

Vergleichende Untersuchung ausgewählter Konsumgüter-Warengruppen mittels Multinomialer Logit-Modelle

Tatjana Specht – Harriet Fleps

Zusammenfassung

Der Marktanteil stellt eine wichtige Größe für die Stärke von Marken im Konsumgüterbereich dar. Der Erfolg eines Produktmanagers wird unter anderem daran gemessen. Marktanteilsmodelle haben in der Marktforschung eine lange Tradition.

Diese Arbeit zieht das Multinomiale Logit Modell zur Modellierung heran, und untersucht fünf verschiedene Warengruppen, von denen vier den Fast Moving Consumer Goods (FMCG) zuzurechnen sind, während eine Warengruppe eher langsam drehenden Charakter hat. Datengrundlage sind Abverkäufe und Promotioninformationen von Scannerkassen, erhoben in Verbrauchermärkten in ganz Deutschland. Die Daten stammen aus dem Scannerpanel der Information Resources GfK GmbH.

Neben ausführlichen deskriptiven Untersuchungen finden eine Reihe von Modellen mit verschiedenen Exogenen Eingang in die Untersuchung, um zu überprüfen, ob sich Unterschiede zwischen den Konsumgütern hinsichtlich Preis- und Promotionsensitivität und ganz generell bezüglich der Erklärungskraft der Scannerdaten ergeben.

1. Problemstellung

Wovon ist die Kaufentscheidung von Produkten abhängig? Diese Frage bewegt sowohl Hersteller und Händler als auch Marktforschungsinstitute, die diesbezüglich Lösungen für ihre Auftraggeber finden müssen. Welches sind also letztendlich die ausschlaggebenden Gründe, die zur Kaufhandlung führen?

Informationen zum Entscheidungsprozess können dazu u.a. aus Paneldaten oder Ad Hoc Befragungen gewonnen werden. Der Unterschied liegt darin, dass in einem Panel die Daten über einen längeren Zeitraum hinweg an derselben Stichprobe zu demselben Thema erhoben werden. Ad Hoc Befragungen dagegen stellen zeitpunktbezogene Einmalhebungen dar [Berekhoven et. al. (1994), S. 123].

Eine kostengünstige Erhebungsmöglichkeit zur Informationsgewinnung bieten Scannerdaten [Diller (1992), S. 1026]. Hierbei werden in den Panel-Geschäften die Verkaufsvorgänge an den Scannerkassen gespeichert. Doch wie viel Information zum Entscheidungsprozess kann aus diesen Daten gewonnen werden? Das Scannerpanel bietet Daten zu den durchschnittlichen Verkäufen eines Produkts pro Geschäft und Woche. Gespeichert werden zusätzlich der Preis der Artikel und die Promotionaktivitäten für die Produkte. Somit wird erfasst, ob bspw. eine Preisreduzierung am Produkt vorgenommen wurde, ein Produkt sonderplaziert war oder kommunikative Maßnahmen, wie z.B. Verteilung von Handzetteln, durchgeführt wurden.

Ein Scannerpanel kann jedoch nur sogenannte „hard facts“ liefern. Interessant ist nun, in wie weit für Scannerdaten ein Modell gefunden werden kann, das den Kauf bzw. Nichtkauf eines Produkts erklärt. Genügen der Preis, Promotionaktivitäten und einige wenige weitere Variablen, um die Wahl eines Produkts zu erklären?

Da es sich bei Kaufprozessen um Entscheidungen zwischen verschiedenen Alternativen handelt, werden Modelle benötigt, die dem diskreten Charakter der abhängigen Variable Rechnung tragen. Dies leisten die sogenannten Logit- und Probit-Modelle. Anhand von fünf unterschiedlichen Warengruppen (Kakao, Hundefutter, Taschentücher, Bodenreiniger und Eistee) aus dem Scannerpanel der Information Resources GfK GmbH werden die Modelle angewandt, und die Ergebnisse interpretiert und verglichen.

Der Artikel ist folgendermaßen aufgebaut: nach einer kurzen Beschreibung der verwendeten Methoden und Modelle erfolgt in Abschnitt 3 eine ausführliche deskriptive Analyse, die die

Besonderheiten der vorliegenden Daten zum Ausdruck bringen soll. Daran schließt sich die Aufbereitung der Modellschätzungen zum Logit-Modell an. Kapitel 4 nimmt kritisch zu den Ergebnissen Stellung und diskutiert weitere Untersuchungsmöglichkeiten.

2. Angewandte Methoden

2.1 Logit-Modell

Man kann Kaufakte als Entscheidungsprozess zwischen diskreten Alternativen ansehen. Daher kann bspw. das multinomiale Logit-Modell zur Anwendung gelangen. Zugrunde liegt eine beobachtbare Endogene y_n , die die tatsächlich getroffene Kaufentscheidung i aus insgesamt r Alternativen symbolisiert. Zunächst sei angenommen, dass lediglich zwei Alternativen zur Auswahl stehen, wobei folgender Zusammenhang zwischen der beobachteten und einer latenten Variable y^* besteht:

$$y = \begin{cases} 1 & \text{falls } y^* > 0 \\ 0 & \text{falls } y^* \leq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Der Zusammenhang mit den Exogenen kann über eine lineare Beziehung motiviert werden:

$$y_n^* = \mathbf{b}' x_n + e_n \quad \text{mit } n=1, \dots, N. \quad (2)$$

Dabei sei $x_n' = (1, x_{n1}, \dots, x_{np})'$ der Vektor der Exogenen für Individuum n und $\mathbf{b} = (\mathbf{b}_0, \dots, \mathbf{b}_p)$ der zugehörige Parametervektor. Werden logistisch verteilte Störgrößen unterstellt, so ist die Wahrscheinlichkeit, dass y_n den Wert 1 annimmt, wie folgt definiert:

$$\mathbf{p}_n = P(y = 1 | x_n) = \frac{\exp(\mathbf{b}' x_n)}{1 + \exp(\mathbf{b}' x_n)} \quad (3)$$

Löst man Gleichung (3) nach $\mathbf{b}' x_n$ auf, ergibt sich folgender Ausdruck:

$$\ln \left(\frac{P(y = 1 | x_n)}{P(y = 0 | x_n)} \right) = \mathbf{b}' x_n \quad (4)$$

Das multinomiale Logit-Modell ist eine Erweiterung von (3). Wird anstelle von $P(y = 0 | x_n)$ eine sogenannte Referenzkategorie (bspw. die letzte) eingesetzt, sowie der Parametervektor alternativenspezifisch aufgebaut, ergibt sich die Wahrscheinlichkeit einer Beobachtung, die i -te Alternative auszuwählen wie folgt:

$$p_{in} = P(y = i | x_n) = \frac{\exp(\mathbf{b}'_i x_n)}{1 + \sum_{j=1}^{r-1} \exp(\mathbf{b}'_j x_n)} \quad \text{für } i = 1, \dots, r-1 \quad (5)$$

mit $\beta_i = (\beta_{i0}, \dots, \beta_{ip})$. Die Referenzkategorie muß aus Identifikationsgründen gewählt werden.

Dies ist gleichbedeutend mit der Nebenbedingung: $\beta_r' = (0, \dots, 0)$ (vgl. *Tutz* (2000), S. 163),

und stellt nur eine von mehreren Möglichkeiten dar. Die Auswahlwahrscheinlichkeit für die Referenzkategorie ergibt sich analog:

$$p_{rn} = P(y = r | x_n) = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^{r-1} \exp(\mathbf{b}'_j x_n)} \quad (6)$$

Die Schätzung erfolgt mit Maximum-Likelihood unter Verwendung des Newton-Raphson Iterationsverfahrens.

Denkbar wäre auch eine Spezifikation als Probit-Modell, wobei statt der logistischen eine Normalverteilung unterstellt wird. Da jedoch für die vorliegenden Daten eine Auswertung mit Standardsoftware aufgrund der Vielfachintegrale nicht möglich ist, wird diese Möglichkeit nicht weiter verfolgt. Zudem sind sich die Modellarten ohnehin sehr ähnlich, so dass die Koeffizienten vergleichbar sind. In der Literatur sind für die Beziehung $\beta_{\text{Probit}} = t * \beta_{\text{Logit}}$ Umrechnungsfaktoren für t zwischen 1,6 und 1,8 zu finden.

2.2 Koeffizienteninterpretation und Gütemaße

Interpretationen der Schätzergebnisse sind u.a. durch Wahrscheinlichkeitsinterpretationen, marginale Effekte, Bereichselastizitäten, Punktelastizitäten, Quasi-Elastizitäten und Chancen möglich. Im empirischen Teil werden hauptsächlich die beiden letzten Möglichkeiten zur Interpretation herangezogen. Die Quasi-Elastizitäten werden den anderen Elastizitäten vorgezogen, da sie die Veränderung in Prozentpunkten, also direkt die Erhöhung der Wahrscheinlichkeit bei einprozentiger Erhöhung einer Exogenen angeben [*Tutz* (2000), S. 41]. Die Chancen werden wegen ihres intuitiven Zugangs (wie verändert sich die Chance für Alternative i im Verhältnis mit der Referenzkategorie) gewählt.

