteilungsannahmen, die zu schätzenden Parameter sowie die in BayesX zu spezifizierenden Eingangsgrößen findet sich in Anhang A.3.

3.3 Anpassungs- und Prognosegüte

Der Vergleich der Modelle (HomM, HetM, SemiM) erfolgt anhand der Anpassungsgüte sowie der Prognosevalidität. Für die Anpassungsgüte wird das Deviance Information

Tab. 2: Anpassungsgüte (DIC-Werte) der geschätzten Absatzreaktionsmodelle

Marke	HomM	HetM	Verbesserung ggü. HomM	SemiM	Verbesserung ggü. HomM
Florida Natural	46616	46572	-44	45937	-679
Tropicana Pure	57539	57347	-192	56877	-662
Citrus Hill	52725	52648	-77	51872	-853
Florida Gold	52642	52635	-7	51582	-1060
Minute Maid	55272	55221	-52	54676	-596
Tree Fresh	52243	52107	-137	50494	-1749
Tropicana	64724	64711	-13	64218	-506
Dominick's	78757	78762	-	78444	-313

Criterion⁸ (DIC) verwendet, welches im Zusammenhang mit MCMC-Methoden aufgrund seiner einfachen und schnellen Berechenbarkeit ein weit verbreitetes Kriterium zur Beurteilung der Modellgüte darstellt (vgl. Fahrmeir et al. 2007). Dieses Informationskriterium gilt als Bayesianisches Maß für die Datenanpassung, wobei eine höhere Modellkomplexität stärker bestraft wird (vgl. Spiegelhalter et al. 2002, S. 604).

Als Gütemaß für die Prognosevalidität dient der Durchschnittliche Mittlere Quadratische Prognosefehler, im Folgenden als AMSE (Average Mean Squared Error) bezeichnet, resultierend aus einer neunfachen Kreuzvalidierung. Dazu wird der Datensatz zufällig in neun Teildatensätze etwa gleicher Größe zerlegt. Jeweils acht Teildatensätze werden gemeinsam zur Schätzung und der verbleibende Teildatensatz zur Validierung verwendet, indem der Mittlere Quadratische Prognosefehler (MSE) berechnet wird (z. B. Barrot 2007, S. 419; Leeftang et al. 2000, S. 506). Anschließend wird der AMSE-Wert als Durchschnitt über die individuellen MSE-Werte der neun Holdoutsamples bestimmt. Da die Berechnung der Prognosegüte geschätzte Absatzzahlen in ihrer natürlichen Metrik erfordert, werden die prognostizierten logarithmierten Absatzzahlen noch um den Bias korrigiert, der durch die Schätzung im „log-space“ entsteht (z. B. Greene 2008, S. 996; Steiner et al. 2007; van Heerde et al. 2001). Die entsprechende Rücktransformation erfolgt über

$$\hat{Q}_{mit} = \exp(\ln \hat{Q}_{mit} + \hat{\sigma}^2/2). \quad (10)$$

Dabei bezeichnen $\ln \hat{Q}_{mit}$ die prognostizierten logarithmierten Absatzzahlen und $\hat{\sigma}^2$ die geschätzte Fehlervarianz des jeweils geschätzten Absatzreaktionsmodells (1), (2) bzw. (5).

3.4 Ergebnisse der Modellschätzungen

3.4.1 Fit

Tabelle 2 zeigt die DIC-Werte für alle untersuchten Modelle. Die Modellanpassung ist umso besser, je niedriger der DIC-Wert ausfällt, weshalb Modelle mit kleineren DIC-Werten bevorzugt werden.

Vergleicht man zunächst die DIC-Werte der parametrischen Modelle (HomM versus HetM) miteinander, so liefert das heterogene Modell für sieben der acht Marken eine bessere Modellanpassung. Dieses Resultat kann darauf zurückgeführt werden, dass im heterogenen Modell durch die Schätzung geschäftsspezifischer Koeffizienten eine weitaus

Tab. 3: Prognosevalidität (AMSE-Werte) für alle Modelle

Marke	HomM	HetM	Verbesserung HetM ggü. HomM (%)	SemiM	Verbesserung SemiM ggü. HomM (%)
Florida Natural	940	962	–	631	–32,88
Tropicana Pure	3452	3289	–4,72	3086	–10,59
Citrus Hill	16934	17096	–	12714	–24,92
Florida Gold	50731	51433	–	25280	–50,17
Minute Maid	2951	2898	–1,80	2775	–5,95
Tree Fresh	5863	5912	–	3881	–33,81
Tropicana	13394	13510	–	12461	–6,97
Dominick's	115337	115790	–	112974	–2,05

größere Anzahl an Parametern zur Verfügung steht, was die Anpassung an die Daten im Vergleich zum sparsameren homogenen Modell erleichtert. Für die Handelsmarke Dominick's bringt die Berücksichtigung von Heterogenität in Bezug auf die Anpassungsgüte keine Vorteile, beide Modelle schneiden hier in etwa gleich gut ab.⁹

Das semiparametrische Modell liefert für alle Marken eine deutlich bessere Modellanpassung als die parametrischen Modelle, was auf die flexible Modellierung der Preiseffekte zurückzuführen ist. Das höhere Ausmaß der Verbesserungen in der Anpassungsgüte des flexiblen Modells gegenüber dem homogenen Modell lässt die Schlussfolgerung zu, dass funktionale Flexibilität hier größere Vorteile als die Einbeziehung von Heterogenität mit sich bringt.

3.4.2 Prognosegüte

Tabelle 3 stellt die AMSE-Werte der verschiedenen Modelle gegenüber, wobei kleinere Werte für eine höhere Prognosegüte sprechen. Der Vergleich der parametrischen Modelle ergibt, dass das homogene Modell für 6 der 8 Marken eine höhere Vorhersagegenauigkeit liefert. Allerdings sei hier bemerkt, dass die AMSE-Werte des homogenen Modells lediglich bei den Marken Florida Natural und Florida Gold prozentuale Verbesserungen von mehr als 1 % gegenüber dem heterogenen Modell aufweisen. Die Ergebnisse zeigen demnach, dass keine parametrische Modellvariante der anderen klar überlegen zu sein scheint. Auffällig ist, dass das heterogene Modell lediglich bei der Premiummarke Tropicana Pure zu einer wirklich nennenswerten Verbesserung der Prognosevalidität von 4,72 % gegenüber dem homogenen Modell führt.

Im Gegensatz dazu liefert das semiparametrische Modell gegenüber dem homogenen Modell bessere Prognosewerte für alle acht Marken. Die prozentuale Verbesserung reicht dabei von 2,05 % bis zu erstaunlichen 50,17 %, wobei die größten Verbesserungen in der Prognosegüte interessanterweise bei den Marken auftreten, bei denen die Berücksichtigung von Heterogenität keine Vorteile bringt. Wie schon bei der Modellanpassung ergeben sich für die Handelsmarke Dominick's auch hinsichtlich der Prognosegüte weder im heterogenen noch im semiparametrischen Modell nennenswerte Vorteile gegenüber dem homogenen Modell.

Tab. 4: Geschätzte Preiselastizitäten (PE) für die parametrischen Modelle

Marke	HomM	HetM		
		Mittlere PE	Minimale PE	Maximale PE
Florida Natural	-3,42	-3,42	-3,98	-2,85
Tropicana Pure	-2,89	-2,92	-3,77	-2,32
Citrus Hill	-3,39	-3,36	-4,06	-2,91
Florida Gold	-3,64	-3,65	-3,95	-3,38
Minute Maid	-3,13	-3,15	-3,60	-2,66
Tree Fresh	-2,51	-2,53	-3,40	-1,83
Tropicana	-3,44	-3,41	-3,62	-3,23
Dominick's	-3,69	-3,69	-3,84	-3,59

Die Ergebnisse zur Prognosevalidität demonstrieren, dass die Einbeziehung von Heterogenität nicht notwendigerweise zu einer Verbesserung der Prognosegüte gegenüber dem homogenen Modell führt, und falls doch, dass das Ausmaß der Verbesserung gering ausfällt bzw. allenfalls im einstelligen Prozentbereich liegt. Die flexible nichtparametrische Modellierung der Preiseffekte liefert dagegen für alle Marken verbesserte Prognoseergebnisse. Dabei verdeutlichen die z. T. gravierenden Verbesserungen, dass sich größere Flexibilität lohnt, falls nichtlineare Effekte in der Absatzreaktion auftreten, die mit einem parametrischen Modell nicht adäquat modelliert werden können. Letzterer Punkt wird ausführlich in Abschn. 3.4.4 diskutiert. Bei der Handelsmarke Dominick's treten dagegen keine bzw. kaum ausgeprägte Nichtlinearitäten in den Preiseffekten auf, was den Einsatz eines flexiblen Modellierungsansatzes hier verzichtbar macht.

