

Christine Ebling

**Dynamische Aspekte im Kaufverhalten:
Die Determinanten von Kaufzeitpunkt, Marken- und
Mengenwahl**

Mit einem Geleitwort von Prof. Dr. Daniel Klapper

Inaugural-Dissertation zur
Erlangung des Doktorgrades im
Fachbereich Wirtschaftswissenschaften der
Johann Wolfgang Goethe-Universität
Frankfurt am Main

Geleitwort

Analysen zur Wirkung von Marketingmaßnahmen auf das Kaufverhalten von Konsumenten auf Konsumgütermärkten greifen häufig auf Daten aus einem Konsumentenpanel zurück. Im Fokus dieser Analysen stehen dabei Konsumentenentscheidungen hinsichtlich der Wahl der Einkaufsstätte bzw. der Wahl des Einkaufszeitpunktes, der Wahl, in welchen Produktkategorien eingekauft wird, welche Marken in einer Produktkategorie gewählt werden und wie viele Einheiten davon zu erwerben sind. Konsumenten treffen diese Entscheidungen wahrscheinlich nicht unabhängig voneinander. Es ist denkbar, dass die Wahl einer Einkaufsstätte auch von der Verfügbarkeit spezifischer Marken und der beabsichtigten Kaufmenge beeinflusst ist. Darüber hinaus sind auch Dynamiken in diesen einzelnen Kaufentscheidungen zu vermuten. Die vergangene Kaufmenge bestimmt das Ausmaß der aktuellen Nachfrage und die Vorräte, über die ein Konsument in einer Produktkategorie verfügt, beeinflussen wahrscheinlich auch seine Reaktion auf Promotionmaßnahmen in diesen Produktkategorien. Denkbar ist weiter, dass der private Konsum von der Höhe der Vorräte abhängt. Kauft ein Konsument regelmäßig in einem Geschäft ein, sammelt er Erfahrungen über den Einsatz von Preisaktionen in diesem Geschäft. Der Konsument wird dann Erwartungen über zukünftige Angebote bilden, die sicher auch sein aktuelles Kaufverhalten beeinflussen.

Die Analyse der verschiedenen Kaufentscheidungsprozesse zur umfassenden Erklärung des Kaufverhaltens von Konsumenten auf Konsumgütermärkten, bei gleichzeitiger Berücksichtigung von Dynamiken, ist eine überaus komplizierte Aufgabe. Dieser Aufgabe stellt sich die Arbeit von Frau Ebling und sie löst die Aufgabe eindrucksvoll. Sie greift dabei zwei Modellansätze auf. Die separate Modellierung geht von einer Sequenz von Kaufentscheidungen aus, während die simultane Modellierung eine gemeinsame Nutzenfunktion für alle untersuchten Entscheidungen postuliert. Beide Modellansätze werden nicht nur theoretisch diskutiert, sondern sie werden auch empirisch getestet. Dazu implementiert Frau Ebling diese Modelle unter der zusätzlichen Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität unter Verwendung hierarchischer Bayes-Modelle in Gauss. Ergänzt werden die Modelle um dynamische Aspekte des Kaufverhaltens, wie z.B. Erwartungen über Preisaktionen oder einen flexiblen Konsum. Dadurch kann sie strukturelle State Dependence, Dynamiken im Konsumentenverhalten auf Grund von Vorräten sowie die Wirkungen von

zeitvariierende Preissensitivitäten auf das Kaufverhalten analysieren und deren Wirkungen auf die Marken- und Mengenwahl ausrechnen. So lassen sich die unterschiedlichen Wirkungen von Preisaktionen auf unterschiedliche Kaufentscheidungsprozesse quantifizieren. Die Ergebnisse können dann zur Steuerung von Preisaktionen im Handel herangezogen werden.

Die Arbeit orientiert sich sowohl inhaltlich als auch methodisch an der Spitze der internationalen Marketingforschung. Sie leistet damit einen wertvollen Beitrag für die Marketingwissenschaft und wird sicher zukünftige Arbeiten zur quantitativen Analyse des Kaufverhaltens positiv beeinflussen.

Prof. Dr. Daniel Klapper
Johann Wolfgang Goethe-Universität Frankfurt

Vorwort

Die vorliegende Dissertationsschrift wurde im April 2007 von der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät der Johann Wolfgang Goethe-Universität Frankfurt am Main anerkannt. Die Idee zu dieser Arbeit entstand in zahlreichen Gesprächen, welche ich in den vergangenen Jahren mit meinem wissenschaftlichen Lehrer und Doktorvater Herrn Prof. Dr. Daniel Klapper zunächst an der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel und dann an der Johann Wolfgang Goethe-Universität führte. Für seine ständige Bereitschaft zur konstruktiven und kritischen Diskussion, sowie für seine konzeptionellen und methodischen Anregungen möchte ich mich an dieser Stelle aufrichtig bedanken.

Darüber hinaus gilt mein besonderer Dank Frau Birgit Scherübl und Herrn Holger Dietrich von der GfK Nürnberg, die mir mit außerordentlicher Hilfsbereitschaft bei der Überlassung der für die empirischen Analysen notwendigen Scannerdaten begegnet sind.

Meinen ehemaligen Kollegen Marisa Schlichthorst, Tobias Maria Günter und Jarg Temme des Lehrstuhls für Absatzwirtschaft der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, sowie meinem Kollegen Arne Schröder danke ich für die anregenden Gespräche und das stets sehr kollegiale Verhältnis. Mein Dank gilt auch dem gesamten Schwerpunkt Marketing der Johann Wolfgang Goethe-Universität, welcher sowohl das Einleben im Süden als auch einen zügigen Abschluss meines Promotionsverfahrens sehr förderte. Insbesondere möchte ich mich an dieser Stelle bei Herrn Prof. Dr. Martin Natter bedanken, welcher neben Herrn Prof. Dr. Daniel Klapper meine Dissertationsschrift begutachtete.

Schließlich gilt mein herzlicher Dank meinen Eltern Inge und Günter Ebling, welche mich stets unterstützt und gefördert haben, sowie Janine Czyszczoń und meiner Schwester Annette Ebling für ihre Begleitung durch alle Höhen und Tiefen der Dissertation.

Frankfurt am Main, im April 2007

Christine Ebling

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Ausgangssituation und Problemstellung	1
1.2	Zielsetzung und Aufbau der Arbeit	8
2	Dynamische Aspekte im Kaufverhalten	13
2.1	Der Einfluss früherer Kaufgelegenheiten	14
2.1.1	Allgemeine Befunde	14
2.1.2	Auswirkungen von Preispromotions	19
2.2	Der Einfluss von Referenzpunkten	21
2.2.1	Theoretische Basis	21
2.2.2	Empirische Befunde	23
2.2.3	Der Einfluss von Preispromotions auf den Referenzpreis	24
2.3	Der Einfluss von Preispromotions auf Lagerhaltung und Konsum	26
2.4	Vorausschauende Konsumenten: Konzept und Umsetzung	28
2.4.1	Policy Simulation zur Evaluation von Marketing-Strategien	29
2.4.2	Dynamische Modelle zur Berücksichtigung vorausschauender Konsumenten	30
2.4.3	Alternative Modelle zur Berücksichtigung vorausschauender Konsumenten	33
2.4.3.1	Berücksichtigung eines zukünftiger Kategoriewerts	34
2.4.3.2	Zeitvariierende Parameter	35
2.4.4	Endogenität des Marketing-Mix	36
2.5	Zusammenfassende Darstellung	37
3	Die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl	41
3.1	Grundlagen der Modellierungen	42
3.2	Separate Modellierung	43
3.2.1	Detaillierte Darstellung des Grundmodells	44
3.2.1.1	Das Multinomiale Logitmodell zur Modellierung der Markenwahl	44
3.2.1.2	Die Modellierung des Kaufzeitpunkts mittels der Erlang2-Verteilung	47

3.2.1.3	Das Kumulative Logitmodell zur Erklärung der Mengenwahl	48
3.2.2	Weiterentwicklungen im Rahmen der separaten Modellierung	50
3.2.2.1	Modellierung von Kaufzeitpunkt und Markenwahl mittels des Nested-Logitmodells	50
3.2.2.2	Das trunkierte Poisson-Modell zur Beschreibung der Men- genwahl	52
3.3	Gemeinsame Modellierung	53
3.3.1	Die statische Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Men- genwahl	54
3.3.1.1	Das Modell von Chintagunta	54
3.3.1.2	Das Modell von Arora, Allenby und Ginter	57
3.3.2	Dynamische Weiterentwicklung der interdependenten Modellierung	59
3.3.2.1	Stochastische Entscheidungsprozesse	60
3.3.2.2	Dynamisches Basismodell zur Erklärung von Kaufzeit- punkt, Marken- und Mengenwahl	64
3.4	Zusammenfassende Darstellung der existierenden Literatur	66
3.4.1	Modelle im Rahmen der statischen Nutzenmaximierung	66
3.4.2	Modelle im Rahmen der dynamischen Nutzenmaximierung	68
4	Gewählte Modellspezifikationen und Schätzmethode	73
4.1	Modelle zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl . . .	74
4.1.1	Separate Modellierung	74
4.1.1.1	Kaufzeitpunkt und Markenwahl	74
4.1.1.2	Mengenwahl	76
4.1.2	Interdependente Modellierung	76
4.2	Die Aufnahme von Dynamiken	77
4.2.1	Grundmodelle mit Lagerbestand	78
4.2.2	Strukturelle State Dependence	79
4.2.3	Flexibler Konsum	80
4.2.4	Zeitvariierende Sensitivitäten	80
4.2.5	Zusammenfassende Darstellung der empirischen Modelle	82
4.3	Die Schätzmethode	83
4.3.1	Die bayes'sche Schätztheorie	83
4.3.2	Ziehen aus Verteilungen	85
4.3.2.1	Der Gibbs-Sampler	85
4.3.2.2	Der Metropolis-Hastings-Algorithmus	87
4.3.3	Anwendung der bayes'schen Schätztheorie	88
4.3.3.1	Der hierarchische Aufbau der Modelle	88