Die Quasi-Elastizität berechnet sich als

$$\frac{\partial P(Y = i | x_n)}{\partial \ln x_{nk}} = P(Y = i | x_n) * (\mathbf{b}_{ik} - \sum_{j=1}^{r-1} \mathbf{b}_{jk} P(Y = j | x_n)) * x_{nk}. \quad (7)$$

Die zweite Interpretationsmöglichkeit stellen die Chancen (Odds) dar, welche im multinomialen Logit-Modell mit Referenzkategorie r folgendes Aussehen haben:

$$\Omega_{ir}(x_n) = \frac{P(y = i | x_n)}{P(y = r | x_n)} = \frac{\exp(\mathbf{b}_i' x_n)}{\exp(\mathbf{b}_r' x_n)} \quad (8)$$

Da der Parametervektor der Referenzkategorie den Nullvektor darstellt, reduziert sich der rechte Teil obiger Gleichung auf $\exp(\mathbf{b}_i' x_n)$. Interpretieren lassen sich die Odds dann folgendermaßen: Erhöht sich der Wert der Exogenen k der Kategorie i um eine Einheit, dann steigt die Wahrscheinlichkeit, dass Kategorie i gewählt wird im Verhältnis zur Referenzkategorie r um den Faktor $\exp(\mathbf{b}_{ik})$ [Long (1997), S. 168-170].

Im Modell mit kategorialen Endogenen können als Testverfahren mittels linearer Hypothesen u.a. der Likelihood-Ratio-Test, der Wald-Test und der Lagrange-Multiplikator-Test herangezogen werden. Diesen Tests liegt die asymptotische Normalverteiltheit der ML-Schätzer zugrunde.

Ausgangspunkt ist die zu testende Nullhypothese:

$$H_0 : C\mathbf{b} = c.$$

Die **Likelihood-Ratio-Statistik** berechnet sich folgendermaßen

$$I = 2 \ln L(\hat{\mathbf{b}}_{ML}) - 2 \ln L(\tilde{\mathbf{b}}) \sim c^2 (\text{Rg } C) \quad (9)$$

mit $\tilde{\mathbf{b}}$ = Schätzer unter den durch H_0 festgelegten Restriktionen

$\text{Rg } C$ = Rang der Matrix C .

Die **Wald-Statistik** ergibt sich dagegen wie folgt.

$$W = (C \hat{\mathbf{b}}_{ML} - c)' \left[C' \mathbf{I}(\hat{\mathbf{b}}_{ML})^{-1} C \right]^{-1} (C \hat{\mathbf{b}}_{ML} - c) \sim c^2 (\text{Rg } C) \quad (10)$$

Die **LM-Statistik** berechnet sich schließlich als

$$LM = \left(\frac{\partial \ln L(\tilde{\mathbf{b}})}{\partial \tilde{\mathbf{b}}} \right)' \mathbf{I}(\tilde{\mathbf{b}})^{-1} \left(\frac{\partial \ln L(\tilde{\mathbf{b}})}{\partial \tilde{\mathbf{b}}} \right) \sim c^2 (\text{Rg } C) \quad (11)$$

Aufgrund der allgemeinen Struktur der linearen Hypothese lassen sich verschiedene Fragestellungen untersuchen. Bspw. lassen sich einzelne Exogene auf Signifikanz prüfen, oder man kann testen, ob zwei Kategorien voneinander unterscheidbar sind.

Um die Gesamtgüte der Modelle beurteilen zu müssen, wurden verschiedene Maße, die sich an das gewöhnliche R^2 der Regressionsanalyse anlehnen, entwickelt. Ein beliebtes Gütemaß ist das Pseudo- R^2 von *McFadden* [*McFadden* (1973)]:

$$0 \leq R_{MF}^2 = 1 - \frac{\ln L(\hat{\mathbf{b}}_{ML})}{\ln L_0} < 1 \quad (12)$$

mit $\ln L_0$ = logarithmiertes Referenzmodell mit nur einer Konstanten (β_0)

$\ln L(\hat{\mathbf{b}}_{ML})$ = volles Modell des ML-Schätzers.

Die Interpretation der Pseudo R^2 -Maße unterscheidet sich jedoch von dem gewöhnlichen R^2 . Nach *Andreß et. al.* [(1997), S. 288f.] weisen schon Werte von 0,2 auf einen sehr starken Zusammenhang hin. Ein Wert von über 0,4 ist nach ihren Erfahrungen kaum erreichbar. Geringe Werte ergeben sich außerdem bei sehr schiefen Verteilungen und bei sehr großen Stichproben. Beide Aspekte treffen auf die Daten aus dem Scannerpanel zu. In jeder Warengruppe ist eine Kategorie (meist die Restkategorie) wesentlich häufiger als alle anderen vertreten und die Anzahl der Beobachtungen liegt mit mindestens 8.000 Fällen sehr hoch. Daher ist in der vorliegenden Untersuchung mit niedrigen Werten für R_{MF}^2 zu rechnen.

Weitere Maße werden von *Ben-Akiva & Lerman* [(1985, S. 167], *McKelvey & Zavoina* [(1975), S. 111f.] und *Aldrich & Nelson* (1984) vorgeschlagen. Bekannt ist als Gütemaß auch die Devianz [siehe bspw. *Tutz* (2000), S. 85].

3. Die Daten

Die zu analysierenden Daten basieren auf Scannerdaten der Information Resources GfK GmbH. Um Unterschiede und Gemeinsamkeiten zwischen einzelnen Warengruppen untersuchen zu können, wurden als Datenbasis die fünf Warengruppen Hundefutter, Kakao, Taschentücher, Eistee und Bodenreiniger ausgewählt: Die ersten vier gelten als schnell drehende Produkte, Bodenreiniger als ein relativ langsam drehendes Produkt.

3.1 Allgemeine Beschreibung der Datensätze

Von allen Warengruppen stehen die Beobachtungen des Jahres 2000 über alle 52 Wochen in etwa 239 Verbrauchermärkten für die Analyse zur Verfügung. Eine Beobachtung gibt dabei an, wie viel Stück eines bestimmten Produkts innerhalb einer Woche in einem Geschäft verkauft worden sind.

Folgende Variablen wurden verwendet:

Artikelnummer (*artnr*), in der mehrere EAN¹ gleicher Duft-, Geschmacksrichtung o.ä. zusammengefaßt werden. Die Verkaufsmenge (in Stück) wird durch die Variable *vk* bestimmt. Geschäft und Woche werden durch *gsnr* bzw. *jjww* identifiziert. *pr1* bezeichnet den tatsächlichen Verkaufspreis pro Produkt/ Geschäft/Woche. Der Basepreis *basepr* gibt den Preis ohne Promotionsinfluss an. Dauert eine Preisaktion länger als 8 Wochen, wird der Basepreis gesenkt, der jetzt als neuer „Normalpreis“ angesehen wird. Die Dummyvariablen *p01*, *d01* und *k01* kennzeichnen Preispromotion, Displaypromotion und Kommunikationspromotion. Die Variable *menge* gibt die Menge des jeweiligen Produkts an.

3.2 Transformation der Daten

Aus den Rohdaten des Scannerpanels wurden pro Warengruppe zwei Datensätze gebildet. Zunächst wurden jene Artikel, die sich lediglich in Duft oder Geschmack unterschieden, aber

¹ Europäische Artikelnummer: Strichcode auf jedem Produkt, der eine eindeutige Zuordnung hinsichtlich Land, Hersteller, Marke, Gebindegröße u.a. ermöglicht.

in den restlichen Attributen (Gebinde, Preis, Promotion) übereinstimmten, zusammengefaßt. Von diesen künstlich gebildeten Produkten (diese werden im folgenden nur noch als Produkte bezeichnet) wurden die 4-5 bzw. 10-12 selektiert, die die höchste numerische Distribution aufwiesen. Der letzte „Artikel“ war stets eine Restkategorie, um die gesamte Warengruppe abzubilden. Für die Analyse wurden nur diejenigen Geschäfte verwendet, die auch alle extrahierten Artikel führten. Damit wurde das Problem fehlender Werte auf ein Minimum beschränkt, und in den wenigen Fällen mit Mittelwerten für Preise ergänzt. Natürlich gab es in den größeren Datensätzen deutlich häufiger fehlende Werte, da auch Geschäfte einfließen mussten, die nicht alle extrahierten Artikel verkauften, da sonst die Fallzahl zu gering geworden wäre. Das Problem ist jedoch nicht so gravierend, da das Hauptaugenmerk ohnehin auf den kleineren Datensätzen lag.

Alle mengenabhängigen Variablen (z.B. Preis, Verkaufsmenge) wurden auf eine fest definierte Mengenangabe, z.B. 500g bei Kakao, normiert, um Vergleichbarkeit sicherzustellen.

3.3 Deskriptive Analysen

Um einen Überblick zu erhalten, werden als erstes einige deskriptive Analysen durchgeführt. Sie beziehen sich, soweit nicht anders erwähnt, auf die kleinen Datensätze.