3.4.3 Preiselastizitäten und Parameterschätzer

Für den Fall, dass die parametrischen Modelle HomM und HetM als multiplikative Modelle spezifiziert sind (vgl. Ausdruck (1) bzw. (2)), lassen sich die geschätzten Preiskoeffizienten zugleich als über den gesamten Preisbereich konstante Preiselastizitäten interpretieren. Beim heterogenen Modell gibt der mittlere Preiskoeffizient (enthalten in β) die mittlere Preiselastizität über die Geschäfte an, während die geschäftsspezifischen Preiskoeffizienten (enthalten in β_i) die Preiselastizität im zugehörigen Geschäft widerspiegeln.

Tabelle 4 zeigt für alle Marken die geschätzten Preiselastizitäten aus HomM und HetM, wobei für letzteres sowohl die mittlere Preiselastizität als auch die minimale und maximale geschäftsspezifische Preiselastizität angegeben sind. Zunächst ist festzuhalten, dass die Nachfrage für alle Marken preiselastisch ist. Ein Vergleich der mittleren Preiselastizität des heterogenen Modells mit der (mittleren) Preiselastizität des homogenen Modells zeigt, dass sich beide nur marginal voneinander unterscheiden. Die Unterschiede sind dabei nicht signifikant, da sich die entsprechenden 95 %-Konfidenzintervalle für alle Marken überlappen (vgl. Tab. 5). Daraus lässt sich schlussfolgern, dass das homogene Modell trotz fehlender Heterogenität durchaus in der Lage ist, zumindest die mittlere Preiselastizität über die Geschäfte wiederzugeben. Die geschäftsspezifischen Elastizitäten, die aus dem heterogenen Modell resultieren, unterscheiden sich dagegen auf den ersten Blick z. T. erheblich von den mittleren Preiselastizitäten, erkennbar an den minimalen

Tab. 5: 95 %-Konfidenzintervalle für die geschätzten mittleren Preiselastizitäten der parametrischen Modelle

Marke	HomM		HetM		Anzahl geschäftsspezif. PE, die sich signifikant von der mittleren PE unterscheiden
Florida Natural	-3,54	-3,30	-3,55	-3,29	3
Tropicana Pure	-2,96	-2,82	-3,03	-2,81	23
Citrus Hill	-3,52	-3,26	-3,50	-3,22	2
Florida Gold	-3,79	-3,49	-3,79	-3,50	0
Minute Maid	-3,23	-3,02	-3,27	-3,03	5
Tree Fresh	-2,61	-2,42	-2,66	-2,41	11
Tropicana	-3,55	-3,32	-3,54	-3,28	0
Dominick's	-3,80	-3,57	-3,81	-3,59	0

Tab. 6: Geschätzte Preiselastizitäten für das semiparametrische und das homogene Modell

Marke	SemiM			HomM
	≤ \$ 1,50	(\$ 1,50; \$ 2,50)	> \$ 2,50	
Florida Natural	-0,62	-4,56	-3,43	-3,42
Citrus Hill	-6,24	-3,51	-2,06	-3,39
Florida Gold	-5,36	-3,36	-2,61	-3,64
Tree Fresh	-4,22	-1,33	-1,55	-2,51

und maximalen geschäftsspezifischen Preiselastizitäten in Tab. 4. Eine Analyse der 95 %-Konfidenzintervalle ergibt jedoch, dass mit Ausnahme der Premiummarke Tropicana Pure nur wenige, für drei der acht Marken sogar überhaupt keine signifikanten Unterschiede zwischen einzelnen, geschäftsspezifischen Preiselastizitäten und dem jeweiligen Mittelwert vorliegen (vgl. Tab. 5). Bei der Premiummarke Tropicana Pure unterscheiden sich immerhin 23 von 81 geschäftsspezifischen Eigenpreiselastizitäten signifikant von der mittleren Preiselastizität. Wie bereits oben ausgeführt, handelt es sich bei Tropicana Pure auch um die einzige Marke, bei der die Prognosegüte durch die Berücksichtigung von Heterogenität gegenüber dem homogenen Modell nennenswert verbessert werden konnte (s. Tab. 3).

Anders als bei den parametrischen Modellen sind die Preiselastizitäten, die aus dem flexiblen Ansatz resultieren, nicht über den gesamten Preisbereich konstant. In Tab. 6 sind die Preiselastizitäten aus SemiM und HomM für diejenigen Marken dargestellt, für welche die semiparametrische Modellierung hinsichtlich der Prognosevalidität die größten Verbesserungen mit sich bringt (vgl. Tab. 3). Dazu wurde der Preisbereich der Marken in drei Teile (niedriger, mittlerer und hoher Preisbereich) unterteilt und jeweils die durchschnittliche Preiselastizität aus dem semiparametrischen Modell ermittelt. Im Fall des homogenen Modells kann aufgrund der konstanten Elastizitäten der gesamte Preisbereich betrachtet werden. Die größten Unterschiede ergeben sich für niedrige Preise unter \$1,50, wo das semiparametrische Modell für die nationalen Marken Citrus Hill, Florida Gold und Tree Fresh eine (betragsmäßig) viel höhere Elastizität aufweist als das homogene Modell. Für die Premiummarke Florida Natural resultiert aus SemiM in diesem Preisbereich

eine preisunelastische Nachfrage, während HomM eine elastische Nachfrage verspricht. Die Unterschiede zwischen den Preiselastizitäten aus beiden Modellen spiegeln sich auch im Verlauf der Preisabsatzfunktionen (Eigenpreiseffekte) wider (vgl. dazu den folgenden Abschn. 3.4.4).

Schließlich zeigt Tab. 7 die geschätzten Parameter für alle Marken und Modelle. Die Eigen- und Kreuzpreiseffekte, die aus den parametrischen Modellen resultieren, weisen für alle Marken die erwarteten Vorzeichen auf und sind bis auf eine Ausnahme auf dem 5 %-Niveau signifikant (die Preiseffekte aus dem semiparametrischen Modell werden im folgenden Abschn. 3.4.4 grafisch dargestellt). Damit ergeben sich in Übereinstimmung mit der ökonomischen Theorie negative Eigenpreiseffekte, so dass sich niedrigere Preise einer Marke erwartungsgemäß positiv auf ihren Absatz auswirken, und positive Kreuzpreiseffekte, so dass sinkende Preise der Konkurrenz mit einem Absatzrückgang der betrachteten Marke einhergehen. Lediglich der Kreuzpreiseffekt der Premiummarke Florida Natural bzgl. Preisänderungen im Segment der nationalen Marken ist nicht signifikant. Erwartungsgemäß fallen die Kreuzpreiselastizitäten deutlich niedriger als die Eigenpreiselastizitäten aus.