4.3.3.2	Spezifikation der a-priori-Annahmen und Schätzung der Modelle	89
4.4	Bewertung der Modellgüte	92
4.4.1	Bayes'scher Modellvergleich mittels LogMarginal Density	93
4.4.2	Berechnung der Modellgüte anhand von Auswahlwahrscheinlichkeiten	95
4.5	Auswertung der Effekte von Preispromotions	96
4.5.1	Mathematische Dekomposition	96
4.5.1.1	Dekomposition mittels Elastizitätenberechnung	97
4.5.1.2	Der Unit Sales Approach	99
4.5.2	Bewertung durch Simulation	100
5	Die Daten der empirischen Untersuchung	103
5.1	Produktkategorie Brotaufstriche	103
5.1.1	Datenselektion und -aufbereitung	103
5.1.1.1	Auswahl der Haushalte	104
5.1.1.2	Aufbereitung der Preisinformationen	104
5.1.2	Deskriptiva des aufbereiteten Datensatzes	105
5.2	Produktkategorie Getränke	108
5.2.1	Datenselektion und -aufbereitung	108
5.2.1.1	Auswahl der Haushalte	108
5.2.1.2	Aufbereitung der Preisinformationen	109
5.2.2	Deskriptiva des aufbereiteten Datensatzes	109
5.3	Aus den Daten resultierende Implikationen für die Modellierung	112
6	Die empirischen Befunde	115
6.1	Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Brotaufstriche	115
6.1.1	Modellgüte und Parameterschätzer	115
6.1.1.1	Separate Modellierung	116
6.1.1.2	Gemeinsame Modellierung	121
6.1.1.3	Vergleich der Modellierungsphilosophien	125
6.1.2	Auswirkungen von Preispromotions: Simulation von Marktszenarien	125
6.1.2.1	Effekte einer einmaligen Preisreduktion	127
6.1.2.2	Auswirkungen einer einmaligen, gleichzeitigen Preisreduktion der beiden abverkaufsstärksten Marken	129
6.1.2.3	Auswirkungen von Tiefe und Frequenz von Preispromotions	130
6.2	Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Getränke	132
6.2.1	Modellgüte und Parameterschätzer	133
6.2.1.1	Separate Modellierung	133
6.2.1.2	Gemeinsame Modellierung	138

6.2.1.3	Vergleich der Modellierungsphilosophien	143
6.2.2	Auswirkungen von Preispromotions: Der Einfluss auf die Preissensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenwahl	144
6.2.3	Auswirkungen von Preispromotions: Simulation von Marktszenarien	146
6.2.3.1	Auswirkungen einer einmaligen Preispromotion	147
6.2.3.2	Auswirkungen zeitgleicher Preispromotions der beiden abverkaufsstärksten Marken	149
6.2.3.3	Reaktion auf Preispromotions nach unterschiedlicher, vorheriger Promotionfrequenz	150
6.2.3.4	Auswirkungen von Tiefe und Frequenz von Preispromotions	152
6.3	Kritische Betrachtung der empirischen Analysen	153
6.3.1	Zusammenfassende Darstellung der Ergebnisse aus beiden Kategorien	153
6.3.2	Vorteilhaftigkeit von separater und gemeinsamer Modellierung . . .	154
7	Zusammenfassung und Ausblick	159
A	Extremwertverteilung	165
B	Herleitung der Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf	167
C	Herleitung von Christensen	169
D	Die Anwendung des Gibbs-Samplers am Beispiel einer linearen Regression	171
	Literaturverzeichnis	XV

Abbildungsverzeichnis

1.1	Dynamische Aspekte des Kaufverhaltens	4
2.1	Auswirkungen von Preispromotions auf das Kaufverhalten	14
2.2	Determinanten der Wirkung vergangenen Kaufverhaltens	15
3.1	Modellierung des Kaufzeitpunkts	41
3.2	Die Survivorfunktion unter verschiedenen Spezifikationen	48
3.3	Die Dichtefunktion der trunkierten Poisson-Verteilung	53
3.4	Vereinfachte Darstellung eines Zustandsraumes	62
4.1	Konsumverläufe unter verschiedenen Spezifikationen	81
5.1	Preisentwicklung in der Kategorie Brotaufstriche	106
5.2	Mittlere gekaufte Mengen vs. Preise in der Kategorie Brotaufstriche	107
5.3	Preisentwicklung in der Kategorie Getränke	110
5.4	Mittlere gekaufte Mengen vs. Preise in der Kategorie Getränke	111
6.1	Einfluss von Promotions auf die Preissensitivität in Marken- versus Mengenwahl	145
6.2	Ablauf der Simulationsstudie	156
6.3	Differenz im BIC separate vs. gemeinsame Modellierung	158

Tabellenverzeichnis

2.1	Vergleich der Studien von Hendel & Nevo und Erdem, Imai & Keane	39
3.1	Statische Studien zu Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl	70
3.2	Dynamische Studien zu Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl	71
4.1	Die Spezifikationen der Analyse	83
5.1	Deskriptiva der Produktkategorie Brotaufstrich	107
5.2	Deskriptiva der Produktkategorie Getränke	111
6.1	Vergleich der separaten Modelle: Brotaufstriche	117
6.2	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: In-Sample / Brotaufstriche	119
6.3	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: Hold-Out / Brotaufstriche	120
6.4	Vergleich der gemeinsamen Modelle: Brotaufstriche	122
6.5	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemein- samen Modell: In-Sample / Brotaufstriche	123
6.6	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemein- samen Modell: Hold-Out / Brotaufstriche	124
6.7	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions der einzelnen Marken : Brotaufstriche	128
6.8	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen Preispromotion von Marke C	129
6.9	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen, gleichzeitigen Preispromotion der Marken C und D	130
6.10	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund wiederholter Preispromotions: Brotaufstriche - Marke C	131
6.11	Vergleich der separaten Modelle: Getränke	135
6.12	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: In-Sample / Getränke	137
6.13	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: Hold-Out / Getränke	139

6.14	Vergleich der gemeinsamen Modelle: Getränke	140
6.15	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: In-Sample / Getränke	142
6.16	Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: Hold-Out / Getränke	143
6.17	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions: Getränke	147
6.18	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen Preispromotion von Marke 1	148
6.19	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einmaliger, gleichzeitiger Preispromotions der Marken 1 und 7	150
6.20	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions nach unterschiedlicher vorheriger Promotionfrequenz: Getränke	151
6.21	Prozentuale Absatzänderungen auf Grund wiederholter Preispromotions: Getränke - Marke 1	152

1 Einleitung

1.1 Ausgangssituation und Problemstellung

In der vorliegenden Arbeit wird das Wahlverhalten von Konsumenten in differenzierten Produktkategorien der schnell drehenden Konsumgüter untersucht. Bereits der geschätzte Gesamtumsatz in Höhe von 261 Mrd. Euro in Deutschland im Jahr 2004 sowie dessen Steigerungsraten, welche knapp über den Inflationsraten liegen, verdeutlichen die Wichtigkeit und Potentiale dieser Kategorien für das Marketing (IRI 2005). Entsprechend heftig ist der Kampf der Hersteller und Händler um ihren Anteil am Gewinn: So zeigte sich bei repräsentativen und kontinuierlichen Marktmessungen von IRI, dass im Durchschnitt 55 Prozent aller gelisteten Artikel im Laufe eines Quartals innerhalb einer Preispromotion angeboten werden. Jeder fünfte Artikel zeigte eine relevante Aktionsabhängigkeit von mehr als 15 Prozent des Gesamtumsatzes (IRI 2005, Angaben beziehen sich auf Lebensmitteleinzelhandelsgeschäfte mit Verkaufsflächen von mehr als 200 qm und auf Drogeriemärkte). Die Kontrolle der Profitabilität dieser Aktionen und des gesamten Marketing-Mix ist daher von zentralem Interesse für Forschung und Praxis. Dass ein optimaler Marketing-Mix nicht nur die aktuelle Reaktion der Konsumenten, sondern auch die daraus resultierenden Konsequenzen für die Zukunft berücksichtigen muss, verdeutlicht dabei eine erst kürzlich veröffentlichte Befragung von AC Nielsen: So geben in dieser Befragung 57 Prozent der Haushalte an, dass sie Preispromotions nutzen um sich zu bevorraten (Nielsen 2006). Preispromotions führen demnach häufig lediglich zu einer Vorverlagerung von Käufen statt zu dem gewünschten Mehrabsatz durch Markenwechsel und sind somit durchaus kritisch zu bewerten. Dieses und ähnliche Beispiele aus der Praxis zeigen auf, dass der Einsatz des Marketing-Mix ein umfassendes Verständnis des Wahlverhaltens der Konsumenten sowohl unter statischen als auch insbesondere unter dynamischen Gesichtspunkten voraussetzt.