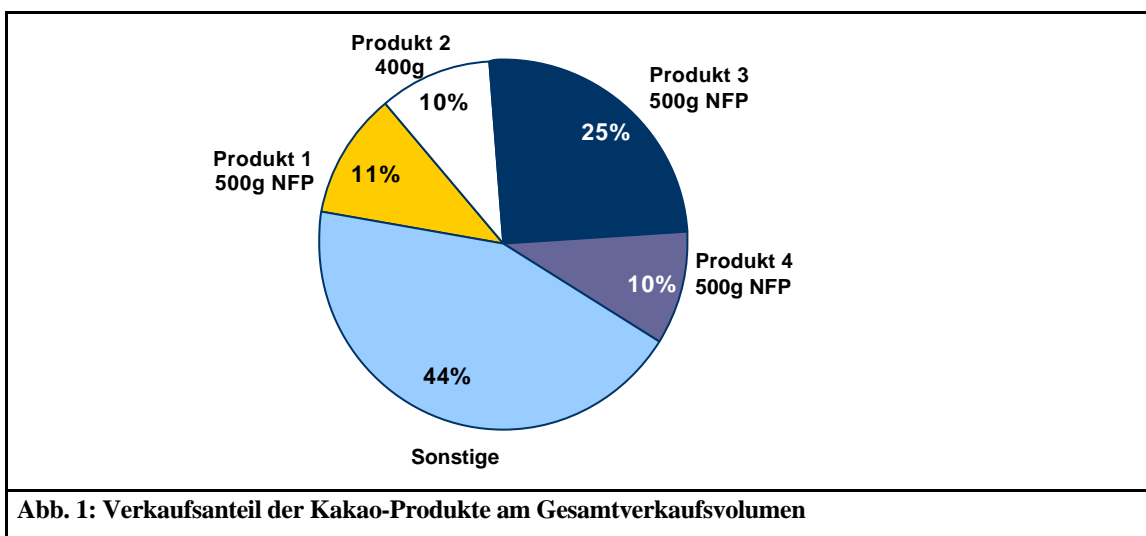
3.3.1 Kakao

Die Warengruppe Kakao variiert sowohl bzgl. des Geschmacks (Schoko, Erdbeere, Vanille) als auch bzgl. der Packungsgröße (25g Tassenportionen bis 1000g Familienpackung). Der Preis des teuersten Produkts beträgt 22,28 DM/ 500g der des billigsten 1,28 DM/500g. Die folgende Tabelle enthält den maximalen und minimalen Verkaufspreis der vier meist distribuierten Kakao-Produkte.

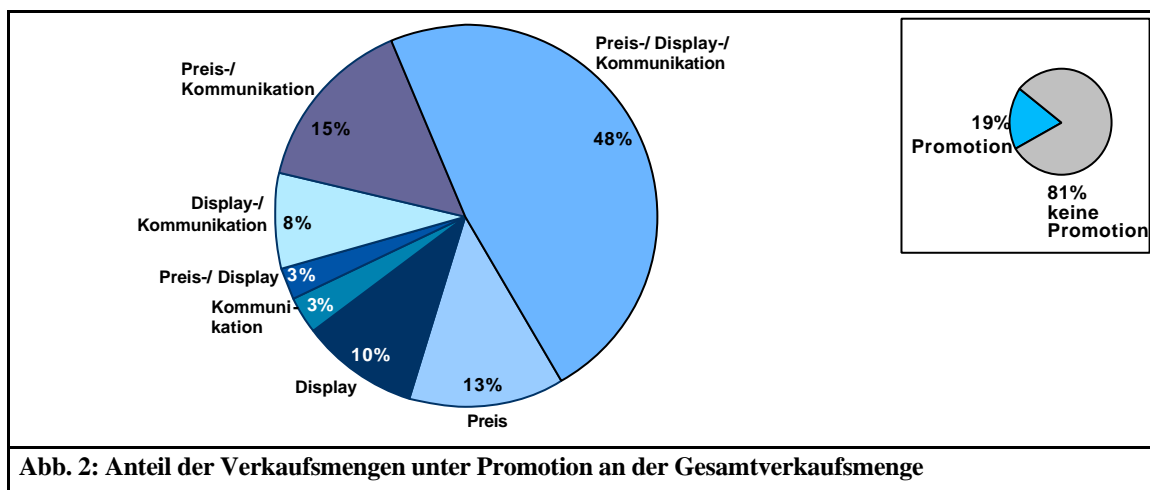
	Maximum	Minimum	Differenz
Produkt 1 (500g NFP ²)	3,83	1,59	2,24
Produkt 2 (400g OGP ³)	5,99	2,49	3,50
Produkt 3 (500g NFP)	3,49	1,70	1,79
Produkt 4 (500g NFP)	3,57	1,53	2,04

Tabelle 1: Maximale und minimale Preise je 500g in DM der Warengruppe Kakao

Die große Schwankungsbreite lässt die Vermutung zu, dass der Kauf eines Produkts stark vom Verkaufspreis abhängen wird. Die folgende Abbildung zeigt die Verkaufsanteile am Gesamtvolumen:



Zuletzt der Verkaufsanteil unter Promotions einfluss, aufgesplittet in die einzelnen Promotionarten:



² Nachfüllpackung

³ Originalpackung

3.3.2 Hundefutter

Um eine homogene Warengruppe zu erhalten, wurden ausschließlich Dosen mit einer Füllmenge > 800g betrachtet. Das teuerste Produkt kostete 5,73 DM/ 1000g, das billigste 0,79 DM/1000g.

	Maximum	Minimum	Differenz
Produkt 1 (820g)	4,36	2,38	1,98
Produkt 2 (1240g)	2,41	0,80	1,61
Produkt 3 (1000g)	1,69	0,79	0,90

Tabelle 2: Maximale und minimale Preise je 1000g in DM der WG Hundefutter

Der Anteil der Verkaufsmenge der einzelnen Produkte am Gesamtverkauf zeigt eine sehr gleichmäßige Aufteilung.

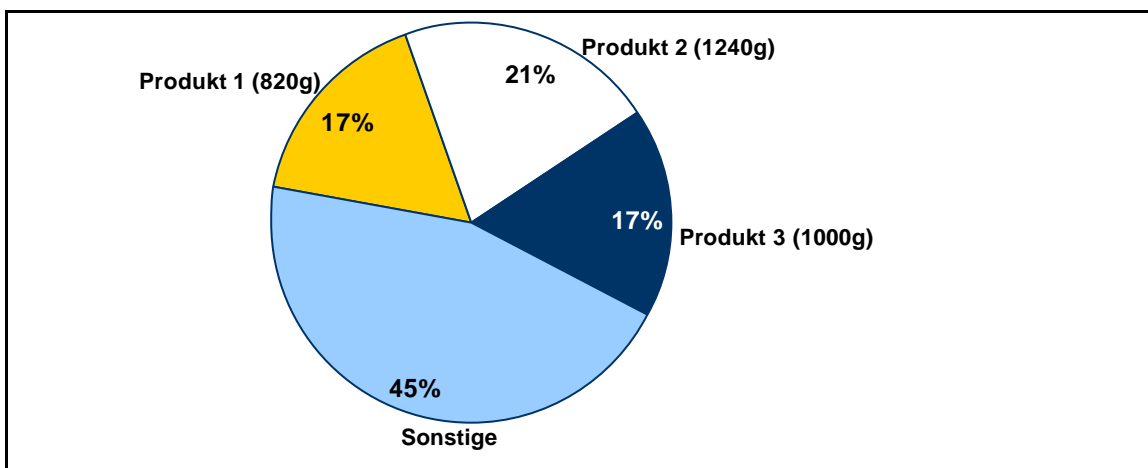


Abb. 3: Verkaufsanteil der Hundefutter-Produkte am Gesamtverkaufsvolumen

Abbildung 4 zeigt, dass Hundefutter die Warengruppe ist, die den höchsten Promotionverkaufsanteil mit 29 Prozent der Gesamtverkaufsmenge erreicht.

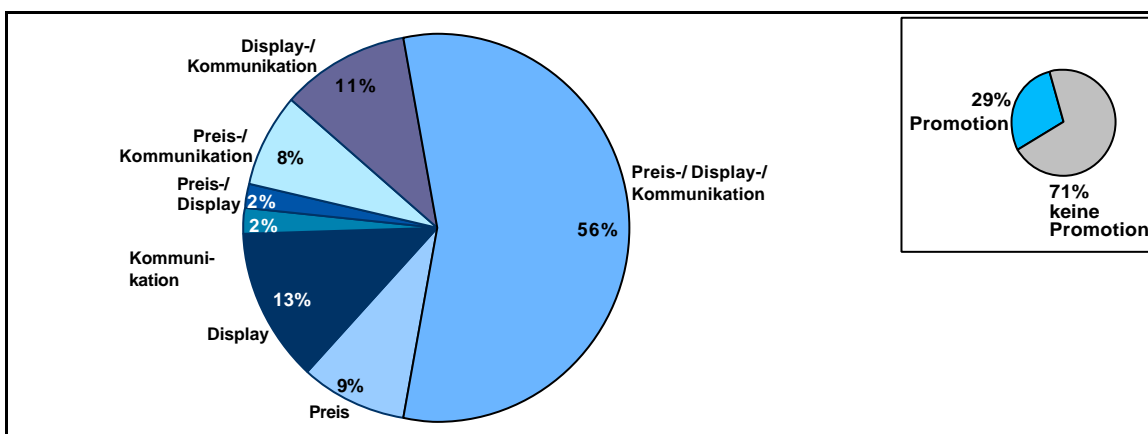


Abb. 4: Anteil der Verkaufsmengen unter Promotion an der Gesamtverkaufsmenge

3.3.3 Taschentücher

Der Papier-Taschentücher Markt wird weitestgehend noch von den einfachen Taschentüchern beherrscht. Das teuerste Produkt kostet 14,85 DM/150 Stück, das Günstigste 0,99 DM/150 Stück.