Der Display-Effekt ist für alle nationalen Marken und die Handelsmarke Dominick's signifikant positiv. Demnach trägt der Einsatz eines Displays bei diesen Marken zur Steigerung des Absatzes bei. Diese Tatsache lässt sich für die Premiummarken nicht bestätigen. Im Fall der Marke Florida Natural fällt der Display-Effekt nicht signifikant aus, im Fall der Marke Tropicana Pure resultiert aus allen Modellen sogar ein negativer Displayeffekt. Offensichtlich führt der Einsatz von Promotionsmaßnahmen in Form von Displays bei den qualitativ hochwertigen Marken nicht zum gewünschten Effekt einer kurzfristigen Absatzsteigerung bzw. fällt sogar kontraproduktiv aus. Ergänzend wird in Tab. 7 für den Displayeffekt auch der besser interpretierbare sogenannte Multiplikatoreffekt, welcher dem antilogarithmierten Displaykoeffizienten entspricht, ausgewiesen. Am Multiplikatoreffekt lässt sich ablesen, dass der Absatz durch den Einsatz eines Displays bspw. bei der nationalen Marke Florida Gold im Mittel um 55 bzw. 57 % (gegenüber einer Woche ohne Einsatz eines Displays) gesteigert werden kann.

Bei den Marken Tropicana Pure, Citrus Hill, Florida Gold und Tree Fresh tritt ein positiver Feiertageffekt auf, so dass in Wochen, die einen oder mehrere Feiertage beinhalten, mehr Orangensaft dieser Marken gekauft wird. Nicht signifikant ist dieser Effekt für die Marken Florida Natural und resultierend aus den parametrischen Modellen auch für Minute Maid. Das semiparametrische Modell liefert für Minute Maid einen negativen Feiertageffekt, der auch signifikant ist. Ein negatives Vorzeichen weist der Feiertageffekt auch für die Marken Tropicana und Dominick's auf. Demnach werden diese Marken vor Feiertagen weniger gern gekauft. Die Ergebnisse für den Feiertageffekt deuten somit auf größere Unterschiede in der seitens der Konsumenten wahrgenommenen Eignung der Orangensaftmarken für z. B. Festtagsanlässe hin.

Die 9er- und 99er-Preis-Effekte sind bis auf eine Ausnahme signifikant und für fast alle Marken positiv, so dass sich der Einsatz sog. gebrochener Preise durchaus zu lohnen scheint. Lediglich für die Marken Tree Fresh und Dominick's resultieren aus den parametrischen Modellen negative 99er-Preis-Effekte. Das semiparametrische Modell liefert dagegen einen positiven Effekt für Tree Fresh und einen positiven, aber nicht signifikanten Effekt für die Handelsmarke.¹⁰

Tab. 7: Geschätzte Parameter

Marke	Modell	Parameter							
		Preis	Preis_ national	Preis_ pre- mium	Preis_ Dominicks	Display ^a	Feier	9er	99er
Florida Natural	HomM	-3,42	0,00 ^b	1,05	0,16	0,03 ^b (1,03)	-0,03 ^b	0,17	0,49
	HetM	-3,42	0,00 ^b	1,06	0,16	0,03 ^b (1,03)	-0,03 ^b	0,18	0,49
	SemiM					0,01 ^b (1,01)	0,01 ^b	0,16	0,31
Trop- icana Pure	HomM	-2,89	0,40	0,67	0,19	-0,07 (0,93)	0,10	0,05	0,14
	HetM	-2,92	0,41	0,66	0,20	-0,07 (0,93)	0,11	0,06	0,15
	SemiM					-0,04 (0,96)	0,08	0,12	0,20
Citrus Hill	HomM	-3,39	1,36	1,29	0,28	0,14 (1,15)	0,13	0,10	0,60
	HetM	-3,36	1,35	1,29	0,27	0,14 (1,15)	0,13	0,11	0,62
	SemiM					0,12 (1,13)	0,12	0,11	0,66
Florida Gold	HomM	-3,64	1,10	0,35	0,32	0,44 (1,55)	0,22	0,16	0,47
	HetM	-3,65	1,12	0,32	0,33	0,45 (1,57)	0,22	0,15	0,47
	SemiM					0,44 (1,55)	0,07	0,17	0,42
Minute Maid	HomM	-3,13	0,68	1,10	0,93	0,15 (1,16)	-0,04 ^b	0,46	0,26
	HetM	-3,15	0,68	1,09	0,93	0,15 (1,16)	-0,04 ^b	0,46	0,26
	SemiM					0,15 (1,16)	-0,09	0,38	0,27
Tree	HomM	-2,51	1,18	0,41	0,52	0,06 (1,06)	0,17	0,05	-0,07
Fresh	HetM	-2,53	1,17	0,42	0,53	0,06 (1,06)	0,17	0,06	-0,07
	SemiM					0,12 (1,13)	0,11	0,11	0,20
Trop- icana	HomM	-3,44	1,57	0,93	0,12	0,16 (1,17)	-0,07	0,38	0,71
	HetM	-3,41	1,55	0,91	0,12	0,16 (1,17)	-0,07	0,39	0,73
	SemiM					0,16 (1,17)	-0,07	0,34	0,53
Domi- nick's	HomM	-3,69	0,99	0,77		0,08 (1,08)	-0,11	0,13	-0,18
	HetM	-3,69	0,99	0,76		0,08 (1,08)	-0,11	0,13	-0,18
	SemiM					0,06 (1,06)	-0,10	0,17	0,09 ^b

^aantilogarithmierte Parameterwerte in Klammern^bnicht signifikant auf dem 5 %-Niveau

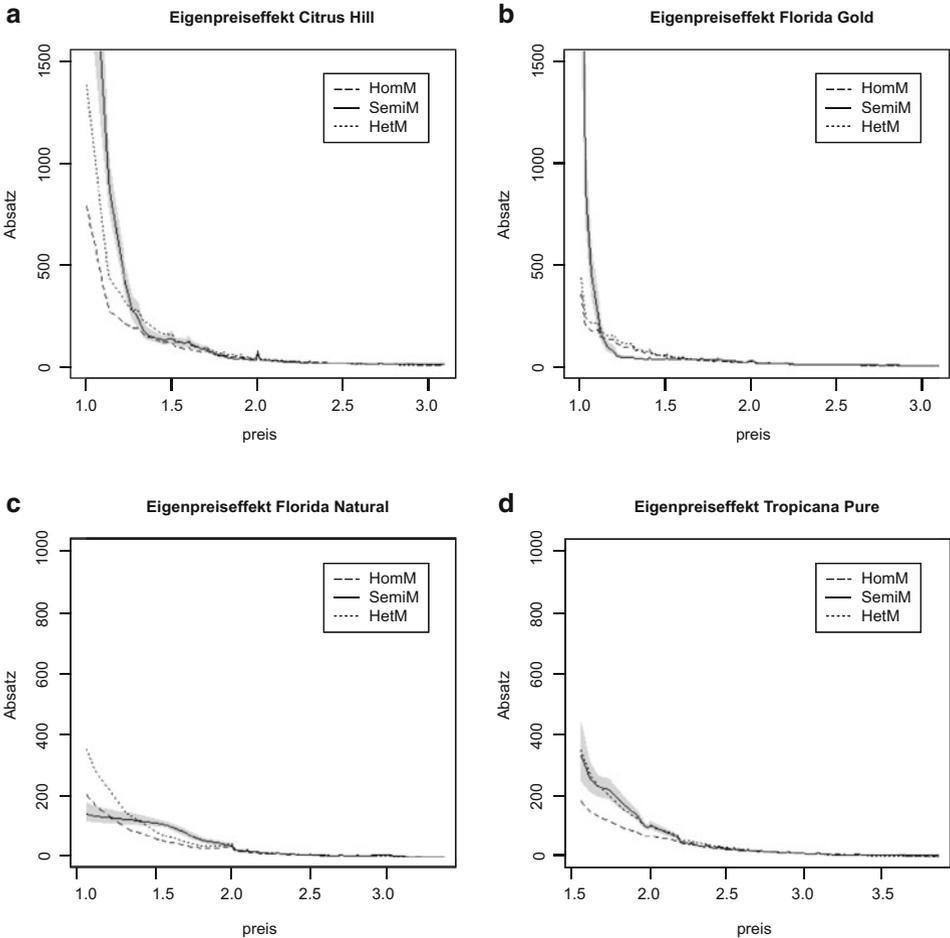


Abb. 2: Geschätzte Eigenpreiseffekte für die Marken Citrus Hill (a), Florida Gold (b), Florida Natural (c) und Tropicana Pure (d)