Das Verständnis des Wahlverhaltens der Konsumenten stellt sich nun jedoch als sehr komplexe Aufgabe dar: So reichen die Entscheidungen, welche die Konsumenten in den entsprechenden Kategorien täglich treffen müssen, von der Wahl der Geschäftsstätte bis hin zur Wahl des gewünschten Produkts auf Artikelebene. Jede dieser Entscheidungen wird wiederum durch eine Vielzahl von Einflussgrößen determiniert. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird daher nur ein ausgewählter Teil der möglichen Facetten des

Wahlverhaltens untersucht: die Wahl des Kaufzeitpunkts, die Marken- und schließlich die Mengewahl der Konsumenten in den Kategorien. Es sind diese drei Entscheidungen, die maßgeblich von Produktmanagern mit beeinflusst werden können und daher oft im Fokus des Interesses stehen. Andere Facetten des Konsumentenverhaltens, wie beispielsweise die Geschäftsstättenwahl oder die Entscheidung für Verbundkäufe, sind hingegen durch eine Vielzahl anderer, nur wenig beeinflussbarer Größen determiniert und dadurch meist eher von sekundärer Bedeutung für Produktmanager. Im Zentrum der vorliegenden Arbeit steht daher die Analyse von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl. Auf Grund der obigen Ausführungen zu dynamischen Aspekten des Wahlverhaltens sollen diese besondere Berücksichtigung finden. Bevor im weiteren Verlauf die dynamischen Einflussgrößen auf das Wahlverhalten erläutert werden, soll zunächst eine detailliertere Abgrenzung dieses Wahlverhaltens selbst erfolgen. Grundlage für die Analysen bilden dabei Haushaltspaneldaten aus zwei Kategorien der schnell drehenden Konsumgüter, welche von der GfK Nürnberg bereit gestellt wurden. Neben der Information, wann die Konsumenten welche Marke zu welchem Preis und in welcher Menge gekauft haben, existieren des Weiteren Angaben über die Zeitpunkte und Geschäftsstätten aller getätigten Einkaufsgänge.

Die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl

Im Rahmen der Entscheidungen der Konsumenten hinsichtlich Wahl des Kaufzeitpunkts, Marken- und Mengewahl wird in der Marketing-Forschung traditionell von rationalen Entscheidungsträgern ausgegangen. Auf Grund der dieser Arbeit zu Grunde liegenden disaggregierten Daten und der darin enthaltenen Informationen über das Verhalten der einzelnen Haushalte wird im Folgenden die Forschungstradition der Zufallsnutzenmodelle zur Analyse von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl gewählt. Die wesentliche Annahme ist hierbei, dass sowohl die Wahl einer Marken-Mengen-Kombination als auch die Wahl der Nichtkauf-Option dem Konsumenten einen Nutzen stiften, welchen dieser unter Berücksichtigung eventueller Budgetrestriktionen zu maximieren versucht. Der Nutzen wird dabei sowohl durch individuelle Präferenzen des Konsumenten als auch durch die Eigenschaften der Alternativen bestimmt und besitzt statischen Charakter, d.h. der Konsument betrachtet nur die aktuelle Kaufsituation bei der Evaluation seines Nutzens. Mit Blick auf die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl auf Basis von Haushaltspaneldaten lassen sich im Marketing nun zwei Forschungsrichtungen unterscheiden, welche beide auf Zufallsnutzenmodellen basieren. Die erste Forschungsrichtung baut ursprünglich auf den Modellen der „neuen Mikroökonomie“ von Lancaster (1966) auf und erlangte durch die Arbeit von Hanemann (1984) Aufmerksamkeit im Marketing. In dieser Forschungsrichtung existiert eine gemeinsame Nutzenfunktion für die drei Entscheidungssituationen, welche der Konsument gegeben den Preisen der Alternativen und der daraus resultierenden Budgetrestriktion zu maximieren versucht. Anwendung fanden die Modelle dieser Forschungsrichtung auf Grund ihrer schwierigen Implementation bisher nur recht

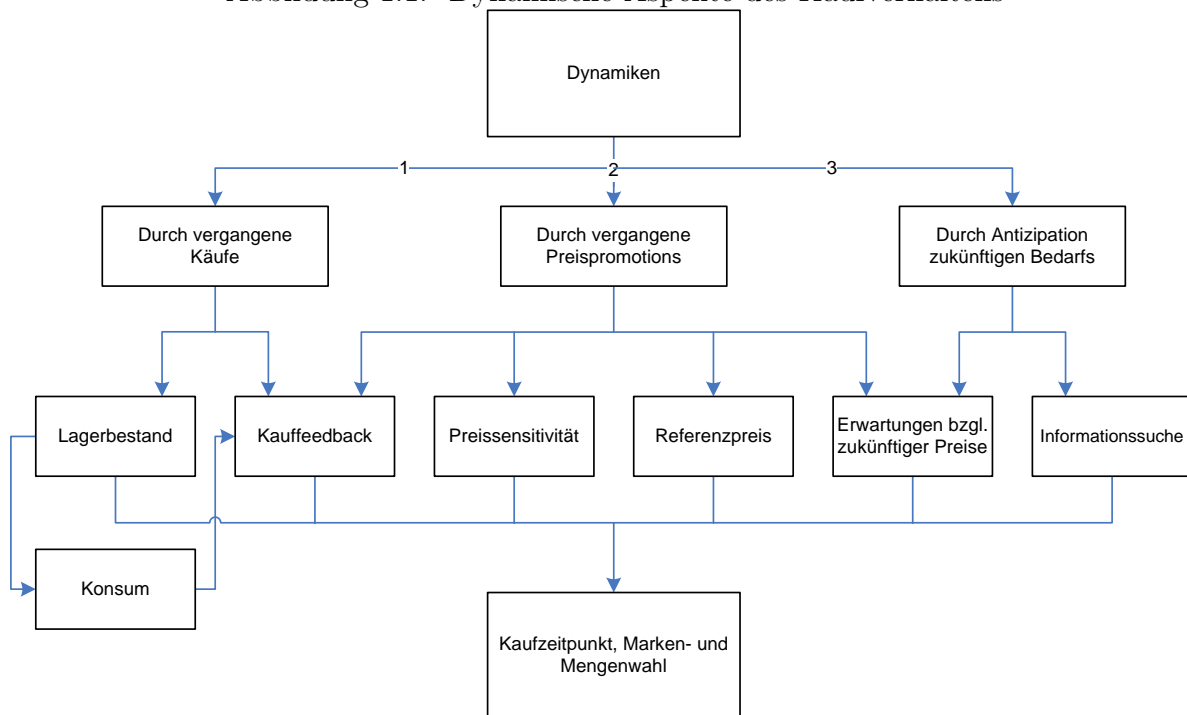
selten im Marketing. Populärer sind hingegen die Modelle der zweiten Forschungsrichtung, welche die Wahl zwischen den einzelnen Entscheidungen sequentiell abbilden. Diese Studien, welche auf den Artikel von Gupta (1988) zurückgehen, sind meist eine Kombination aus Modellen der diskreten Wahltheorie zur Erklärung von Markenwahl und Nichtkauf-Option und Modellen aus der Klasse der diskreten Regressionsmodelle zur Abbildung der Mengenwahl. Vorteil der letzteren Modellierung ist dabei die zusätzliche Flexibilität, welche durch zwei unterschiedliche Nutzenbetrachtungen (sowohl hinsichtlich Marke als auch Menge) entsteht, der Nachteil hingegen ist, dass durch die sequentielle Betrachtung keine gegenseitige Beeinflussung von Marken- und Mengenwahl berücksichtigt werden kann. Auf Grund ihrer einfachen Implementierung wurde in der Marketing-Literatur der letzten Jahre jedoch dieser Modellierung der Vorzug gegeben und nur selten wurden dabei die Konsequenzen aus einer möglichen Fehlspezifikation betrachtet. Es stellt sich daher die Frage, inwiefern die Ergebnisse der bisherigen Forschung generalisierbar bleiben, wenn statt der sequentiellen Modellierung die drei Wahlentscheidungen im Rahmen einer einzigen Nutzenfunktion betrachtet werden.