	Maximum	Minimum	Differenz
Produkt 1 (15x10)	3,99	2,15	1,84
Produkt 2 (30x10)	4,00	1,76	2,24
Produkt 3 (15x10)	3,99	1,90	2,09

Tabelle 3: Maximale und minimale Preise je 150 Stück in DM der WG Taschentücher

Abbildung 5 liefert einen Überblick über die Verkaufsanteile, mit dem Marktführer Produkt 2. Hier sollte beachtet werden, dass zusätzlich Produkt 1 und 2 der selben Marke angehören, welches die Dominanz dieser Marke zusätzlich unterstreicht.

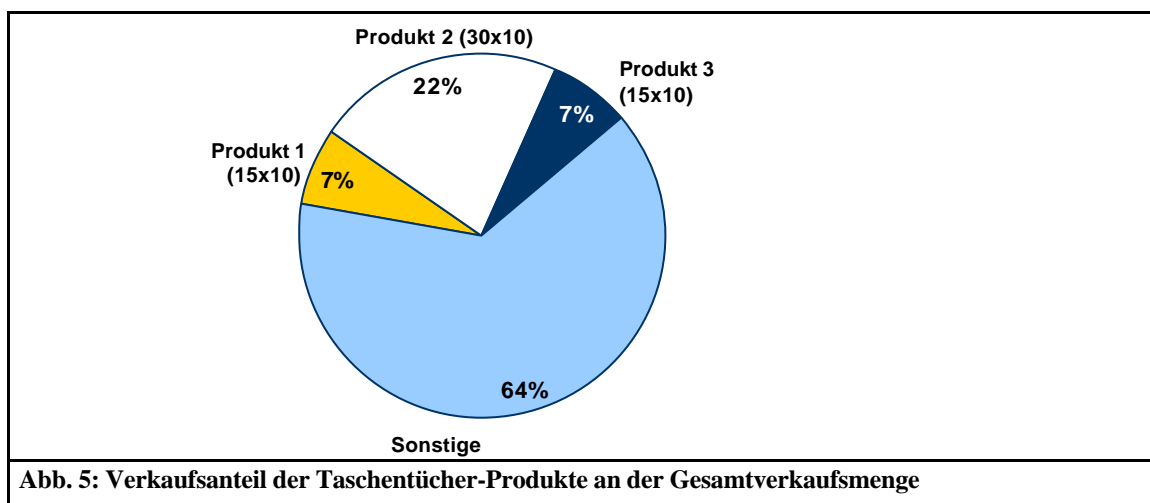


Abb. 5: Verkaufsanteil der Taschentücher-Produkte an der Gesamtverkaufsmenge

In der Warengruppe Taschentücher erfolgen 23 Prozent der Verkäufe unter Promotion:

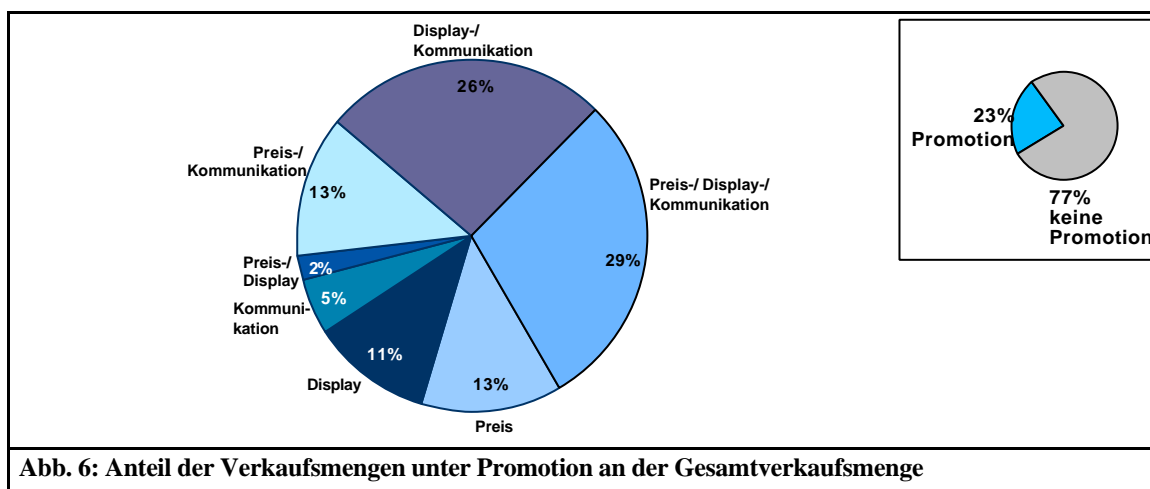


Abb. 6: Anteil der Verkaufsmengen unter Promotion an der Gesamtverkaufsmenge

Im Vergleich zu den vorangegangenen Warengruppen fällt hier der relativ geringe Anteil der PDK-Aktionen, und der gleichzeitig hohe Anteil der DK-Promotions auf.

3.3.4 Bodenreiniger

Bodenreiniger kann als Beispiel für ein langsam drehendes Produkt angesehen werden, da im Schnitt nur 2 Liter/Geschäft/Woche verkauft werden. Da in diesem Segment sowohl Universalreiniger als auch hochspezialisierte Pflegemittel enthalten sind, schwanken die Preise zwischen 53,90 und 1,99 DM/1000ml. Für die Marktführer ist jedoch das Preisgefälle geringer, da diese jeweils Universalreiniger darstellen.

	Maximum	Minimum	Differenz
Produkt 1 (1000 ml)	11,99	5,00	6,99
Produkt 2 (1000 ml)	8,99	3,00	5,99
Produkt 3 (1000 ml)	11,99	4,00	7,99

Tabelle 4: Maximale und minimale Preise je 1000 ml in DM der WG Bodenreiniger

Die drei Produkte (wobei 2 und 3 wiederum einer Marke angehören) haben ähnliche Verkaufsanteile:

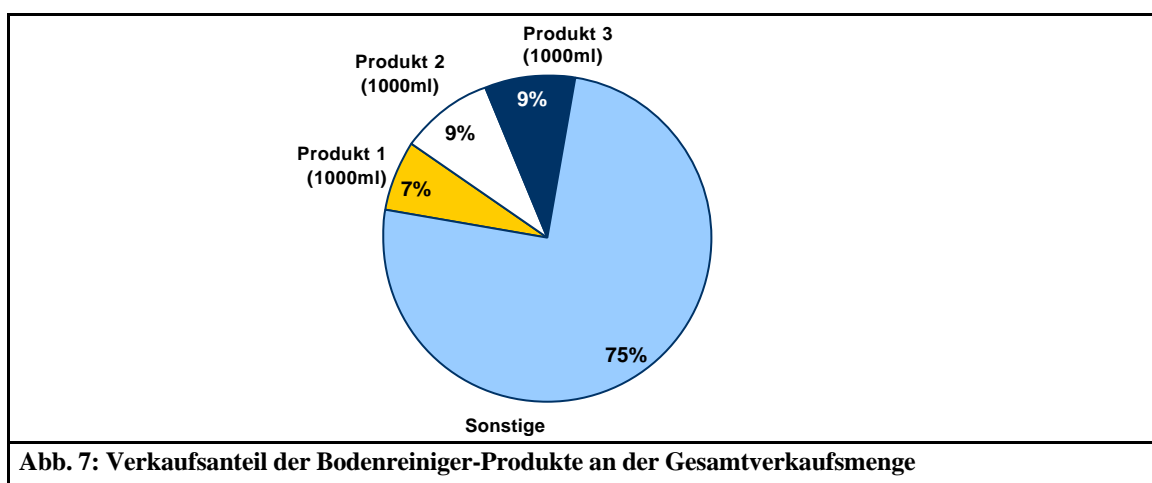


Abb. 7: Verkaufsanteil der Bodenreiniger-Produkte an der Gesamtverkaufsmenge

Der Promotionsinfluss ist mit nur 3 Prozent äußerst gering, so dass die Aufteilung auf die Promotionarten nicht sehr aussagekräftig ist.