3.4.4 Geschätzte Preiseffekte

Da für jede Marke ein eigenes Absatzreaktionsmodell geschätzt wurde und die Konkurrenzpreise auf der Ebene der Qualitätsklassen der Marken operationalisiert wurden (vgl. Abschn. 3.2), ergeben sich insgesamt 8 Eigen- und 23 Kreuzpreiseffekte.¹¹ Abbildung 2 zeigt ausgewählte geschätzte Eigenpreiseffekte für die Marken Citrus Hill, Florida Gold, Florida Natural und Tropicana Pure (mit dem eigenen Preis auf der x-Achse und den prognostizierten Absatzzahlen auf der y-Achse). Dabei repräsentiert die durchgezogene Linie die flexible Absatzreaktionsfunktion des semiparametrischen Modells (die zugehörigen 95 %-Konfidenzbänder sind grau schattiert), die gestrichelte Linie die des homogenen Modells und die gepunktete Linie die geschätzte Preisabsatzfunktion des heterogenen Modells bezogen auf jenes Geschäft, in dem die absolute Abweichung zwischen dem geschäftsspe-

zifischen Preiseffekt, geschätzt durch β_i , und dem mittleren Preiseffekt, geschätzt durch $\bar{\beta}$, am größten ist (vgl. dazu Ausdruck (4)). Die nachfolgenden Interpretationen der geschätzten Preiseffekte beziehen sich damit jeweils auf ein bestimmtes Geschäft der Handelskette. Grund für diese Darstellungsweise ist einerseits die Tatsache, dass sich bei Betrachtung der jeweils dem mittleren Preiseffekt (enthalten in $\bar{\beta}$) im heterogenen Modell entsprechenden Preisabsatzfunktion kein sichtbarer Unterschied zur Preisabsatzfunktion des homogenen Modells ergibt. Andererseits fallen die Unterschiede zwischen den Preiseffekten der einzelnen Geschäfte recht gering aus, so dass es sich hier für das heterogene Modell anbietet, nur die Preisabsatzfunktion für das am stärksten vom mittleren Preiseffekt abweichende Geschäft abzubilden (vgl. zu den geschäftsspezifischen Unterschieden auch Tab. 5).

Aus den parametrischen Modellen resultieren für alle Marken exponentiell fallende Preisabsatzfunktionen, wobei sich im Bereich der gebrochenen Preise lokale Absatzspitzen zeigen (deutlich ausgeprägt z. B. bei der Marke Citrus Hill bei einem Preis von \$1,99). Diese belegen, dass der Absatz durchaus gesteigert werden kann, wenn der Preis auf einen gebrochenen Preis gesenkt wird. Während HomM und HetM im oberen Preisbereich nahezu identische Verläufe aufweisen, sind im unteren Preisbereich deutliche Unterschiede erkennbar. Für die nationale Marke Citrus Hill (Abb. 2a) liefert das semiparametrische Modell eine Mischung aus einem L- und umgekehrt s-förmig verlaufenden Eigenpreiseffekt, für die Marke Florida Gold (Abb. 2b) einen L-förmigen Funktionsverlauf. Auf diese Weise werden Preisschwellen erkennbar, ab denen die Absatzzahlen bei weiter sinkenden Preisen rapide ansteigen. Die Schwellen treten dabei im unteren Preisbereich auf, so dass die Absatzzahlen für diese Marken durch das Setzen sehr niedriger Preise stark erhöht werden können. Die eng anliegenden Konfidenzbänder zeigen dabei, dass aus dem semiparametrischen Modell stabile Schätzungen für den Eigenpreiseffekt auch in den unteren Preisbereichen, in denen erwartungsgemäß eine vergleichsweise geringere Anzahl an Beobachtungen vorliegt, resultieren. Vergleicht man für diese beiden Marken die Preisabsatzfunktionen der parametrischen Modelle mit denen des semiparametrischen Modells, so wird deutlich, dass erstere den Absatzeffekt für niedrige Preise drastisch unterschätzen. Im oberen Preisbereich liefern alle Modelle hingegen ähnliche Ergebnisse.

Im Fall der Premiummarke Florida Natural (Abb. 2c) resultiert aus der flexiblen Schätzung eine umgekehrt s-förmig verlaufende Funktion für den Eigenpreiseffekt mit einem ausgeprägten Schwelleneffekt bei \$1,99. Zusätzlich ist hier ein Sättigungseffekt für sehr niedrige Preise erkennbar. Demnach führt eine Preissenkung im unteren Preisbereich zwischen \$1,00 und \$1,50 nur noch zu marginalen Absatzsteigerungen für diese Marke. Im Gegensatz dazu versprechen die parametrischen Modelle exponentiell steigende Absatzzahlen bei sehr niedrigen Preisen, da diese Modelle durch die a priori festgelegte Funktionsform nicht in der Lage sind, Sättigungseffekte abzubilden. Bei der Interpretation des Eigenpreiseffektes der Premiummarke Florida Natural ist zu berücksichtigen, dass der dargestellte Sättigungseffekt für Preise unter \$1,50 auf nur vier Beobachtungen basiert. Das 95 %-Konfidenzband liegt hier dennoch sehr eng um den geschätzten Preiseffekt, da es sich um vier unterschiedliche Preisbeobachtungen handelt, welche sich in diesem unteren Preisintervall verteilen und zudem vergleichbare Absatzniveaus aufweisen.¹² Abbildung 2 zeigt die Eigenpreiseffekte der Premiummarke Tropicana Pure. Die Kurven der drei verschiedenen Modellvarianten weisen im oberen Preisbereich bis \$1,99 einen recht ähnlichen Verlauf auf, zeigen jedoch im unteren Preisbereich erhebliche Unterschiede.

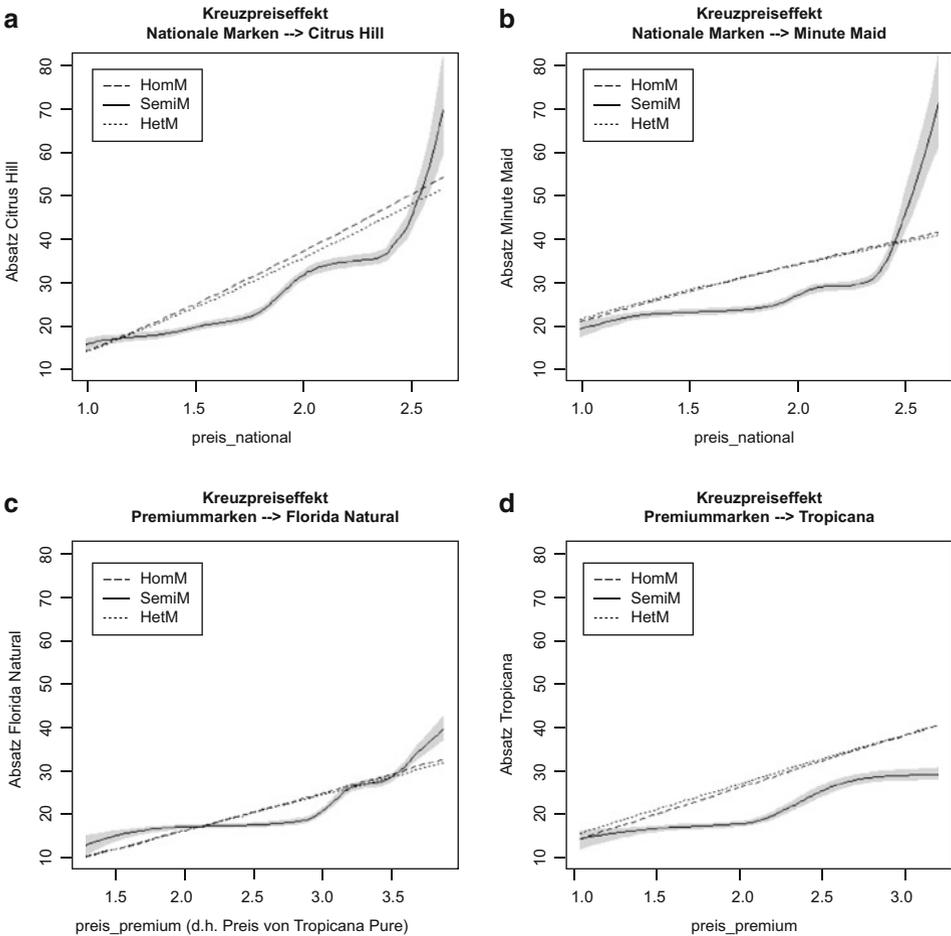


Abb. 3: Geschätzte Kreuzpreiseffekte für die Marken Citrus Hill (a), Minute Maid (b), Florida Natural (c) und Tropicana (d)