Die Determinanten von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Die Einflussgrößen auf die drei zu analysierenden Entscheidungen lassen sich grob in statische und dynamische Größen unterscheiden. Während erstere nur mittels der aktuellen Kaufsituation Relevanz besitzen, entstehen letztere durch Erfahrungen in der Kategorie oder durch bereits in der Vergangenheit getätigte Käufe. Zu den statischen Einflussgrößen zählen beispielsweise die Produktcharakteristika, welche der Konsument zur Beurteilung der Alternativen heranzieht. So stehen hier insbesondere die Marke der verschiedenen Alternativen oder aber deren Preise im Zentrum der Betrachtungen. Zusätzlich zu den statischen Einflussgrößen existieren jedoch auch dynamische, oft subjektive Aspekte, die das Verhalten des einzelnen Konsumenten beeinflussen und daher in der Analyse berücksichtigt werden sollten. Die Studien in der Marketing-Literatur, welche die dynamischen Einflussgrößen für die Wahl von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl untersuchen und auf Zufallnutzenmodellen basieren, lassen sich dabei drei Themengebieten zuordnen. Sie untersuchen entweder Dynamiken, welche aus vergangenen Käufen resultieren, oder aber Dynamiken, welche durch vergangene Preispromotions oder die Antizipation von zukünftigem Bedarf entstehen (siehe Abbildung 1.1, S. 4).

In dem ersten Themengebiet wird ausschließlich betrachtet, wie sich vergangene Käufe auf das aktuelle Kaufverhalten auswirken. Da ein Kauf in einer Produktkategorie immer auch den Lagerbestand des Haushalts beeinflusst, welcher im Gegenzug wieder die Entscheidung zwischen Kauf und Nichtkauf determiniert, wird dieser dynamische Aspekt in nahezu allen Studien zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl mit aufgenommen. In einigen Produktkategorien konnte zudem gezeigt werden, dass ein höhe-

Abbildung 1.1: Dynamische Aspekte des Kaufverhaltens



rer Lagerbestand nicht nur direkt die drei Entscheidungen der Konsumenten beeinflusst, sondern auch zu höherem Konsum und damit zu flexiblem, lagerabhängigem Verbrauch führen kann (vgl. Ailawadi & Neslin 1998). Die Gründe für eine solche Flexibilität sind zum einen, dass der Konsument mehr Gelegenheit hat, das Produkt zu konsumieren oder sich weniger Sorgen um eine Wiederbeschaffung machen muss. Zum anderen kann niedrigerer Verbrauch bei niedrigen Lagerbeständen dadurch entstehen, dass der Konsument das Produkt wegen seines geringen Bestands als wertvoller erachtet und daher sparsamer konsumiert. Flexibler Verbrauch wird dabei nicht unmittelbar in die Nutzenfunktion der Alternativen aufgenommen, sondern findet vielmehr Eingang mittels der Spezifikation des Lagerbestands. Ein zusätzlicher positiver Aspekt von höheren Lagerbeständen ist, dass sie auch zu einer positiveren Bewertung der gelagerten Marke und damit zu positivem Kauf-Feedback führen können (Ailawadi, Gedenk, Lutzky & Neslin 2005).

Ein weiterer Untersuchungsgegenstand des ersten Themengebiets ist die generelle Entstehung des Kauf-Feedback durch vergangene Käufe. So beurteilt der Konsument die Fähigkeit des gekauften Produkts zur Befriedigung seines spezifischen Bedürfnisses und verwendet diese Information, wenn der nächste Kauf in der Produktkategorie ansteht. Gerade in schnell drehenden Kategorien ist es wahrscheinlich, dass sich Konsumenten die stets neue Suche nach Informationen ersparen möchten und vielmehr auf die Erfahrungen der Vergangenheit zurückgreifen. Dies kann dann in einer gewissen Trägheit resultieren, bei welcher Konsumenten nur noch Produkte wählen, die sie bereits vorher gekauft haben, da diese leicht zu bewerten und beschaffen sind. Diese Käufe aus Gewohnheit sind, auch

wenn in dem Effekt gleich, sorgfältig von jenen aus Treue oder Loyalität zu unterscheiden und müssen daher auch stets separat modelliert werden. Während bei ersteren die Konsumenten durch ein noch einfacher zu beschaffendes oder bewertendes Gut in ihrer Produktwahl beeinflusst werden können, sind die Käufe aus Treue bewusste Entscheidungen für die Produkte, welche durch, auf objektiven Gründen basierenden, Präferenzen determiniert sind (Solomon, Bamossy & Askegaard 2001, S. 271ff.). Schließlich existieren zudem auch Produktkategorien in welchen die Konsumenten nach Abwechslung suchen und anstatt „träge“ die gleichen Produkte zu kaufen, immer wieder zwischen den Produkten wechseln. Der Grad der empfundenen Neuheit wird hierbei zu einem weiteren Kriterium bei der Beurteilung der Alternativen und ist ebenfalls dem Kauf-Feedback zuzuordnen. In der Marketing-Forschung wird das Kauf-Feedback meist mittels der von Guadagni und Little (1983) eingeführten Loyalitätsvariablen abgebildet. Unter der Bedingung, dass zusätzlich die Heterogenität der Konsumenten in Bezug auf ihre Präferenzen berücksichtigt wird, stellt diese Variable eine adäquate Größe zur Modellierung des Kauf-Feedback dar. Im Rahmen von Markenwahlmodellen wird diese Loyalitätsvariable als gewichteter Durchschnitt der vergangenen Käufe implementiert. Die Gewichtung entspricht dabei einem Verfallsparameter und wird meist im Rahmen der Analysen mitgeschätzt. Diese Flexibilität der a-priori unrestringierten Gewichtung wird hingegen in allen bisher existierenden Studien zur Wahl des Kaufzeitpunkts, der Marken- und der Mengenwahl auf Grund einer etwas schwierigeren Implementation nicht übernommen. Stattdessen verwenden die meisten Autoren die Gewichtung aus in der Vergangenheit berechneten Markenwahlmodellen (meist den Wert 0.8, welcher von Guadagni & Little 1983, angegeben wurde). Kritisch ist hierbei, dass anzunehmen ist, dass in jeder Produktkategorie ein unterschiedlicher Verfall des Kauf-Feedback existiert und somit ein vorspezifizierter Wert der Gewichtung die Analysen verfälschen könnte. Des Weiteren ist es recht wahrscheinlich, dass Konsumenten heterogen hinsichtlich des Verfallsparameters sind, d.h. einige Konsumenten vergessen schneller die in der Vergangenheit getätigten Käufe wohingegen andere sich recht lange daran erinnern. Ein vorspezifizierter Wert kann eine solche Heterogenität nicht abbilden und ist daher auch aus diesem Grund mit Vorsicht zu bewerten.

Die zweite Gruppe von Studien, welche sich mit dem Einfluss von dynamischen Aspekten auf das Konsumentenverhalten hinsichtlich Wahl des Kaufzeitpunkts, Marken- und Mengenwahl beschäftigen, fokussiert auf Preispromotions als die Ursache der Dynamiken. Wesentliche Annahme bei allen Modellierungen, welche eine dynamische Beeinflussung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl postulieren, ist dabei die kognitive Auseinandersetzung des Konsumenten mit den in der Vergangenheit beobachteten Preisen. Es wird ein gewisser Grad an Erfahrung mit den Preisen in der jeweiligen Kategorie unterstellt, welcher nicht zwangsläufig gegeben ist, von denen jedoch in den in der vorliegenden Arbeit zu analysierenden Produktkategorien zumindest in eingeschränktem Maß auszu-

gehen ist. Zunächst konnte im Rahmen dieser Studien gezeigt werden, dass Käufe auf Promotion weniger positives Kauf-Feedback erbringen als Käufe ohne Promotion (vgl. Gedenk & Neslin 1999). Das Hauptaugenmerk liegt jedoch meist auf den Auswirkungen von Preispromotions auf die Preiswahrnehmung durch den Konsumenten und den daraus resultierenden Effekten für Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl. Drei Arten der Auswirkungen sind dabei zu unterscheiden.

1) Häufige Preispromotions verändern die Preissensitivitäten der Entscheidungsträger sowohl hinsichtlich der Marken- als auch der Mengenwahl (vgl. Papatla & Krishnamurthi 1996; Mela, Gupta & Lehmann 1997). Konsumenten reagieren demnach sensibler auf Preisänderungen und dadurch verursachen höhere Preise einen stärkeren Nutzenverlust bei der Evaluation von Alternativen als in der Vergangenheit. Die bisherigen Studien konzentrierten sich dabei jedoch lediglich auf nur eine der beiden Wahlentscheidungen: Sie untersuchten demnach entweder Veränderungen der Preissensitivitäten mit Blick auf die Marken- oder aber auf die Mengenwahl. Ein Vergleich der Größe dieser beiden Veränderungen wurde in der bisherigen Marketing-Forschung noch nicht dokumentiert. Lediglich Jedidi, Mela und Gupta (1999) untersuchen beide Entscheidungssituationen der Konsumenten und zeigen auch den Einfluss früherer Preispromotions auf die Preissensitivitäten beider Wahlen auf, vergleichen jedoch nicht die Stärke dieser beiden Effekte. Ein solcher Vergleich wäre jedoch besonders wichtig, da er langfristige Veränderungen im Verhalten der Konsumenten besser bewerten könnte. Ist beispielsweise die Beeinflussung der Preissensitivitäten hinsichtlich der Mengenwahl ausgeprägter als die der Markenwahl, so müssen diese Änderungen bei der Planung von Marketing-Mix-Strategien Berücksichtigung finden, da die Konsumenten dann bei Preispromotions eher lernen ihre Lagerbestände aufzufüllen als den gewünschten Markenwechsel vorzunehmen.