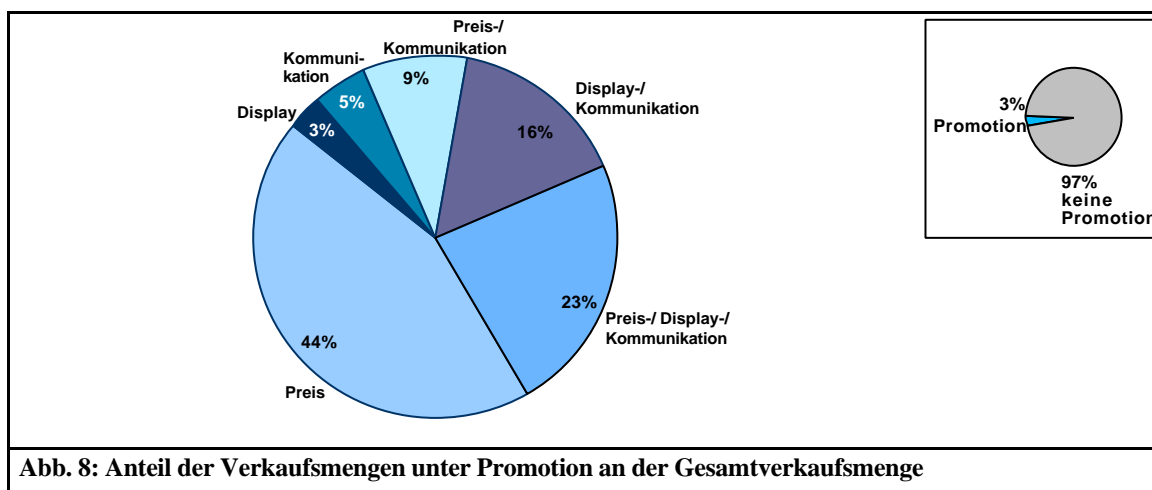


Abb. 8: Anteil der Verkaufsmengen unter Promotion an der Gesamtverkaufsmenge

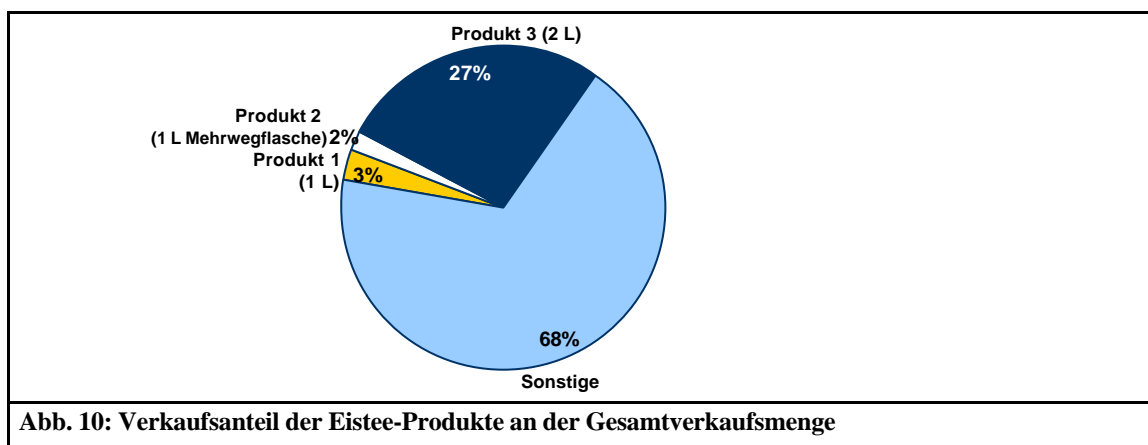
3.3.5 Eistee

Durch die starke Saisonalität stellt Eistee ebenfalls einen Sonderfall dar. Betrachtet wurden Artikel, die eine Füllmenge >600 ml aufweisen, wodurch bspw. Dosen ausgeschlossen wurden. Der höchste Preis betrug 3,99 DM/Liter, der niedrigste 0,49 DM/Liter.

	Maximum	Minimum	Differenz
Produkt 1 (1L)	2,29	0,79	1,50
Produkt 2 (1L MW ⁴)	1,69	1,04	0,65
Produkt 3 (2L)	1,35	0,75	0,60

Tabelle 5: Maximale und minimale Preise je 1 Liter in DM der Warengruppe Eistee

Produkt 3 verfügt über den höchsten Verkaufsanteil mit 27% und liegt damit weit vor den Produkten 1 und 2 mit 3% und 2%. Allerdings ist hier zu erwähnen, dass alle drei Produkte demselben Hersteller angehören.



In der Warengruppe Eistee kann außerdem festgestellt werden, dass der Promotionverkaufsanteil bei 12 Prozent liegt. Zu beachten ist hier der hohe Anteil nicht-preisgestützter Aktionen.

⁴ Mehrweg-Flasche

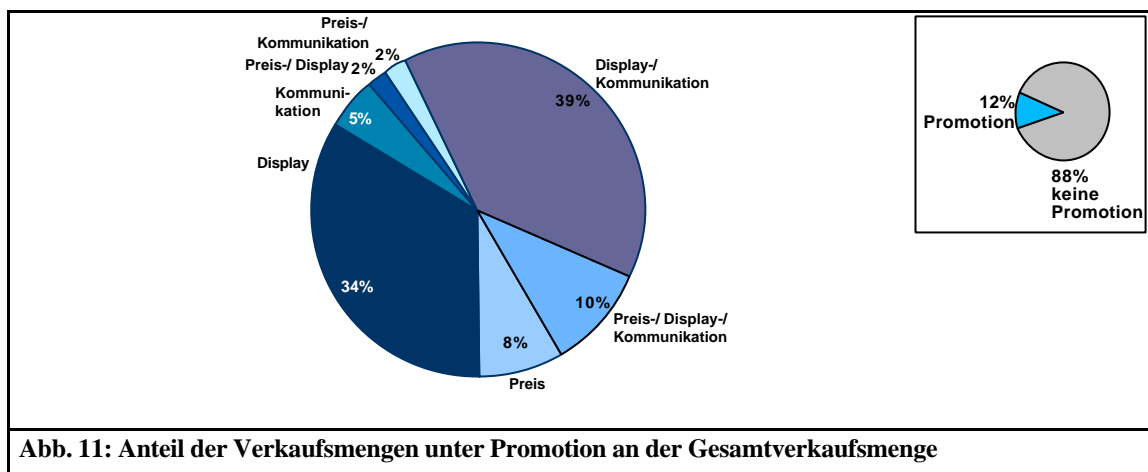


Abb. 11: Anteil der Verkaufsmengen unter Promotion an der Gesamtverkaufsmenge

3.4 Logit-Analysen

Wie in Kapitel 2.1 dargelegt, erfordert die multinomiale Logit-Analyse aus Identifikationsgründen die Setzung einer Referenzkategorie, deren Parametervektor dem Nullvektor gleichgesetzt wird. Hier wurde stets das Produkt gewählt, welches den größten Verkaufsanteil aufwies, um eine Interpretation in Bezug zum „Marktführer“ zu ermöglichen.

3.4.1 Ergebnisse aus dem Logit-Modell

Sämtliche Logit-Analysen wurden mit dem Statistikprogramm STATA⁵ gerechnet.

3.4.1.1 Kakao

Das erste Modell enthält lediglich die Basepreise aller Produkte. Da der Basepreis keine besondere Erklärungskraft besitzt, wird erwartungsgemäß eine relativ schlechte Modellanpassung erzielt ($R_{MF}^2 = 0,0062$). Wird statt dessen der tatsächliche Verkaufspreis als Exogene verwendet, wird eine Modellgüte von $R_{MF}^2 = 0,037$ erzielt. Output 1 enthält zunächst die geschätzten Parameter, darunter die besser zu interpretierende Modifikation $\exp(\beta_i)$:

⁵ STATA ist ein Programmpaket für ökonometrische Analysen. Angewendet wird es in dieser Arbeit wegen der hohen Leistungsfähigkeit auf dem Gebiet der multinomialen Logit-Schätzung. Verwendet wurde für diese Arbeit die Version 7.0.

Produkt	1	2	4	5
Koeffizient				
a_pr1	-2.784196	-0.7684555	-0.6849848	-0.6221602
a_pr2	0.2006307	-0.4523442	0.5576811	-0.2036651
a_pr3	1.256126	1.264793	1.607979	1.023072
a_pr4	-0.3977396	-0.3416761	-2.949238	-0.659309
a_pr5	-0.0863442	-0.0443972	-0.0142284	-0.270122
Konstante	3.840823	1.19262	1.648405	3.28349
exp(β_i)				
a_pr1	0.0618	0.4637	0.5041	0.5368
a_pr2	1.2222	0.6361	1.7466	0.8157
a_pr3	3.5118	3.5424	4.9927	2.7817
a_pr4	0.6718	0.7106	0.0524	0.5172
a_pr5	0.9173	0.9566	0.9859	0.7633
Konstante	46.5638	3.2957	5.1987	26.6687

Output 1: Multinomiale Logit-Analyse: Koeffizienten und Elastizitäten

Theoriegemäß müssten die Koeffizienten für den eigenen Preis negativ und für die Konkurrenzpreis positiv sein. Output 1 zeigt hingegen, dass bei einer Preiserhöhung von Produkt 3 in jeder Gruppe die Kaufwahrscheinlichkeit des jeweiligen Produkts, stark zunimmt (Faktor 2,78 bis 4,99). Demnach lässt sich vermuten, dass Produkt 3 v.a. wegen des geringen Preises gekauft wird. Erhöht sich dieser, ist aber die Kaufwahrscheinlichkeit eines anderen Produkts sehr hoch. Zur Interpretation ebenfalls gut geeignet sind die Quasi-Elastizitäten:

Quasi-Elastizitäten	1	2	3	4	5
a_pr1	-0.6196295	-0.0093866	0.4894088	0.0143323	0.125275
a_pr2	0.1356328	-0.1991882	0.0581514	0.3183119	-0.3129079
a_pr3	0.1055913	0.0978212	-0.5484525	0.1975165	0.1475236
a_pr4	0.0797939	0.086466	0.4216599	-0.612122	0.0242023
a_pr5	0.0193594	0.0344146	0.1273613	0.0495862	-0.2307215

Output 2: Quasi-Elastizitäten auf Basis des Verkaufspreises

Werden jeweils die 5 Blöcke der Elastizitäten betrachtet, hat eine einprozentige Erhöhung des „eigenen“ Preises eine Senkung der Kaufwahrscheinlichkeit von 0,19 bis 0,62 Prozentpunkten zur Folge. Auf eine Preiserhöhung von Produkt 3 würden die Kaufwahrscheinlichkeiten von Produkt 1 (a_pr1) und 4 (a_pr4) mit Steigerungen von 0,49 und 0,42 Prozentpunkten reagieren. Eine geringe Erhöhung der Kaufwahrscheinlichkeit von Produkt 2 (a_pr2) mit 0,06 Prozentpunkten kann dadurch erklärt werden, dass es sich bei diesem Artikel um ein Milch-Mix Getränk mit anderen Geschmackssorten als Schoko handelt. Die anderen Artikel zeigen im Gegensatz dazu keine derart starken Reaktionen. Die Kaufwahrscheinlichkeit dieser Produkte ist dem zu Folge nur in geringem Maße durch den steigenden Preis eines anderen Artikels beeinflussbar.