Während das homogene Modell die Absatzreaktion in diesem Bereich unterschätzt, liegen die aus HetM und SemiM resultierenden Preiseffekte nah beieinander. Allerdings schlagen sich die Effekte gebrochener Preise im semiparametrischen Modell viel stärker auf den Verlauf des Eigenpreiseffektes nieder, was sich letztlich auch in den Parameterschätzern für die 9er- und 99er-Preiseffekte widerspiegelt (vgl. Tab. 7).

Analog zu den Eigenpreiseffekten werden in Abb. 3 ausgewählte Kreuzpreiseffekte für das Geschäft mit der größten Abweichung zwischen geschäftsspezifischem und mittlerem Preiskoeffizienten (resultierend aus dem heterogenen Modell) demonstriert. Für die nationalen Marken Citrus Hill und Minute Maid (Abb. 3a, b) sind die Kreuzpreiseffekte in Abhängigkeit vom (aggregierten) Konkurrenzpreis für das Segment der nationalen Marken dargestellt. Während die beiden parametrischen Modelle (HomM und HetM) nahezu

linear verlaufende, monoton steigende Kreuzpreiseffekte liefern, die sich kaum voneinander unterscheiden, ergibt sich aus dem semiparametrischen Modell für diese Marken eine Mischung aus s-förmigen und umgekehrt L-förmigen Funktionsverläufen. Demnach führt bspw. bei der Marke Citrus Hill eine Preissenkung im Segment der konkurrierenden nationalen Marken zunächst (bis etwa zu einem Preis von \$ 2,40) zu starken Absatzeinbußen. Darunter ist ein Schwelleneffekt erkennbar, wonach sich weitere Preissenkungen der Konkurrenz erst wieder bei einem Konkurrenzpreis unter ca. \$ 2,00 negativ auf den Absatz von Citrus Hill auswirken. Ein ganz ähnlicher Verlauf für den Konkurrenzpreiseffekt ist für die Marke Minute Maid zu beobachten. Allgemein fällt auf, dass die flexiblen Kurven im oberen Preisbereich über den parametrischen Kurven liegen, was bedeutet, dass die parametrischen Modelle die Absatzwirkung in diesem Bereich erheblich unterschätzen.

Abbildung 3c zeigt den Kreuzpreiseffekt der Premiummarke Florida Natural bzgl. der anderen Premiummarke Tropicana Pure. Auch hier liefern die parametrischen Modelle einen nahezu linear verlaufenden Effekt, wohingegen das semiparametrische Modell wieder eine Mischung aus s-förmigem und umgekehrt L-förmigem Verlauf aufweist. Schließlich ist in Abb. 3d der Kreuzpreiseffekt ausgehend vom Segment der Premiummarken auf den Absatz der nationalen Marke Tropicana dargestellt. Die parametrischen Modelle implizieren hier wiederum annähernd lineare Absatzrückgänge bei Tropicana im gesamten Preisbereich, wenn der Preis der Premiummarken gesenkt wird. Das semiparametrische Modell weist dagegen einen s-förmigen Verlauf mit einem Schwelleneffekt im Bereich von \$ 2,00 auf.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass die Kreuzpreiseffekte wesentlich schwächer ausfallen als die Eigenpreiseffekte, was anhand der prognostizierten Absatzzahlen auf der y-Achse evident wird. Die Unterschiede zwischen den Modellvarianten und insbesondere die durch die flexible Modellierung aufgedeckten nichtlinearen Effekte verdeutlichen, warum das semiparametrische Modell z. T. erheblich bessere Prognosewerte und eine bessere Datenanpassung als die parametrischen Modelle liefern kann, und warum die Unterschiede in der Prognosegüte zwischen den parametrischen Modellen wesentlich geringer ausfallen.

4 Zusammenfassung und Fazit

Der vorliegende Beitrag befasst sich mit der Modellierung von Absatzreaktionsfunktionen im Kontext von Handelsdaten. Untersucht werden die Unterschiede zwischen parametrischen Absatzreaktionsfunktionen, die Heterogenität in der Absatzreaktion einzelner Handelsgeschäfte auf Marketing-Maßnahmen erlauben und nicht- bzw. semiparametrischen Absatzreaktionsfunktionen, welche statt dessen über mehr funktionale Flexibilität die Aufdeckung komplexerer nichtlinearer Verläufe von Marketing-Mix-Effekten ermöglichen. Anhand einer empirischen Anwendung auf der Basis von Handelsscannerdaten einer großen Supermarktkette wurden beide Ansätze miteinander verglichen und zusätzlich einem einfachen parametrischen Modell gegenübergestellt, welches weder Heterogenität noch funktionale Flexibilität berücksichtigt. Aus den Ergebnissen der Studie lassen sich zusammenfassend folgende Erkenntnisse ableiten: Das heterogene Modell liefert für den Großteil der betrachteten Marken eine bessere Datenanpassung (gemessen am DIC-Wert) als das einfache homogene Modell, das Ausmaß der Verbesserungen fällt allerdings sehr gering aus. Dies wird insbesondere deutlich, wenn man das semiparametrische Modell

in den Vergleich mit einbezieht. Letzteres weist für alle Marken eine deutlich höhere Anpassungsgüte als beide parametrischen Modelle auf, was letztlich auf seine größere Flexibilität in der Modellierung von Absatzreaktionen zurückzuführen ist. Dabei ist zu berücksichtigen, dass das DIC-Kriterium eine höhere Modellkomplexität bereits bestraft. Hinsichtlich der Prognosegüte ist zunächst festzuhalten, dass keines der beiden parametrischen Modelle klar favorisiert werden kann. Zudem fallen die Unterschiede zwischen diesen Modellvarianten recht gering aus. Die Überlegenheit des flexiblen semiparametrischen Ansatzes ist dagegen offensichtlich, da die Vorhersagegenauigkeit im Vergleich zum homogenen Modell für alle Marken verbessert und für vier der acht Marken mit Verbesserungsquoten von über 20 % bis maximal 50,17 % enorm gesteigert werden kann. Die geschätzten Preiseffekte aus dem flexiblen Modell decken komplexe Nichtlinearitäten in Form von Schwellen- und Sättigungseffekten in der Absatzreaktion auf, welche durch die parametrischen Modelle aufgrund der vorab festgelegten Funktionsform nicht abgebildet werden können. Interessanterweise unterscheiden sich die geschätzten Preiseffekte aus dem einfachen homogenen Modell und die geschätzten mittleren Preiseffekte aus dem heterogenen Modell kaum voneinander, was sich auch in den entsprechenden Preiselastizitäten widerspiegelt. Mit Ausnahme wiederum nur einer Marke zeigen sich auch nur wenige bzw. für einige Marken sogar überhaupt keine signifikanten Unterschiede zwischen geschäftsspezifischen Preiselastizitäten und der mittleren Preiselastizität im heterogenen Modell. Dagegen weisen die über den gesamten Preisbereich einer Marke konstanten Elastizitäten des homogenen Modells beträchtliche Unterschiede zu denen des semiparametrischen Modells auf.