2) Preispromotions in der Vergangenheit haben Einfluss auf die subjektive Preiswahrnehmung der Konsumenten. So geht man in der Marketing-Forschung von der Existenz von Referenzpreisen aus, welche die Entscheidungsträger zur einfacheren Beurteilung der aktuellen Preise entwickeln. Diese Referenzpreise stellen eine Erwartung des Konsumenten an die aktuellen Preise dar und beeinflussen durch ihre Existenz dessen Wahlverhalten. Sind die aktuellen Preise höher als der Referenzpreis, so bedeutet dies für den Konsumenten einen Verlust, welchen er vermeiden möchte. Geht man nun davon aus, dass die Konsumenten ihre Referenzpreise auf Basis der in der Vergangenheit beobachteten Preise bilden, so können Preispromotions und die damit verbundenen niedrigeren Preise zu ebenfalls niedrigeren Referenzpreisen führen (vgl. Bell & Lattin 2000). Dadurch sinkt die Bereitschaft der Konsumenten reguläre Preise für die Produkte zu zahlen und somit fällt auch die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs der Produkte.

3) Vergangene Preispromotions können des Weiteren zu Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise führen. Konnte der Konsument bei früheren Kaufgelegenheiten die Preise in der Kategorie beobachten, so kann er die aktuellen Preise mit denen der Vergangenheit vergleichen und Vermutungen über die weitere Preisentwicklung anstellen. Insbesondere im Fall von regelmäßigen, leicht beobachtbaren temporären Preissenkungen in der Kategorie ist es möglich, dass der Konsument die Regelmäßigkeit erkennt und sein Kaufverhalten daran anpasst (Hendel & Nevo 2006). Während die ersten beiden Arten der Beeinflussung der Preiswahrnehmung von Konsumenten durch Erweiterungen der Nutzenfunktion im Rahmen von statischen Modellen abgebildet werden können, erfordert die dritte Art, nämlich die Beeinflussung der Erwartungen hinsichtlich zukünftiger Preise, eine dynamische Modellierung. Die Annahme ist dabei, dass Konsumenten nicht nur myopisch den aktuellen Nutzen maximieren, sondern vielmehr auch die aus heutigen Entscheidungen resultierenden Konsequenzen für zukünftige Kaufgelegenheiten in ihrer aktuellen Nutzenfunktion berücksichtigen. Die Folge dieser Art der Betrachtung ist demnach, dass die Modellierung des Konsumentenverhaltens selbst bereits dynamisch sein muss. Die daraus resultierenden Modelle basieren dabei meist auf den Annahmen der „neuen Mikroökonomie“ und unterstellen somit eine gemeinsame Nutzenmaximierung bei Marken- und Mengenwahl.

Die dritte Art von Studien, welche die dynamischen Einflüsse auf Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl untersuchen, fokussiert auf der Antizipation zukünftigen Bedarfs. Die Konsumenten berücksichtigen demnach nicht nur ihr aktuelles Bedürfnis nach einem Produkt, sondern auch zukünftige Bedarfssituationen und somit sind diese Studien meist dynamischer Natur, d.h. sie basieren auf den oben diskutierten dynamischen Weiterentwicklungen der Modelle in der Tradition von Hanemann (1984). Fokus dieser Studien sind dabei meist die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise, welche bereits im obigen Abschnitt diskutiert wurden. In einigen Produktkategorien ist im Zusammenhang der Antizipation zukünftigen Bedarfs durch den Konsumenten ferner zu beobachten, dass dieser auch bewusst unbekannte und somit risikobehaftete Produkte wählt. Dieses scheinbar irrationale Verhalten lässt sich damit erklären, dass der Konsument hierdurch neue Informationen über das unbekannte Produkt sammelt, welche er bei zukünftigen Kaufgelegenheit bei der Beurteilung der Alternativen verwenden kann, und ist somit ebenfalls den dynamischen Aspekten des Kaufverhaltens zuzuordnen (Erdem & Keane 1996).

Alle oben genannten Untersuchungen zeigen immer wieder die Notwendigkeit der Berücksichtigung von dynamischen Aspekten in der Modellierung des Konsumentenverhaltens auf. Eine vollständige Erfassung aller Einflussgrößen ist auf Grund ihrer Komplexität jedoch derzeit nicht möglich. Daher beschränkt sich die vorliegende Arbeit auf die Kern-

ergebnisse der bisherigen Marketing-Forschung bezüglich der Aufnahme von Dynamiken. Insbesondere sind dies folgende Sachverhalte: (1) Sowohl Konsumentenheterogenität als auch eine korrekte Spezifikation des Kauf-Feedback müssen in diskreten Wahlmodellen berücksichtigt werden, damit keine Verzerrungen in den Schätzern auftreten und zu falschen Marketing-Empfehlungen führen. (2) Vergangene Marketing-Mix-Aktionen verändern die Höhe der Referenzpreise von Konsumenten und dadurch deren Kaufverhalten. (3) Lagerbestände beeinflussen die Wahl des Kaufzeitpunktes und in einigen Produktkategorien sogar das Konsumverhalten der einzelnen Konsumenten. (4) Konsumenten bilden Erwartungen bezüglich des Marketing-Mix in der Produktkategorie und passen ihr Kaufverhalten daran an.

Diese vier Punkte sollten bei der Analyse von dynamischen Aspekten im Kaufverhalten berücksichtigt werden und finden daher auch Eingang in die folgenden Abhandlungen zu Zielsetzung und Aufbau der vorliegenden Arbeit.

1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit

Vor dem Hintergrund des oben diskutierten Stands der Marketing-Literatur lässt sich die Zielsetzung der Arbeit aus den bestehenden Defiziten der Forschung sowohl hinsichtlich der Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl als auch hinsichtlich der adäquaten Abbildung der beeinflussenden, dynamischen Aspekte ableiten. Zunächst ist die Modellierung der drei Entscheidungen selbst zu nennen, welche in der Marketing-Forschung im Rahmen zweier unterschiedlicher Traditionen untersucht wurde. Während die empirische Anwendung der Modelle im Rahmen der Forschungstradition von Gupta (1988) vielfach dokumentiert wurde, findet die Modellierung der drei Entscheidungen mittels einer einzigen Nutzenfunktion in der Tradition von Hanemann (1984) trotz möglicher Vorteile nur sehr selten statt. Der Vergleich dieser beiden Ansätze sowie deren empirische Überprüfung bleibt daher sehr lückenhaft. Außerdem fehlt es vollständig an der Berücksichtigung dynamischer Aspekte im Rahmen der letzteren Modellierung: Alle Untersuchungen zu Dynamiken finden ausschließlich in der sequentiellen Modellierung statt. Unsicherheit besteht weiterhin in der geeigneten Aufnahme der Dynamiken in die Nutzenfunktionen. So wird zwar in fast allen Studien zu Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl das Kauf-Feedback berücksichtigt, dessen korrekte Modellierung findet jedoch bisher keine Aufmerksamkeit in der Marketing-Forschung. Auch hinsichtlich der Veränderung der Preissensitivitäten auf Grund früherer Preispromotions sind die Ergebnisse unvollständig. Es ist beispielsweise unklar, in welchem Verhältnis die Veränderungen der Preissensitivitäten hinsichtlich der einzelnen Wahlentscheidungen zueinander stehen.

Insgesamt ergeben sich für die vorliegende Arbeit daher drei Zielsetzungen. Die **erste** Zielsetzung ist es, die beiden Modellierungsphilosophien von Hanemann (1984) und Gupta (1988) sowohl theoretisch als auch empirisch anhand der beiden zur Verfügung stehenden Datensätze miteinander zu vergleichen. Alle bisherigen Arbeiten zur Aufnahme von Dynamiken im Rahmen statischer diskreter Wahlmodelle basieren auf dem separaten Modellansatz von Gupta (1988). Mögliche Unterschiede, die sich durch eine simultane Abbildung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl ergeben könnten, wurden dabei außer Acht gelassen. Insofern sind die Ergebnisse dieser Studien nur sehr eingeschränkt generalisierbar. Die vorliegende Arbeit soll daher durch einen Vergleich der beiden Modellierungsphilosophien die Allgemeingültigkeit der bisherigen Befunde der Literatur untermauern.

Die **zweite** Zielsetzung dieser Arbeit ist die möglichst vollständige Erfassung der Dynamiken, welche durch den Kauf selbst entstehen. Die verwendeten Modelle unterstellen dabei eine statische Nutzenmaximierung durch den Konsumenten, in welcher dynamische Aspekte Berücksichtigung mittels geeigneter Spezifikation der statischen Nutzenfunktionen finden. Der Grund für die Entscheidung gegen eine dynamische Nutzenfunktion liegt hauptsächlich in deren äußerst komplexer Implementation, welche eine Anwendung auf die hier vorliegenden Produktkategorien, die durch eine Vielzahl an Alternativen charakterisiert sind, kaum durchführbar macht (vgl. dazu Erdem, Imai & Keane 2003). Des Weiteren scheint es eher unwahrscheinlich, dass der Konsument in den relativ unbedeutenden Produktkategorien der schnell drehenden Konsumgüter den für die dynamische Nutzenmaximierung notwendigen, sehr hohen kognitiven Aufwand betreibt. Im Hinblick auf die berücksichtigten Dynamiken ist zunächst die Aufnahme des Lagerbestandes und des Kauf-Feedbacks in die Nutzenfunktionen zu nennen. Letzteres geschieht dabei mittels der in Markenwahlmodellen gebräuchlichen, in kombinierten Modellen jedoch auf Grund des erhöhten Schätzaufwands bisher nicht verwendeten Spezifikation von Guadagni und Little (1983). Durch diese Spezifikation wird, ebenso wie in den Markenwahlmodellen beobachtet, eine bessere Abbildung des Kauf-Feedbacks und somit eine höhere Modellgüte erwartet. Des Weiteren wird flexibler Konsum in den Analysen berücksichtigt. Dies geschieht insbesondere um die möglichen positive Effekte der Lagerhaltung von Konsumenten abzubilden. Die Modellierung folgt dabei der in der Marketing-Literatur üblicherweise verwendeten funktionalen Form von Ailawadi und Neslin (1998).