Die letzte Analyse widmet sich dem Modell, in das der Basepreis und die drei Promotionarten eingehen.

Produkt	1	2	4	5
Koeffizient				
a_pr1	-1,04277	-0,54981	-0,53938	-0,59030
a_pr2	0,39703	-0,18318	0,32854	-0,35297
a_pr3	0,23359	0,43268	0,88025	0,47429
a_pr4	-0,33030	-0,33259	-1,31963	-0,51677
a_pr5	0,00517 (n.s.)	0,02465	-0,01373	-0,19860
pred1	1,45751	0,31668	0,21690	0,13778
pred2	-0,17079	0,40707	-0,02081 (n.s.)	-0,12572
pred3	-0,71142	-0,63137	-0,76989	-0,56899
pred4	0,15457	0,13717	1,09855	0,23023
pred5	-1,20561	-0,40111 (n.s.)	-0,14379 (n.s.)	0,29473 (n.s.)
komm1	0,24051	-0,10384	-0,10857	-0,16789
komm2	0,01373 (n.s.)	0,21310	-0,09122	0,07066
komm3	-0,37901	-0,43606	-0,39716	-0,34428
komm4	0,06190 (n.s.)	0,04321 (n.s.)	0,35657	-0,07030
komm5	-0,34160 (n.s.)	-0,47689 (n.s.)	-0,79627	-0,87587
disp1	0,44606	0,07714	0,08213	0,08348
disp2	-0,07688	0,30607	0,06380	0,04943
disp3	-0,33476	-0,28705	-0,28109	-0,29599
disp4	-0,05908	-0,08482	0,58033	-0,07385
disp5	0,41516	0,30520	0,39943	0,18789 (n.s.)
Konstante	0,31583	1,21005	0,13115 (n.s.)	4,81980
exp(β_i)				
a_pr1	0,35248	0,57706	0,58311	0,55416
a_pr2	1,48741	0,83262	1,38894	0,70260
a_pr3	1,26313	1,54138	2,41150	1,60687
a_pr4	0,71871	0,71706	0,26724	0,59644
a_pr5	1,00518 (n.s.)	1,02496	0,98636	0,81988
pred1	4,29527	1,37257	1,24222	1,14772
pred2	0,84300	1,50241	0,97941 (n.s.)	0,88186
pred3	0,49095	0,53186	0,46306	0,56610
pred4	1,16715	1,14702	2,99982	1,25889
pred5	0,29951	0,66958 (n.s.)	0,86607 (n.s.)	1,34276 (n.s.)
komm1	1,27189	0,90137	0,89711	0,84545
komm2	1,01382 (n.s.)	1,23751	0,91282	1,07321
komm3	0,68454	0,64658	0,67223	0,70873
komm4	1,06386 (n.s.)	1,04416 (n.s.)	1,42842	0,93211
komm5	0,71063 (n.s.)	0,62071 (n.s.)	0,45101	0,41650
disp1	1,56214	1,08019	1,08560	1,08706
disp2	0,92600	1,35808	1,06588	1,05067
disp3	0,71551	0,75048	0,75496	0,74379
disp4	0,94263	0,91868	1,78664	0,92881
disp5	1,51461	1,35689	1,49098	1,20670 (n.s.)
Konstante	1,37140	3,35364	1,14014 (n.s.)	123,94018

Output 3: Multinomiale Logit-Analyse mit Basepreis und Preis-, Display- und Kommunikationspromotion als Exogene

Dieses Modell liefert mit einem Pseudo-R² von 0,0525 die bisher beste Anpassung. Zusätzlich zu den Preiskoeffizienten können hier noch die Promotionsdummies interpretiert werden, welche für die eigenen Promotions einen positiven Koeffizienten erwarten lassen. Bei Preispromotion für Produkt 1 steigt die Kaufwahrscheinlichkeit für Produkt 1 im Vergleich zur Referenzkategorie um den Faktor 4,3. Bei Promotion für Produkt 2, 3 oder 5 sinkt dagegen die Wahlwahrscheinlichkeit für Produkt 1 (Faktor 0,3 bis 0,8).

Zusätzlich zu diesen drei Grundmodellen wurden weitere Modelle mit Wochen- bzw. Geschäftsdummies geschätzt, um eventuelle Heterogenität zu kontrollieren. Die Koeffizienten der bisher schon betrachteten Variablen erwiesen sich als stabil, weswegen Tabelle 6 einen Überblick über die Gesamtanpassung gibt. Zusätzlich gibt diese Tabelle Aufschluss über den

Vergleich des kleinen Datensatzes mit 5 Produkten und des großen Datensatzes mit in diesem Fall 15 Produkten (14 Einzelprodukte + Restkategorie).

Modell	Pseudo-R ² kleiner Datensatz	Pseudo-R ² großer Datensatz
Basepreis	0.0062	0.0293
Verkaufspreis	0.0371	0.0444
Basepreis mit Promotion	0.0525	0.0633
Verkaufspreis und Woche	0.0417	
Basepreis mit Promotion und Woche	0.0547	
Verkaufspreis mit Geschäftsdummies	0.0742	
Basepreis mit Promotion und Geschäftsdummies	0.0785	

Tabelle 6: Vergleich der Pseudo-R² in der Warengruppe Kakao

Durch die explizite Modellierung der Geschäfte ergibt sich eine starke Verbesserung, wohingegen erwartungsgemäß die zeitliche Modellierung nicht greift, da sehr wenig Saisonalität vorliegt. Die etwas bessere Modellgüte des großen Datensatzes rechtfertigt nicht unbedingt den deutlich höheren Rechenaufwand. Dieser lässt sich auch daran erahnen, dass die Modelle mit einer hohen Parameteranzahl vom Programm bereits nicht mehr zu bewältigen waren.

3.4.1.2 Hundefutter

Die Modellierung mit den Verkaufspreisen ergibt eine recht gute Anpassung mit $R_{MF}^2 = 0,0876$. Anscheinend ist diese Warengruppe sehr preissensitiv. Beispielsweise kommt es bei einer Erhöhung des Preises von Produkt 1, 2 oder 3 um 1% zu einem Rückgang der Kaufwahrscheinlichkeit dieser Produkte um 0,83 bis 1,70 Prozentpunkten. Zusätzlich besteht zwischen Produkt 2 und 3 eine starke Wechselbeziehung. Steigt der Preis von einem der beiden Produkte um ein Prozent, erhöht sich die Kaufwahrscheinlichkeit für das andere Produkt um ca. 0,6 Prozentpunkte.

Schließlich soll noch der Zusammenhang zwischen Basepreis mit Promotions und der Kaufwahrscheinlichkeit untersucht werden.

Produkt	1	3	4
Koeffizient			
a_pr1	-0.914730	-0.035824	-0.085196
a_pr2	1.686901	2.280001	1.765762
a_pr3	0.446054	-2.706795	-0.994372
a_pr4	-0.462797	-0.887789	-0.250562
pred1	0.582857	-0.108914	0.177597
pred2	-0.668389	-0.994126	-0.665839
pred3	0.023936	1.974380	0.690436
pred4	-0.238132	-0.393176	-0.369612
komm1	1.115401	0.255986	-0.045986
komm2	-0.030044	-0.353084	-0.153041
komm3	0.083996	0.236614	-0.070705
komm4	-0.042439 (n.s.)	0.284999	-0.195293
disp1	0.071286	-0.277220	0.021786
disp2	-0.254045	0.262651	0.030060
disp3	-0.199738	0.595879	0.236703
disp4	-0.071648	-0.095972	0.433192
Konstante	-0.033571 (n.s.)	0.838434	-0.314076
$\exp(\beta_i)$			
a_pr1	0.400625	0.964810	0.918333
a_pr2	5.402712	9.776690	5.846025
a_pr3	1.562135	0.066750	0.369956
a_pr4	0.629521	0.411565	0.778364
pred1	1.791149	0.896808	1.194344
pred2	0.512533	0.370047	0.513842
pred3	1.024224	7.202153	1.994584
pred4	0.788098	0.674910	0.691003
komm1	3.050791	1.291734	0.955055
komm2	0.970403	0.702518	0.858095
komm3	1.087624	1.266952	0.931737
komm4	0.958449 (n.s.)	1.329761	0.822594
disp1	1.073888	0.757888	1.022025
disp2	0.775657	1.300373	1.030517
disp3	0.818945	1.814626	1.267065
disp4	0.930859	0.908489	1.542172
Konstante	0.966986 (n.s.)	2.312743	0.730464

Output 4: Multinomiale Logit-Analyse mit Basepreis und Preis-, Display- und Kommunikationspromotion als Exogene

Es ergibt sich nur ein äußerst geringer Anstieg der Modellanpassung. Dies war zu erwarten, da bei Hundefutter bei 75 Prozent der Promotionverkaufsmenge der Preis ein Promotionbestandteil ist.