Im Hinblick auf den Vergleich zwischen den beiden parametrischen Modellen (HomM versus HetM) weichen die vorliegenden Ergebnisse von denen in der Literatur ab. So kann hier, im Gegensatz zu Andrews et al. (2008) und Montgomery (1997), nicht eindeutig geschlossen werden, dass das heterogene HB-Modell eine bessere Prognosegenauigkeit als das homogene Modell liefert. Gründe dafür liegen vermutlich in Unterschieden in der Schätzung bzw. in der Modellspezifikation. So schätzt Montgomery ein SUR (Seemingly Unrelated Regression)-Modell für die gesamte Produktkategorie, während im vorliegenden Beitrag ebenso wie bei Andrews et al. für jede Marke eine eigene Absatzreaktionsfunktion ermittelt wird. Das schlechtere Abschneiden des homogenen Modells in der Studie von Andrews et al. könnte auf die Tatsache zurückzuführen sein, dass die Autoren in ihrem Ansatz nicht auf Preis-Absatz-Funktionen fokussieren, sondern den Zusammenhang zwischen Preisreduktionen (bezogen auf reguläre Preise) und Absatzmengen modellieren. Übereinstimmung mit vorangegangenen Ergebnissen aus der Literatur finden sich im Zusammenhang mit den Resultaten, die das semiparametrische Modell betreffen (vgl. z. B. Brezger und Steiner 2008; Kalyanam und Shively 1998; Steiner et al. 2007; van Heerde et al. 2001). Die vorliegende empirische Studie kann ebenfalls bestätigen, dass Preis- und Konkurrenzpreiseffekte komplexe Nichtlinearitäten aufweisen, die parametrisch nur schwer oder überhaupt nicht abgebildet werden können. Die Verbesserung in der Vorhersagegenauigkeit demonstrieren außerdem die Überlegenheit des semiparametrischen Ansatzes, wenn tatsächlich ausgeprägte Nichtlinearitäten in der Absatzreaktion auftreten.

Die eingangs gestellte Frage, ob das semiparametrische Modell wirklich flexibel genug ist, um einen Teil der vorhandenen Heterogenität abzubilden, kann anhand der vorliegenden Ergebnisse nicht ganz eindeutig beantwortet werden. Tatsache ist, dass das Ausmaß der

Verbesserungen in der Prognosevalidität gegenüber dem homogenen Modell beim semiparametrischen Modell erheblich größer ausfällt als beim heterogenen Modell. Andererseits zeigen sich die größten Verbesserungen bei den Marken, bei denen die Berücksichtigung von Heterogenität keine Vorteile bringt (vgl. Tab. 3). Demnach lässt sich schlussfolgern, dass das semiparametrische Modell trotz Annahme homogener Marketing-Mix-Effekte über die einzelnen Geschäfte sowohl die Datenanpassung als auch die Prognosevalidität auch bei vorhandener Heterogenität (erheblich) verbessern kann, insbesondere aber dann wenn das Ausmaß der vorhandenen Heterogenität gering ist.

Vom statistischen Standpunkt aus betrachtet hat die Studie gezeigt, dass die Einbeziehung von Heterogenität zwischen Geschäften in Absatzreaktionsmodelle nur begrenzt Vorteile mit sich bringt und dass das heterogene Modell in Bezug auf mittlere Marketing-Mix-Effekte nahezu identische Ergebnisse wie das einfache homogene Modell liefert. Auch die Erkenntnisse aus den Studien von Andrews et al. (2008) und Hruschka (2006b) deuten darauf hin, dass der Berücksichtigung von Heterogenität bei der Analyse von Absatzdaten des Handels bei Weitem nicht die Bedeutung beizumessen ist wie bspw. bei der Analyse von Verbraucherpaneldaten oder von Präferenzdaten. Im Gegensatz dazu erwies sich das semiparametrische Absatzreaktionsmodell hinsichtlich Modellanpassung, insbesondere aber hinsichtlich Prognosefähigkeit als vorteilhaft. van Heerde et al. (2002) empfehlen Marketing-Managern, dasjenige Modell zu bevorzugen, welches die Vorhersagegenauigkeit maximiert. Danach würde die Wahl in der vorliegenden empirischen Anwendung auf das semiparametrische Modell fallen, das trotz einer höheren Modellkomplexität in Anbetracht der aufgezeigten immensen Verbesserungspotenziale in der Prognose bei mehreren Marken auch bei Managern auf erhöhte Aufmerksamkeit bzw. Akzeptanz stoßen sollte.

Die signifikanten Unterschiede in den geschäftsspezifischen Preiseffekten, die mit Hilfe des heterogenen Modells bei der Premiummarke Tropicana Pure, und in geringerer Anzahl auch für die nationalen Marken Tree Fresh und Minute Maid aufgedeckt wurden, sind allerdings nicht zu vernachlässigen. Das Ignorieren geschäftsspezifischer Unterschiede kann zu einer Über- bzw. Unterschätzung der Absatzreaktion in betreffenden Geschäften und in der Folge zu ineffizienten Entscheidungen führen (Andrews et al. 2008). Heterogenität bzgl. Preiseffekten impliziert zunächst, dass sich aus den beiden parametrischen Modellen unterschiedliche Preissetzungsstrategien ergeben können. Aus dem einfachen homogenen Modell lässt sich aufgrund identischer Preiselastizitäten für alle Geschäfte lediglich eine einheitliche Preispolitik für alle Geschäfte ableiten, zu der auch das heterogene Modell auf der Grundlage der geschätzten mittleren Preiselastizitäten kommen würde. Darüber hinaus lässt sich auf der Basis des heterogenen Modells aber auch Mikromarketing betreiben, indem für jedes Geschäft ein individueller (optimaler) Preis für die jeweilige Marke bestimmt werden kann. Zusätzlich zu den geschäftsspezifischen Unterschieden aus dem heterogenen Modell lassen auch die Unterschiede zwischen den Preiselastizitäten des einfachen homogenen und des semiparametrischen Modells unterschiedliche Gewinnimplikationen möglich erscheinen, obwohl aus beiden Modellen aufgrund homogener Preiselastizitäten über alle Geschäfte nur jeweils eine einheitliche Preispolitik abgeleitet werden kann. Eine interessante Fragestellung für zukünftige Forschungsarbeiten liegt deshalb im Vergleich des homogenen, heterogenen und semiparametrischen Modells hinsichtlich ggf. unterschiedlicher Gewinnimplikationen für den Händler.