Die **dritte** Zielsetzung liegt schließlich in der Fokussierung auf Veränderung der Preissensitivitäten der Konsumenten. Während die bisherige Forschung entweder ausschließlich die Veränderungen der Preissensitivitäten hinsichtlich der Mengenwahl oder aber der Preissensitivitäten der Markenwahl untersuchten, sollen in dieser Arbeit zum ersten Mal die Auswirkungen von Preispromotions auf beide Sensitivitäten gemeinsam untersucht wer-

den. Erst durch diese gemeinsame Untersuchung ist dann ein Vergleich der Größe der Beeinflussung möglich, welche in der bisherigen Marketing-Forschung noch nicht dokumentiert wurde. Dieser Vergleich ist jedoch besonders wichtig, da er langfristige Veränderungen im Verhalten der Konsumenten besser bewerten kann. Ist beispielsweise die Beeinflussung der Preissensitivitäten hinsichtlich der Mengenwahl ausgeprägter als die der Markenwahl, so müssen diese Änderungen bei der Planung von Marketing-Mix-Strategien Berücksichtigung finden, da die Konsumenten dann bei Preispromotions eher lernen ihre Lagerbestände aufzufüllen als den gewünschten Markenwechsel vorzunehmen. Der Grund für diese Fokussierung auf veränderte Preissensitivitäten liegt insbesondere darin begründet, dass durch diese zum einen keine dynamische Optimierung notwendig wird, sie zum anderen jedoch in der Lage sind, bereits die kleinsten Veränderungen im Konsumentenverhalten direkt auszumachen und abzubilden. Die Dynamiken, welche durch Antizipation zukünftigen Bedarfs entstehen, werden somit indirekt berücksichtigt, ohne dabei die spezielle Annahme einer dynamischen Nutzenmaximierung zu unterstellen.

Der Forschungsbeitrag dieser Arbeit liegt demnach in der fundierten Analyse der Entscheidungen der Konsumenten hinsichtlich Wahl des Kaufzeitpunkts, Marken- und Mengenwahl in Kategorien der schnell drehenden Konsumgüter. Insbesondere werden dabei die Auswirkungen von dynamischen Aspekten auf diese Entscheidungen unter verschiedenen Modellspezifikationen auf Basis disaggregierter Daten unter Berücksichtigung der bisherigen Befunde der Marketing-Forschung studiert. Gemäß den oben definierten Zielsetzungen gliedert sich die Arbeit daher in sieben Kapitel. Zunächst werden in Kapitel zwei unter Berücksichtigung der auf Seite 8 zusammengefassten Kernbefunde der bisherigen Marketing-Forschung die unterschiedlichen, das Konsumentenverhalten beeinflussenden Dynamiken erörtert. Es wird diskutiert, wie sich diese Dynamiken manifestieren und welche Konsequenzen sich ergeben, falls sie nicht hinreichend berücksichtigt werden. Im Anschluss daran findet in Kapitel drei zunächst eine Einführung in die Grundlagen der Zufallsnutzenmodelle statt. Es wird veranschaulicht, welche Studien zur Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl existieren und inwiefern dynamische Aspekte berücksichtigt wurden. Explizit werden die Modelle von Gupta (1988) und Hanemann (1984) sowie deren Weiterentwicklungen dargestellt. Kapitel vier stellt die Modellspezifikationen der empirischen Analyse vor und diskutiert im Folgenden den hierarchischen Aufbau des Modells sowie die verwendete bayes'sche Schätzmethodik. Die der Untersuchung zu Grunde liegenden Haushaltspaneldata der GfK Nürnberg sind Gegenstand von Kapitel fünf. Eigenheiten der Daten und der betrachteten Produktkategorie sowie mögliche Auswirkungen auf die Schätzergebnisse werden an dieser Stelle detailliert erörtert. In Kapitel sechs werden schließlich die Ergebnisse der Studie vorgestellt sowie verschiedene Marketing-Mix-Szenarien simuliert. Diese Simulationen helfen, die Auswirkungen von Preispromotions in unterschiedlichen Marktszenarien zu beurteilen und somit kön-

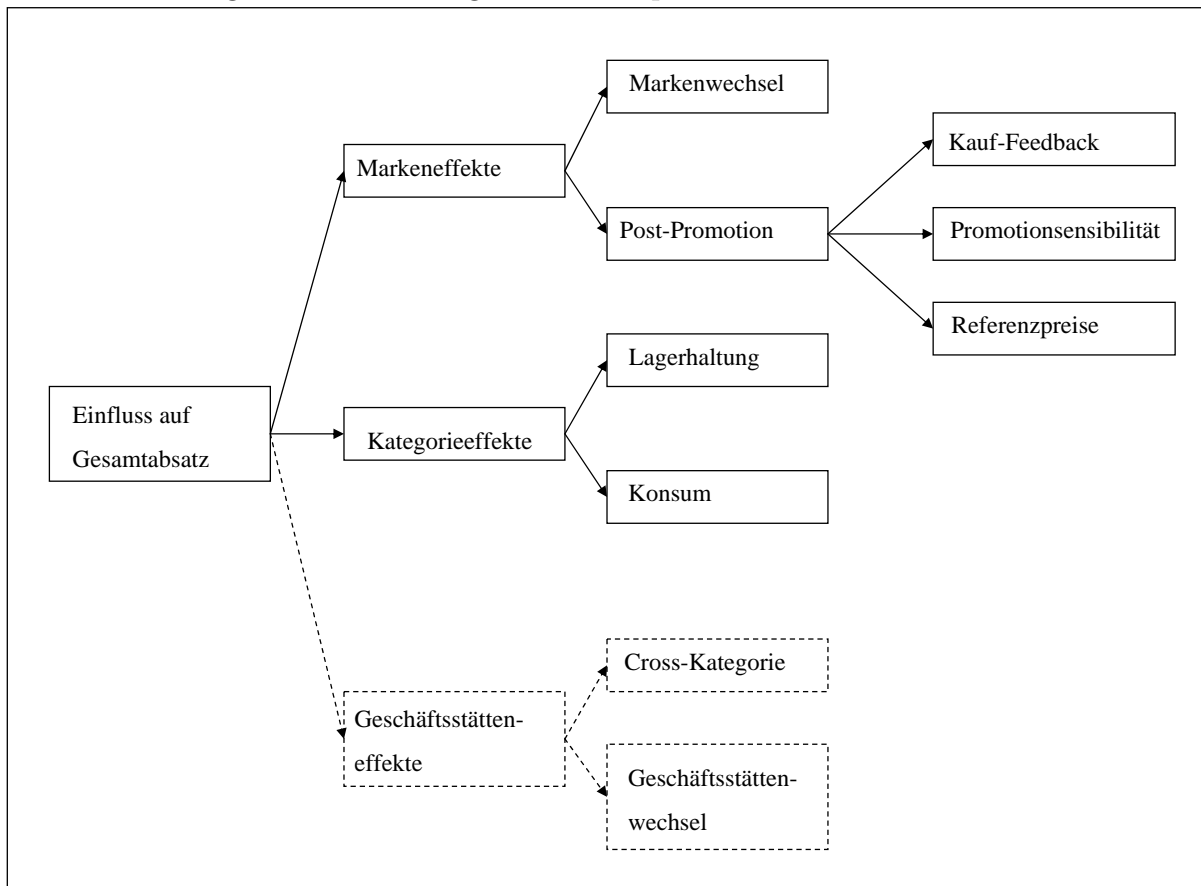
nen Marketing-Maßnahmen bereits vor deren Implementierung im Markt getestet und eventuelle Fehlentscheidungen verhindert werden.

2 Dynamische Aspekte im Kaufverhalten

In diesem Kapitel sollen die unterschiedlichen, in der Marketing-Literatur diskutierten und in der Einleitung bereits vorgestellten Formen von Dynamiken, welche auf das Kaufverhalten einwirken, erörtert werden. So sind dies der Einfluss früherer Kaufgelegenheiten, der Einfluss von Referenzpunkten, die Beeinflussung durch Lagerhaltung und unterschiedliches Konsumverhalten sowie die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Promotions. Da in einer Vielzahl von Studien insbesondere die Effekte von Preispromotions auf die Stärke und Auswirkungen dieser Dynamiken betrachtet wurden, sollen diese im Weiteren ebenfalls kritisch beleuchtet, sowie mit Befunden aus der Literatur belegt werden. Zunächst soll jedoch kurz geklärt werden, was genau unter Preispromotions zu verstehen ist und wie sie das Kaufverhalten bestimmen können.