Die unterschiedliche Güte der Modelle ist in nachfolgender Tabelle zusammengefasst.

Modell	Pseudo-R ²
Basepreis	0.005
Verkaufspreis	0.0876
Basepreis mit Promotion	0.0922
Verkaufspreis und Woche	0.0911
Basepreis mit Promotion und Woche	0.0953
Verkaufspreis mit Geschäftsdummies	0.1298
Basepreis mit Promotion und Geschäftsdummies	0.1278

Tabelle 7: Vergleich der Pseudo-R² in der Warengruppe Hundefutter

Ein Vergleich mit einem großen Datensatz ist in diesem speziell eingegrenzten Warengruppenbereich nicht möglich, da außer den drei Produkten des kleinen Datensatzes keine weiteren Produkte vorhanden sind, die eine genügend hohe Distribution aufweisen.

3.4.1.3 Taschentücher

Im Modell mit dem Basepreis als Exogene ergibt mit $R_{MF}^2 = 0,0226$ eine im Vergleich zu den beiden anderen Warengruppen deutlich bessere Anpassung. Dies kann daran liegen, dass Taschentücher etwas sind, auf das nicht verzichtet werden kann: Wenn man es benötigt, wird mit dem Kauf normalerweise nicht bis zur nächsten Promotion gewartet. Verwendet man das Modell mit dem Verkaufspreis als Exogene, verbessert sich das Gütemaß (0,0417) dennoch, zu einem gewissen Teil wird die Kaufwahrscheinlichkeit von Taschentüchern also auch vom Verkaufspreis bzw. Preispromotions geleitet.

Quasi-Elastizitäten	1	2	3	4
a_pr1	-0.1863279	0.3001089	0.0816828	-0.1954638
a_pr2	0.1616274	-0.9466919	0.1531661	0.6318984
a_pr3	-0.0215411	0.0457484	-0.2424014	0.2181941
a_pr4	0.1323092	0.3059584	0.1154146	-0.5536821

Output 5: Quasi-Elastizitäten des multinomialen Logit-Modells auf Basis des Verkaufspreises

Eine Erhöhung des Preises um ein Prozent der jeweiligen Produkte zieht eine Senkung der Kaufwahrscheinlichkeit von 0,19 bis 0,95 Prozentpunkte nach sich. Die Erhöhung der Kaufwahrscheinlichkeit der Konkurrenzprodukte befindet sich zwischen 0,08 und 0,63 Prozentpunkten. Interessant ist auch hier die Wechselwirkung von Produkt 1 und 2. Wie in der deskriptiven Analyse erwähnt, gehören beide Produkte derselben Marke an. Dementsprechend wechseln die meisten Käufer vermutlich bei einer Preiserhöhung ihres bevorzugten Produkts am ehesten zu einem Produkt derselben Marke in einer anderen Packungsgröße. Dieser Effekt lässt sich anhand der Elastizitäten sehr gut nachvollziehen. Erhöht sich der Preis von Produkt 1 um 1%, steigt die Kaufwahrscheinlichkeit von Produkt 2 um 0,16 Prozentpunkte, die von Produkt 3 sinkt dagegen leicht. Analog verhält es sich bei Erhöhung des Preises von Produkt 2. Steigt der Preis von Produkt 2, nimmt die Kaufwahrscheinlichkeit von Produkt 1 um 0,3 Prozentpunkte zu, die von Produkt 2 um 0,94 Prozentpunkte ab.

Zusätzlich kann noch die Abhängigkeit der Kaufwahrscheinlichkeit von den Promotions und dem Basepreis überprüft werden.

Produkt	1	3	4
Koeffizient			
b_pr1	-0.77379	0.12327	-0.23595
b_pr2	1.70951	1.71359	1.23289
b_pr3	-0.14514	-0.98705	0.08962
b_pr4	0.24107	0.13343	-0.55601
pred1	0.82554	0.13365	0.23833
pred2	-0.98972	-0.89384	-0.86299
pred3	0.21082	0.52744	0.00341 (n.s.)
pred4	0.32325	0.47988	0.36512
komm1	0.21588	0.16955	-0.02223 (n.s.)
komm2	-0.55516	-0.58298	-0.52265
komm3	-0.19445	-0.10927	-0.13477
disp1	0.15655	-0.48077	0.02979
disp2	-0.14306	-0.05313	0.05020
disp3	-0.08947	0.33108	-0.06602
disp4	-0.02853 (n.s.)	0.00453 (n.s.)	0.14303
Konstante	-3.37336	-3.35039	0.25092
exp(β_i)			
b_pr1	0.46126	1.13119	0.78982
b_pr2	5.52624	5.54883	3.43113
b_pr3	0.86490	0.37267	1.09376
b_pr4	1.27260	1.14274	0.57349
pred1	2.28311	1.14300	1.26913
pred2	0.37168	0.40908	0.42190
pred3	1.23469	1.69459	1.00341 (n.s.)
pred4	1.38160	1.61588	1.44068
komm1	1.24096	1.18477	0.97801 (n.s.)
komm2	0.57398	0.55823	0.59295
komm3	0.82329	0.89649	0.87391
disp1	1.16947	0.61831	1.03024
disp2	0.86670	0.94826	1.05148
disp3	0.91441	1.39247	0.93611
disp4	0.97187 (n.s.)	1.00454 (n.s.)	1.15376
Konstante	0.03427	0.03507	1.28521

Output 6: Multinomiale Logit-Analyse mit Basepreis und Preis-, Display- und Kommunikationspromotion als Exogene

Zwar ergab die deskriptive Analyse, dass in der Warengruppe Taschentücher unter Display und Kommunikationspromotion ein hoher Anteil der Promotionverkaufsmenge verkauft wird, jedoch ist die Verbesserung der Anpassung eher gering.

Einen Vergleich der Pseudo-R² aller Modelle zeigt Tabelle 8.

Modell	Pseudo-R ² kleiner Datensatz	Pseudo-R ² großer Datensatz
Basepreis	0.0226	0.0484
Verkaufspreis	0.0417	0.0562
Basepreis mit Promotion	0.0492	0.0681
Verkaufspreis und Woche	0.0454	
Basepreis mit Promotion und Woche	0.0513	
Verkaufspreis mit Geschäftsdummies	0.075	
Basepreis mit Promotion und Geschäftsdummies	0.0785	

Tabelle 8: Vergleich der Pseudo-R² in der Warengruppe Taschentücher

Saisonale Effekte sind kaum zu beobachten. Anscheinend gleichen sich die Effekte von Grippe im Winter und Heuschnupfen im Sommer aus. Wird der große Datensatz, der in diesem Fall

aus 13 Kategorien besteht, untersucht, zeigt sich eine Verbesserung der Modellanpassung. Anscheinend sind durch den kleinen Datensatz Effekte zwischen gewissen Produkten nicht genügend berücksichtigt worden.

3.4.1.4 Bodenreiniger

Die Quasi-Elastizitäten mit ihren relativ geringen Werten bestätigen die Vermutung, dass Bodenreiniger als langsam drehendes Produkt weder besonders auf den Preis noch auf Promotions besonders sensibel reagiert.

Quasi-Elastizitäten	1	2	3	4
a_pr1	-0.033450	-0.004542 (n.s.)	0.004606 (n.s.)	0.290512
a_pr2	0.027985	-0.004205 (n.s.)	0.124009	-0.297955
a_pr3	0.009582	0.067979	-0.076761	-0.074250
a_pr4	0.011439	0.118558	0.144406	-0.364602

Output 7: Quasi-Elastizitäten des multinomialen Logit-Modells auf Basis des Verkaufspreises

Lediglich die Modellierung der Geschäftsheterogenität ergibt eine deutliche Verbesserung des Modells. Die Analyse von 8 Produkten führt zu einer doch deutlich höheren Modellgüte.

Modell	Pseudo-R ² kleiner Datensatz	Pseudo-R ² großer Datensatz
Basepreis	0.0157	0.0424
Verkaufspreis	0.0158	0.0415
Basepreis mit Promotion	0.0211	0.0466
Verkaufspreis und Woche	0.0193	
Basepreis mit Promotion und Woche	0.0236	
Verkaufspreis mit Geschäftsdummies	0.0555	
Basepreis mit Promotion und Geschäftsdummies	0.0595	

Tabelle 9: Vergleich der Pseudo-R² in der Warengruppe Bodenreiniger

3.4.1.5 Eistee

Bei einem Vergleich des Pseudo-R² der Modelle mit Verkaufspreis bzw. Basepreis als Exogene ergibt sich nur ein sehr geringer Unterschied. Dies liegt eventuell daran, dass, wie bereits in der deskriptiven Analyse festgestellt, die Bedeutung der Preispromotion bei dieser Warengruppe nur einen geringen Stellenwert einnimmt.