Anmerkungen

- 1 Eine Schätzung mit geschäftsspezifischen Preisendungeffekten ergab, dass im Wesentlichen keine signifikanten Unterschiede zwischen den einzelnen Geschäften bestehen. Preisendungeffekte werden deshalb hier als fixe Effekte, die für alle Geschäfte gleich sind, modelliert.
- 2 Eine Einführung in das Thema der B-Splines findet man z. B. bei De Boor (2001). Andere mögliche Basisfunktionen sind bspw. Basisfunktionen der trunkierten Potenzen (vgl. Fahrmeir et al. 2007).
- 3 Der Einfachheit halber werden der Markenindex m sowie der Geschäftsindex i und der Wochenindex t unterdrückt.
- 4 Die Einführung des Strafterms wird als Penalisierung bezeichnet, was zu den sog. P(enalisierten)-Splines führt.
- 5 Weitere Operationalisierungsvarianten, um Multikollinearitätsprobleme zu umgehen, findet man z. B. bei Diller (2008, S. 76) oder Simon und Fassnacht (2009, S. 97).
- 6 Die restliche Notation entspricht der in Modell (1). Entsprechend werden auch das heterogene und das semiparametrische Modell operationalisiert.
- 7 Die Rechenzeit beträgt je Modell und Marke unter 2,5 min (Intel Core 2 Duo Prozessor mit 3.00 GHz, 1,95 GB RAM). Die effektive Parameterzahl (vgl. z. B. Fahrmeir et al. 2007, S. 489) liegt für HomM (je nach Marke) zwischen 84 und 89, für HetM zwischen 100 und 168 und für SemiM zwischen 94 und 104.
- 8 Für die Berechnung des DIC siehe z. B. Fahrmeir et al. 2007, S. 489.
- 9 Wie in Abschn. 2.1 angeführt, wurde zu Vergleichszwecken auch ein homogenes und ein heterogenes exponentielles Modell geschätzt, welches im Gegensatz zum multiplikativen Modell nur konvexe Kreuzpreiseffekte zulässt. Da sich jedoch bis auf *eine* Marke verglichen mit dem multiplikativen Modell sowohl schlechtere DIC-Werte als auch schlechtere AMSE-Werte ergeben, wird auf die Dokumentation der Ergebnisse verzichtet.
- 10 Die unterschiedlichen Vorzeichen für den 99er-Preiseffekt bspw. bei der Marke Tree Fresh lassen sich auf die unterschiedlichen Modellphilosophien parametrischer und nichtparametrischer Ansätze zurückführen. So hängt der Effekt eines Prädiktors X auf die abhängige Variable Y im (log-linearen) parametrischen Modell auch davon ab, wie die Prädiktoren untereinander korrelieren. Im semiparametrischen Modell werden dagegen die metrischen unabhängigen Variablen zunächst über den Basisfunktionen-Ansatz nichtlinear transformiert, so dass hier letztlich Zusammenhänge zu nichtlinearen Funktionalen entstehen. Dies kann im Extremfall dazu führen, dass für die parametrisch modellierten Effekte wie z. B. den 99er-Preiseffekt abweichende Vorzeichen resultieren. In diesem Fall wird man bzgl. der Wirkungsrichtung jenem Modell Glauben schenken, das die bessere Anpassungs- bzw. Prognosegüte aufweist (hier also dem semiparametrischen Modell).
- 11 Die Zahl 23 resultiert aus 8 Marken mal 3 Kreuzpreiseffekten (bzgl. der beiden Segmente der Premium- und nationalen Marken sowie bzgl. der Handelsmarke) minus 1, da die Handelsmarke Dominick's nur Premium- und nationale Marken als Konkurrenz besitzt.
- 12 Entfernt man die vier Preisbeobachtungen aus dem Datensatz und schätzt den Eigenpreiseffekt nur für Preise über \$1,50, liefert auch das semiparametrische Modell einen exponentiellen Eigenpreiseffekt, der jedoch für Preise unter \$1,70 signifikant nach oben von den parametrischen Effekten abweicht. Auch dann liefert das semiparametrische Absatzreaktionsmodell eine deutlich bessere Anpassungsgüte (Verbesserung des DIC um 680 gegenüber dem besten parametrischen

Modell HetM) sowie eine wesentlich höhere Prognosegüte (Verbesserung des AMSE-Wertes um 26,87 % gegenüber HomM).

13 Einen Beweis hierzu liefern Brezger und Steiner (2008).

14 Die damit verbundene Annahme, dass z. B. die Preissensitivität in einem Geschäft i unabhängig von der Displaysensitivität in einem anderen Geschäft i' ist, ist im Zusammenhang mit Absatzdaten *einer* Handelskette auch sinnvoll, da die Kunden eines Einzelhändlers i. d. R. auch nur in dem zu ihrem Wohnort nächstgelegenen Geschäft dieses Händlers einkaufen (vgl. Andrews et al. 2008, S. 25).

Anhang

A.1 Monotonierestriktionen

Um – in Übereinstimmung mit der ökonomischen Theorie (z. B. Rao 1993) – monoton fallende Funktionsverläufe für Eigenpreiseffekte (d. h. $f'_j(P_j) \leq 0$ für $j = m$) und monoton steigende Funktionsverläufe für Kreuzpreiseffekte (d. h. $f'_j(P_j) \geq 0$ für $j \neq m$) im semiparametrischen Modell (5) zu erhalten, ist es hinreichend zu gewährleisten, dass aufeinanderfolgende Koeffizienten β_{jk} geordnet sind¹³, so dass im Fall von Eigenpreiseffekten

$$\beta_{j1} \geq \beta_{j2} \geq \dots \geq \beta_{jK_j} \quad (11)$$

bzw. im Fall von Kreuzpreiseffekten

$$\beta_{j1} \leq \beta_{j2} \leq \dots \leq \beta_{jK_j} \quad (12)$$

gilt. Dies wird erreicht, indem die Priori-Verteilung des Koeffizientenvektors $\beta_j = (\beta_{j1}, \dots, \beta_{jK_j})'$ (vgl. Ausdruck (8)) mit Hilfe von Indikatorfunktionen trunziert (gestutzt) wird (für Details siehe Brezger und Steiner 2008). An dieser Stelle sei bemerkt, dass das multiplikative (und exponentielle) Modell wie auch andere etablierte parametrische Preisabsatzfunktionen implizit monotone Funktionsverläufe gewährleisten.

A.2 Hyperpriori-Parameter

Die Parameter der Hyperpriori-Verteilungen (vgl. Abschn. 2.1 bzw. 2.2) werden in Anlehnung an vergleichbare Studien so gewählt, dass möglichst nichtinformativ Verteilungen resultieren. Entsprechend werden die Parameter der inversen Gammaverteilung, die für sämtliche Varianzparameter als Hyperpriori-Verteilung dient, mit $a = b = 0,001$ festgelegt (vgl. z. B. Brezger und Steiner 2008). Die Kovarianzmatrix V (vgl. Ausdruck (4)) wird als Diagonalmatrix definiert (vgl. Gelfand et al. 1995, S. 483). Demnach ergeben sich für die Varianzparameter auf der Diagonalen ebenfalls inverse Gammaverteilungen als Hyperpriori-Verteilungen. Andrews et al. (2008) haben gezeigt, dass der Verzicht auf eine Schätzung von Kovarianzen zwischen geschäftsspezifischen Effekten die Prognosegüte des HB-Modells verbessert (und gleichzeitig die Modellkomplexität verringert).¹⁴

A.3 Modellzusammenfassung

Nachfolgende Tabelle fasst die Modellstruktur einschließlich Verteilungsannahmen bzgl. Priori- und Hyperpriori-Parametern für die in den Abschn. 2.1 und 2.2 eingeführten und im Rahmen der empirischen Studie geschätzten parametrischen und semiparametrischen Modellspezifikationen zusammen:

(Heterogenes) Parametrisches Modell

Grundstruktur	$y_i = \alpha_i + X_i \beta_i + W_i \delta + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 I_{T_i})$
Priori-Verteilungen	$\alpha_i \sim N(\bar{\alpha}, \tau_{\alpha_i}^2), \beta_i \sim N(\bar{\beta}, V), \delta \propto const, \sigma^2 \sim IG(a_{0\sigma}, b_{0\sigma})$
Hyperpriori-Verteilungen	$\bar{\alpha} \propto const, \tau_{\alpha_i}^2 \sim IG(a_{0\alpha_i}, b_{0\alpha_i}) \forall i, \bar{\beta} \propto const,$ $V \sim IW(a_{0V}, B_{0V})$ bzw. $V = diag(v_i^2)$ mit $v_i^2 \sim IG(a_{0v_i}, b_{0v_i}) \forall i$
Parameterspezifikation ^a	$a_{0\sigma} = b_{0\sigma} = 0,001, a_{0\alpha_i} = b_{0\alpha_i} = 0,001 \forall i,$ $a_{0v_i} = b_{0v_i} = 0,001 \forall i$
Zu schätzende Parameter	$\alpha_i, \beta_i, \delta, \sigma^2, \bar{\alpha}, \tau_{\alpha_i}^2 \forall i, \bar{\beta}, V$