Die Verkaufsförderung durch Preispromotions ist ein allgegenwärtiges, da besonders einfach anzuwendendes Element des Marketing-Mix von Firmen. Nach Srinivasan, Pauwels, Hanssens und Dekimpe (2004) nimmt diese Art der Verkaufsförderung den größten Anteil des Marketing-Budgets bei Konsumgütern in Anspruch. Preispromotions sind dabei definiert als temporäre Preisreduktionen, die den Kunden offeriert werden und das Ziel haben, einen direkten Einfluss auf deren Verhalten auszuüben (Blattberg, Briesch & Fox 1995). Nach Raju (1992) können Preispromotions in einer Produktkategorie durch zwei Maße charakterisiert werden: ihre Häufigkeit und die Spanne der Preisreduktionen. In Abbildung 2.1 finden sich sowohl die kurz- als auch die langfristigen und somit dynamischen Wirkungen von Preispromotions auf den Absatz wieder. Diese lassen sich in Markeneffekte, Kategorieeffekte und Geschäftsstätteneffekte unterteilen (Neslin 2002). Auf Markenebene kann durch eine Preispromotion kurzfristig ein Markenwechsel induziert werden, längerfristig existieren jedoch auch Post-Promotion-Effekte, die sich im Kauf-Feedback, einer veränderten Promotionsensibilität oder in veränderten Referenzpreisen zeigen können. Neben diesen Markeneffekten stehen die Kategorieeffekte, welche sich durch Lagerhaltung und Konsum charakterisieren lassen, im Zentrum dieser Arbeit. Beide Arten der Effekte finden daher in den folgenden Ausführungen hinsichtlich der das Kaufverhalten beeinflussenden Dynamiken besondere Beachtung. Geschäftsstätteneffekte sollen an dieser Stelle auf Grund der Fokussierung der vorliegenden Arbeit auf die Wahl des Kaufzeitpunkts, die Marken- und die Mengewahl nicht weiter diskutiert werden.

Abbildung 2.1: Auswirkungen von Preispromotions auf das Kaufverhalten



Quelle: In Anlehnung an Neslin (2002).

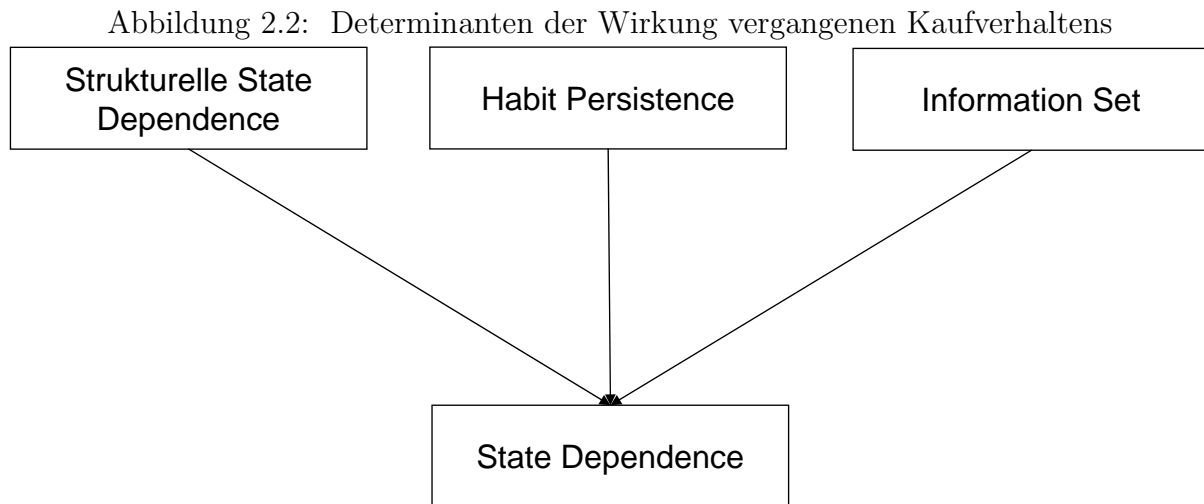
2.1 Der Einfluss früherer Kaufgelegenheiten

Die Berücksichtigung des Einflusses früherer Kaufgelegenheiten, das so genannte Kauf-Feedback oder auch *State Dependence*, auf das aktuelle Kaufverhalten hat eine lange Tradition im Marketing und beginnt bereits mit den probabilistischen Markenwahlmodellen von Massy, Montgomery und Morrison (1970). Dabei geht es um die Frage, inwiefern diese früheren Kaufgelegenheiten, oder insbesondere auch in der Vergangenheit tatsächlich getätigte Käufe, das jetzige Verhalten der Konsumenten beeinflussen. Da die Wichtigkeit des Kauf-Feedback auf die Entscheidungen hinsichtlich Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl in zahlreichen Studien sowohl theoretisch fundiert als auch empirisch belegt wurde, sollen an dieser Stelle die wesentlichen Ergebnisse diskutiert werden.

2.1.1 Allgemeine Befunde

Der Einfluss früherer Kaufgelegenheiten wird durch verschiedene Determinanten spezifiziert, welche die differenzierten Dynamiken des Kaufverhaltensprozesses näher beschrei-

ben. So gibt es zum einen die *Strukturelle State Dependence*, welche durch tatsächlich getätigte, vergangene Käufe entsteht, zum anderen jedoch auch die *Habit Persistence*, welche bereits aus der Bewertung der einzelnen Alternativen in der Vergangenheit resultiert. Des Weiteren kann auch das durch frühere Kaufgelegenheiten gebildete *Information Set* einen Einfluss auf das aktuelle Kaufverhalten ausüben. Abbildung 2.2 zeigt die unterschiedlichen Wirkungszusammenhänge des individuellen, intertemporären Kaufverhaltens auf und dient als Leitfaden für die folgenden Ausführungen.



Die erste Determinante der Wirkung vergangener Kaufgelegenheiten, welche direkt auf die getätigten Kaufakte bezogen ist, wird in der Marketing-Literatur *Strukturelle State Dependence* genannt. Dieser Effekt steht direkt mit der durch die Auswahl gewonnenen Erfahrung über die gewählte Alternative in Verbindung (Roy, Chintagunta & Haldar 1996). Diese Erfahrung ermöglicht dem Konsumenten die Bewertung der Marke hinsichtlich ihrer Eignung zur Befriedigung zukünftiger Bedürfnisse. Somit kann die Strukturelle State Dependence sowohl positiv als auch negativ auf die Evaluation des aktuellen Nutzens der spezifischen Marke sein (Seetharaman 2004). Gründe für eine positive Beeinflussung des Nutzens, die so genannte *Inertia* oder auch *Reinforcement Behavior*, ist eine gewisse Trägheit bei der Entscheidungsfindung, welche unter anderem der Reduktion der Suchkosten dient: Durch die bereits existierende Erfahrung mit der Marke ist eine geringere kognitive Steuerung bei zukünftigen Wahlentscheidungen nötig (Helmig 1997, S. 57). Insbesondere in Produktkategorien der schnelllebigen Konsumgüter, die durch kurze Verbrauchszyklen und häufige Wiederbeschaffung charakterisiert sind, würden die Kosten einer Wahlentscheidung, die erst die Konsequenz eines Auswahlprozesses ist, in welchem Informationen hinsichtlich der Alternativen beschafft und ausgewertet werden müssen, den Nutzen des Produktes selbst übersteigen. Ein routiniertes Kaufverhalten ohne kognitive Auseinandersetzung mit der Bewertung der zur Auswahl stehenden Alternativen ist in solchen Kategorien daher eher anzutreffen. Konsumenten kaufen demnach Produkte, die sie ken-

nen, um Zeit bei dem Auswahlprozess zu sparen oder aber auch, um Fehlentscheidungen zu vermeiden.

Ein negativer Einfluss, das *Variety Seeking*, entsteht, wenn Konsumenten gelangweilt von der Marke sind und Abwechslung innerhalb der Produktkategorie suchen oder aber wenn sie Neugierde hinsichtlich anderer Marken empfinden. Die Erklärungsansätze dieses Konstrukts basieren auf der Bewertung der einzelnen Attribute der zur Auswahl stehenden Alternativen. Konsumenten suchen demnach nach maximaler Bedürfnisbefriedigung durch Verwendung eines optimalen Produktportfolios (Lattin & McAlister 1985). In diesem Ansatz wird die Generierung eines ausbalancierten und somit flexiblen Portfolios als Absicherung gegenüber der Unsicherheit sich verändernder Bedürfnisse und somit als Teil eines risikoaversen Verhaltens der Konsumenten betrachtet. Durch die direkte Verwendung verschiedener Alternativen gewinnt der Konsument die notwendigen Informationen und bildet dann eigene, valide Eigenschaftsurteile über die Eignung der verschiedenen Produkte zur Befriedigung seiner Bedürfnisse. So konnten Trivedi, Bass und Rao (1994) insbesondere in preisgünstigen, schnelllebigen Produktkategorien die Existenz des Phänomens Variety Seeking nachweisen. Ein weiterer Erklärungsansatz für Variety Seeking ist die Annahme eines Sättigungsniveaus des Bedarfs nach spezifischen Produkteigenschaften. Durch wiederholte Verwendung einer Alternative sinkt die Präferenz für diese kontinuierlich bis schließlich ein sättigungsbedingter Wechsel vollzogen wird (Jeuland 1979). In der Praxis begegnen Firmen dem Abwechslung suchenden Konsumenten durch Produktlinienerweiterungen, die dafür sorgen, dass lediglich innerhalb der eigenen Produktpalette gewechselt wird und somit keine Marktanteile an die Konkurrenz verloren gehen. Sowohl die Existenz von Inertia als auch von Variety Seeking konnte in einer Vielzahl von Studien aufgezeigt, sowie ihre Wichtigkeit für die Evaluation von effizienten Marketing-Strategien demonstriert werden (Chintagunta 1998; Erdem 1996).