Quasi-Elastizitäten	1	2	3	4
a_pr1	-0.0722391	-0.000465 (n.s.)	0.3416991	-0.268995
a_pr2	0.075581	-0.0506196	-0.7170312	0.6920698
a_pr3	0.0353125	-0.0072812	-0.4108927	0.3828615
a_pr4	0.0007562 (n.s.)	0.0073338	-0.237211	0.229121

Output 8: Quasi-Elastizitäten des multinomialen Logit-Modells auf Basis des Verkaufspreises

Ein Blick auf die Quasi-Elastizitäten vervollständigt das Bild bezüglich der Preisabhängigkeit dieser Warengruppe. Da eher andere Aspekte als der Preis für die Kaufwahrscheinlichkeit bedeutsam sind, ist hier eine ausführliche Interpretation der Elastizitäten nicht sinnvoll.

Eine leichte Verbesserung der Modellanpassung ist festzustellen, wenn die Promotionarten und der Basepreis in die Analyse einbezogen werden.

Tendenziell ist hier eine Erhöhung der Kaufwahrscheinlichkeit eines Produkts zu erkennen, wenn eine Kommunikations- oder Displaypromotion durchgeführt wird. Da aber alle drei Produkte derselben Marke angehören, entstehen bei derartigen Promotions auch Werbewirkungen für die anderen Produkte dieser Marke, so dass die Effekte nicht besonders deutlich ausfallen.

Anzunehmen war, dass bei Einbezug der Woche eine Verbesserung der Modellgüte festzustellen ist. Dies kann jedoch von den Daten nicht bestätigt werden. Möglicherweise liegt dies daran, dass dies bereits durch die Promotionparameter aufgefangen wird, da Aktionen für so eine Warengruppe ebenfalls stark saisonlastig sind.

Modell	Pseudo-R ²	
	Kleiner Datensatz	großer Datensatz
Basepreis	0.0339	0.1728
Verkaufspreis	0.0359	0.1737
Basepreis mit Promotion	0.0431	0.1925
Verkaufspreis und Woche	0.0401	
Basepreis mit Promotion und Woche	0.0462	
Verkaufspreis mit Geschäftsdummies	0.1026	
Basepreis mit Promotion und Geschäftsdummies	0.1064	

Tabelle 10: Vergleich der Pseudo-R² in der Warengruppe Eistee

Eine deutliche Steigerung erzielt die Verwendung des großen Datensatzes mit 7 Artikeln. Dies ist darauf zurückzuführen, dass in diesem Modell der Wechsel auf andere Marken wesentlich besser verdeutlicht werden kann als im kleinen Modell, das nur aus Artikeln derselben Marke besteht.

3.4.2 Vergleich der Ergebnisse aus dem Logit-Modell

Der Vergleich der kleinen Datensätze aller Warengruppen ergibt die beste Anpassung für Hundefutter, die schlechteste für Bodenreiniger. Während Bodenreiniger ein Produkt mit seltenem Bedarf ist und der Kauf anscheinend relativ unabhängig von Promotions erfolgt, wird bei Hundefutter stark auf den Preis geachtet, was durch eine hohe Elastizität feststellbar ist. Dies deutet auf eine geringe Markentreue und hohe Promotions sensitivität hin. Bei Hundefutter

ist dies gut nachvollziehbar, da hier bspw. der Geschmack nur eine geringe Rolle spielt und damit dem Preis eine bedeutende Rolle im Kaufentscheidungsprozess zukommt. Ganz anders verhält sich dies bei Kakao. Dies ist auch an der insgesamt wesentlich schlechteren Güte der Kakaomodelle erkennbar.

Auch bei Eistee und Taschentüchern lässt sich eine hohe Elastizität feststellen. Allerdings ist hier im Auge zu behalten, dass Verzerrungen aufgrund der Zugehörigkeit von 3 bzw. 2 Produkten zur selben Marke möglich sind.

Durch Einbezug von saisonalen Effekten lassen sich keine erwähnenswerten Verbesserungen feststellen, wohingegen die explizite Modellierung der Geschäfte meist eine deutliche Verbesserung nach sich zieht.

Die Ausdehnung Produktanzahl bringt eher geringe Verbesserungen, mit Ausnahme des Eistees, wo anscheinend die kleine Produktauswahl zu kurz greift.

4. Fazit und Ausblick

Ausgangspunkt war die Fragestellung, inwieweit durch Logit-Modelle die Produktwahl auf Basis von Scannerdaten modelliert werden kann.

Logit-Modelle liefern zwar hierfür plausible Zusammenhänge, die Güte der Modellanpassung dagegen ist sehr unterschiedlich. Zum einen hängt dies mit der schiefen Verteilung der Ausprägungen der Endogenen zusammen, zum anderen ist auch im Auge zu behalten, dass das Pseudo- R^2 von McFadden in der Aussagekraft nicht mit dem der Regressionsanalyse vergleichbar ist. Letztendlich ist aber auch die Datenbasis, also der jeweilige Scannerdatensatz auf dessen Basis die Schätzungen durchgeführt wurden, für die Güte der Modellanpassung verantwortlich.

In dieser Arbeit lassen sich Warengruppen bestimmen, auf deren Basis mit Logit-Modellen die Kaufentscheidung besser modelliert werden kann, als mit anderen. Hundefutter, das größtenteils unabhängig von Geschmack und Verpackungsoutfit gekauft wird, erzielt sehr gute Anpassungen. Warengruppen wie Kakao, die von derartigen Aspekten stark beeinflusst werden, erreichen eher geringe Werte des Gütemaßes. Weiterhin sind schnell drehende Güter besser für solche Analysen geeignet, da die Reaktion auf Promotions bei diesen wesentlich stärker ausgeprägt ist. Voraussetzung für gute Schätzergebnisse ist aber auch eine hohe Promotionaktivität innerhalb der Warengruppe. Bodenreiniger erzielt dementsprechend mit nur 2 Prozent Promotionverkaufsmenge äußerst geringe Effekte und einen sehr schlechten Fit.

Festzustellen ist außerdem, dass durch eine Modellierung von mehreren Auswahlalternativen die Modellanpassung steigt. Durch mehr Alternativen kann letztendlich der Kaufentscheidungsprozess auch besser abgebildet werden. Probleme ergeben sich aber hier auf der Ebene der Leistungsfähigkeit der Statistikprogramme. Je mehr Alternativen einbezogen werden, desto mehr Parameter müssen geschätzt werden und desto schwieriger ist die Schätzung. Die Modelle, die im Logit-Modell die beste Anpassung bei den kleinen Datensätzen erzielten, konnten bei den großen gar nicht gerechnet werden.

Das zum Logit-Modell alternative Probit-Modell, welches nicht den Nachteil der IIA-Annahme⁶ aufweist, konnte in dieser Arbeit nicht überprüft werden, da die verwendete Statistiksoftware für derartige Datenmengen bei multinomialen Probit-Modellen noch nicht geeignet ist.

Um die Anpassungsgüte des Logit-Modells zu erhöhen, müssten bei Warengruppen wie Kakao Aspekte wie Image, Verpackung oder Geschmack einbezogen werden. Dies ist allerdings problematisch, da Scannerdaten keinem Individuum zuordenbar sind und somit die Möglichkeit, diesen Daten entsprechende Beobachtungen aus einer Ad Hoc Befragung hinzuzufügen, entfällt.

Weiterführend können auch andere Modelle verwendet werden, die die Panelstruktur berücksichtigen.

Abschließend kann also festgehalten werden, dass durch Logit-Modelle eine Analyse des Kaufverhaltens anhand von Scannerdaten möglich ist. Je nach Eigenschaften der Warengruppe variiert die Güte der Schätzergebnisse aber sehr stark.

⁶ IIA: Independence of Irrelevant Alternatives: Diese Eigenschaft besagt, dass die Auswahlwahrscheinlichkeiten nicht von weiteren Alternativen beeinflusst werden.

Literatur

Aldrich, J. H. & Nelson F. D. (1984): „Linear Probability, Logit and Probit Models“, Thousand Oaks: Sage Publications Inc.

Andreß, H.-J., Hagenars, J. A., Kühnel, S. (1997): „Analyse von Tabellen mit kategorialen Daten“, Berlin: Springer

Ben-Akiva, M & Lerman, S. R. (1985): „Discrete Choice Analysis: Theory and Application to travel demand“, Cambridge: MIT Press

Berekhoven, L., Eckert, W., Ellenrieder, P. (1999): „Marktforschung“, 8. Auflage, Wiesbaden: Gabler

Diller, H. (1992): „Vahlens großes Marketing Lexikon“, München: Vahlen

Tutz, G. (2000): „Die Analyse kategorialer Daten“, München: Oldenbourg

Long, J. S. (1997): “Regression Models for Categorical and Limited Dependent Variables”, Thousand Oaks: Sage Publications Inc.

McFadden (1973): “Conditional logit analysis of qualitative choice behaviour”.
In P. Zarembka, *Frontiers of econometrics* (S. 105-142), New York: Academic Press

McKelvey, R. D., & Zavoina, W. (1975): “A statistical model for the analysis of ordinal level dependent variables”, *Journal of Mathematical Sociology* 4