Semiparametrisches Modell

Grundstruktur	$y_i = \alpha_i + \sum_{j=1}^J f_j(X_{ij}, \beta_j) + W_i \delta + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 I_{T_i})$
Priori-Verteilungen	$\beta_{j,1}, \beta_{j,2} \propto const,$ $\beta_{jk} = 2\beta_{j,k-1} - \beta_{j,k-2} + u_{jk}, u_{jk} \sim N(0, \tau_j^2) \forall k > 2,$ $\beta_{j1} \geq \beta_{j2} \geq \dots \geq \beta_{jK_j}$ (Monotonierestriktionen für Eigenpreiseffekte) bzw. $\beta_{j1} \leq \beta_{j2} \leq \dots \leq \beta_{jK_j}$ (Monotonierestriktionen für Kreuzpreiseffekte), $\alpha_i \sim N(\bar{\alpha}, \tau_{\alpha_i}^2), \delta \propto const, \sigma^2 \sim IG(a_{0\sigma}, b_{0\sigma})$
Hyperpriori-Verteilungen	$\bar{\alpha} \propto const, \tau_{\alpha_i}^2 \sim IG(a_{0\alpha_i}, b_{0\alpha_i}) \forall i,$ $\tau_j^2 \sim IG(a_{0j}, b_{0j}) \forall j$
Parameterspezifikation ^a	$a_{0\sigma} = b_{0\sigma} = 0,001, a_{0\alpha_i} = b_{0\alpha_i} = 0,001 \forall i,$ $a_{0j} = b_{0j} = 0,001 \forall j$
Zu schätzende Parameter	$\alpha_i, \beta_j \forall j, \delta, \sigma^2, \bar{\alpha}, \tau_{\alpha_i}^2 \forall i, \tau_j^2 \forall j$

^aEingangsgrößen für BayesX

Die Matrizen X_j in der Grundstruktur des semiparametrischen Modells entsprechen den Designmatrizen für die einzelnen Preisvariablen, die sich aus dem Basisfunktionenansatz ergeben (vgl. hierzu Fahrmeir et al. 2007, S. 306 f.) und es gilt $\beta_j = (\beta_{j1}, \dots, \beta_{jK_j})'$. Hierbei wird K_j (die Anzahl der Knoten) für jeden Preiseffekt j auf $K_j = 20$ festgelegt.

Literatur

- Andrews RL, Currim IS, Leeflang P, Lim J (2008) Estimating the SCAN*PRO model of store sales: HB, FM or just OLS? *Int J Res Mark* 25(1):22–33
- Barrot C (2007) Prognosegütemaße. In: Albers S, Klapper D, Konradt U, Walter A, Wolf J (Hrsg) *Methodik der empirischen Forschung*, 2. Aufl. Gabler, Wiesbaden, S 417–430

- Blattberg RC, Briesch R, Fox EJ (1995) How promotions work. *Mark Sci* 14(3):G122-G132
- Blattberg RC, George EI (1991) Shrinkage estimation of price and promotional elasticities. *J Am Stat Assoc* 86(414):304-315
- Blattberg RC, Wisniewski KJ (1987) How retail price promotions work. Marketing Working Paper 42, University of Chicago
- Brezger A, Steiner WJ (2008) Monotonic regression based on Bayesian P-splines: an application to estimating price response functions from store-level scanner data. *J Bus Econ Statist* 26:90-104
- De Boor C (2001) A practical guide to splines, überarbeitete Aufl. Springer, New York
- Diller H (2008) Preispolitik, 4. Aufl. Kohlhammer, Stuttgart
- Eilers PHC, Marx BD (1996) Flexible smoothing using B-splines and penalized likelihood (with comment and rejoinder). *Stat Sci* 11:89-121
- Fahrmeir L, Kneib T, Lang S (2007) Regression – Modelle, Methoden und Anwendungen. Springer, Berlin, Heidelberg
- Foekens EW, Leeftang PSH, Wittink DR (1999) Varying parameter models to accommodate dynamic promotion effects. *J Econom* 89(1/2):249-268
- Gelfand AE, Sahu SK, Carlin BP (1995) Efficient parametrisations for normal linear mixed models. *Biometrika* 82(3):479-488
- Greenberg E (2008) Introduction to Bayesian econometrics. Cambridge University Press, New York
- Greene WH (2008) Econometric analysis, 6. Aufl. Prentice Hall, New Jersey
- Hanssens DM, Parsons LJ, Schultz RL (2003) Market response models: economic and time series analysis, 2. Aufl. Kluwer Academic Publishers, Boston
- Hoch SJ, Kim BD, Montgomery AL, Rossi PE (1995) Determinants of store-level price elasticity. *J Mark Res* 32(1):17-29
- Hruschka H (1996) Marketing-Entscheidungen. Vahlen, München
- Hruschka H. (1997) Schätzung und normative Analyse ausgewählter Preis-Absatz-Funktionen. *Z Betriebswirtschaft* 67(8):845-864
- Hruschka H (2006a) Relevance of functional flexibility for heterogeneous sales response models: a comparison of parametric and semi-nonparametric models. *Eur J Oper Res* 174(2):1009-1020
- Hruschka H (2006b) Statistical and managerial relevance of aggregation level and heterogeneity in sales response models. *Mark J Res Manage* 2:94-102
- Kalyanam K, Shively TS (1998) Estimating irregular pricing effects: a stochastic spline regression approach. *J Mark Res* 35(1):16-29
- Koop G (2003) Bayesian econometrics. Wiley, Chichester
- Kopalle PK, Mela CF, Marsh L (1999) The dynamic effect of discounting on sales: empirical analysis and normative pricing implications. *Mark Sci* 18(3):317-332
- Lang S, Brezger A (2004) Bayesian P-splines. *J Comput Graph Stat* 13(1):183-212
- Leeftang PSH, Wittink DR, Wedel M, Naert PA (2000) Building models for marketing decisions. Kluwer Academic Publishers, Boston
- Montgomery AL (1997) Creating micro-marketing pricing strategies using supermarket scanner data. *Mark Sci* 16(4):315-337
- Rao V (1993) Pricing models in marketing. In: Eliashberg J, Lilien GL (Hrsg) Handbooks in operations research and management science, Bd. 5. Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, S 517-552
- Rossi PE, Allenby GM (2003) Bayesian statistics and marketing. *Mark Sci* 22(3):304-328
- Rossi PE, Allenby GM, McCulloch R (2005) Bayesian statistics and marketing. Wiley, Chichester
- Simon H, Fassnacht M (2009) Preismanagement, 3. Aufl. Gabler, Wiesbaden
- Spiegelhalter DJ, Best NG, Carlin BP, Van Der Linde A (2002) Bayesian measures of Model complexity and fit. *J R Stat Soc Series B* 64(4):583-639
- Steiner WJ, Brezger A, Belitz C (2007) Flexible estimation of price response functions using retail scanner data. *J Retailing Consum Serv* 14:383-393

- Steiner WJ, Weber A (2009) Ökonometrische Modellbildung. In: Baumgarth C, Eisend M, Evanschitzky H (Hrsg) *Empirische Mastertechniken: Eine anwendungsorientierte Einführung für die Marketing- und Managementforschung*. Gabler, Wiesbaden, S 389–429
- Tellis GJ (1988) The price elasticity of selective demand: a meta-analysis of econometric models of sales. *J Mark Res* 25(4):331–341
- van Heerde HJ, Leeflang PSH, Wittink DR (2001) Semiparametric analysis to estimate the deal effect curve. *J Mark Res* 38(2):197–215
- van Heerde HJ, Leeflang PSH, Wittink DR (2002) How promotions work: SCAN*PRO based evolutionary model building. *Schmalenbach Bus Rev* 54:198–220

Heterogeneity or functional flexibility in store sales models: an empirical study based on store-level scanner data

Abstract: In this paper, we explore the differences between store sales models that allow for heterogeneity in marketing effects across stores and models that accommodate potential irregularities in sales response through the use of nonparametric estimation techniques. In particular, we investigate the following question: What benefits can we gain from incorporating store heterogeneity versus functional flexibility in sales response models concerning fit and predictive validity, as compared to a simple parametric store sales model? In an empirical study based on store-level data, we also compare the different model versions with respect to estimated price elasticities and resulting shapes for own- and cross-price effects. Our empirical results indicate that addressing heterogeneity is not advantageous in general, as model fit, predictive validity and the accuracy of price elasticities did not improve for many brands. In contrast, estimating sales response flexibly provides much more potential for statistical improvements and leads to different implications concerning price elasticities, too.

Keywords: Store sales models · Own- and cross-price Response · Price elasticities · Store heterogeneity · Functional flexibility