Neben der Strukturellen State Dependence konnte Seetharaman (2004) die Existenz einer weiteren Art von intertemporalen Abhängigkeiten, die *Habit Persistence* nachweisen. Habit Persistence entsteht dann, wenn nicht der letzte Kauf, sondern die beim letzten Kauf evaluierten Nutzen der einzelnen Marken in die aktuelle Bewertung der Marken einfließen. Wurde also eine Marke positiv bei der letzten Kaufgelegenheit bewertet, aber nicht gekauft, so kann diese Bewertung dennoch einen positiven Einfluss auf den aktuellen Nutzen der Marke haben. Somit könnte die Promotion einer Marke, auch wenn sie nicht direkt zum Kauf führt, den aktuellen Nutzen erhöhen. Dieser höhere Nutzen würde dann durch Habit Persistence zu einem höheren Nutzen in der Zukunft und damit eventuell zu einem Kauf der vorher promoteten Marke führen. Seetharaman (2004) unterscheidet drei verschiedene Ursachen für eine solche Habit Persistence: *Carryover-Effekte*, *Habit Persistence Typ 1* und *Habit Persistence Typ 2*. Carryover-Effekte entstehen durch Auswirkungen des

Marketing-Mix, welche erst in der Zukunft das Konsumentenverhalten beeinflussen. Hierzu gehören beispielsweise verzögerte Effekte von Werbung oder Referenzpreisen. Habit Persistence Typ 1 ist zurückzuführen auf den Haushalt temporär beeinflussende Gründe, welche in den beobachteten Daten nicht ersichtlich sind (z.B. Bewirtung von Gästen). Habit Persistence Typ 2 hingegen entsteht durch unbeobachtete Informationen (z.B. TV-Werbung), welche die Konsumenten zwischen ihren Kaufakten erhalten. Seetharaman (2004) demonstriert in seiner Studie anhand vier verschiedener Produktkategorien, dass Strukturelle State Dependence sowie Konsumentenheterogenität die hauptsächlichen Ursachen für intertemporale Konsistenzen in der Markenwahl von Konsumenten sind.

Eine weitere Determinante der Wirkung vergangenen Kaufverhaltens ist das Wissen der Konsumenten, welches sie in der Vergangenheit sammeln konnten. Dieses Wissen, auch *Information Set* genannt, wird entweder durch direkte Nutzung und Bewertung eines Produktes, oder aber durch die Suche nach Informationen generiert. Sind die Kosten für die Beschaffung von Informationen hoch, so wird eine direkte Einflussnahme vergangenen Kaufverhaltens wahrscheinlicher. Unternehmen sollten demnach die Suche nach Informationen für potenziell neue Konsumenten sehr gering halten, so dass der Zugang zu diesen Informationen nicht versperrt wird (Moshkin & Shachar 2002). Firmen nutzen den Effekt des Information Sets, wenn sie beispielsweise Produktproben verteilen mit dem Ziel, dass der Konsument somit Informationen über das Produkt gewinnen kann, welche bei der nächsten Kaufgelegenheit zum einen seine Wahlentscheidung vereinfachen und zum anderen natürlich auch zum Kauf des Produkts führen.

Sowohl Inertia als auch Habit Persistence und die Existenz eines Information Set zeigen sich in beobachteten Daten insbesondere dadurch, dass die Wahrscheinlichkeit, dass ein Konsument eine Marke kauft, dann höher ist, wenn er bereits beim vorherigen Kauf diese Marke kaufte. Keane (1997) weist jedoch explizit darauf hin, dass *Konsumentenheterogenität*, d.h. in diesem Fall die persistenten Präferenzen von Konsumenten gegenüber Marken, den gleichen Effekt haben kann. Heterogenität wird dabei als statisch, querschnittsanalytisches Konzept interpretiert, welches den Effekt der grundsätzlichen, dynamischen Neigung eines Individuums für eine Marke durch vergangenen Konsum von dem der ursprünglich dem Konsumenten zugeschriebenen Neigung unterscheidet (Wedel, Kamakura, Arora, Bemmar, Chiang, Elrod, Johnson, Lenk, Neslin & Stig Poulsen 1999). Individuell heterogenes Verhalten ist intrinsisch motiviert und kann durch konsumentenspezifische Charakteristika, wie demographische oder sozioökonomische Faktoren beeinflusst werden (Roy et al. 1996). Um den wahren Effekt von State Dependence abbilden zu können, ist es unerlässlich, eine vollständige Aufnahme der Konsumentenheterogenität vorzunehmen. Eine entsprechende Untersuchung von Keane (1997) konnte beispielsweise zeigen, dass der Einfluss von Inertia wesentlich geringer ausfällt, wenn zusätzlich Konsumenten-

tenheterogenität betrachtet wird. Unumstritten ist jedoch, dass State Dependence auch nach Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität ein relevanter, das Auswahlverfahren der Konsumenten beeinflussender Faktor ist (Abramson, Andrews, Currim & Jones 2000; Seetharaman, Ainslie & Chintagunta 1999). Fazit ist demnach, dass Modelle, welche State Dependence abbilden sollen, immer auch Konsumentenheterogenität berücksichtigen müssen, damit die Parameter unverzerrt geschätzt werden können.

Auch wenn die obige Diskussion aufgezeigt hat, in welche unterschiedlichen Dimensionen der Effekt vergangener Kaufgelegenheiten aufgeteilt werden kann und auch wenn sich bei Keane (1997) sehr komplexe Formen zum Nachweis von Struktureller State Dependence finden, existieren in der Marketing-Literatur im Rahmen der diskreten Wahlmodelle fast ausschließlich zwei sehr einfache Modellierungen zur Abbildung dieser. Beide Modellierungen basieren auf der zusätzlichen Aufnahme einer Kovariaten in die Nutzenfunktion U einer Marke j zum Zeitpunkt t und sind somit sehr einfach zu implementieren. Zum einen ist dies die Aufnahme einer Indikatorvariablen LBP (z.B. Jones & Landwehr 1988; Erdem 1996), welche angibt, ob die entsprechende Marke j bei der Kaufgelegenheit $t - 1$ gekauft wurde:

$$U_{jt} = \alpha + \beta X_{jt} + \gamma LBP_{jt} + \varepsilon,$$

wobei α und β zu schätzende Parameter, X weitere Exogene und ε die beeinflussenden Störgrößen sind.

Eine zweite Möglichkeit zur Berücksichtigung von State Dependence ist die Benutzung der von Guadagni und Little (1983) eingeführten Loyalitätsvariablen LOY , welche einen exponential gewichteten Durchschnitt aller vorher gekauften Marken darstellt. Es gilt dann

$$U_{jt} = \alpha + \beta X_{jt} + \gamma LOY_{jt} + \varepsilon$$

mit

$$LOY_{jt} = \lambda LOY_{jt-1} + (1 - \lambda) LBP_{jt},$$

wobei λ einen zwischen 0 und 1 liegenden Verfallsparameter darstellt, welcher angibt, wie sehr die früheren Käufe Einfluss auf die Stärke der aktuellen State Dependence haben und somit die Rate des Vergessens der Konsumenten darstellt (vgl. auch Papatla 1993). Initialisiert wird diese Loyalitätsvariable meist mit einer Gleichverteilung über die Marken. Leicht ersichtlich ist an dieser Stelle, dass LBP lediglich ein Spezialfall von LOY mit $\lambda = 0$ darstellt.

Auch wenn der Verfallsparameter λ prinzipiell im Rahmen der eigentlichen Schätzung der Parameter mitbestimmt werden kann, verwenden die meisten Studien, die sich mit Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl der Konsumenten beschäftigen, auf Grund des höheren Schätzaufwands einen vordefinierten Wert von 0.8 (vgl. dazu auch die Übersichtstabelle 3.1 in Kapitel 3, S. 70). Dieser Wert stammt noch aus der Spezifikation von Guadagni und Little (1983) und stellt einen Richtwert für die Größe des Vergessens der Konsumenten an. Die Verwendung eines vordefinierten Wertes ist jedoch aus zweierlei Sicht kritisch zu bewerten. Unterschiedliche Produktkategorien besitzen für die Konsumenten unterschiedliche Relevanz und somit ist es unwahrscheinlich, dass in alle Kategorien die gleiche Rate des Vergessens herrscht. Neben dieser Heterogenität der Produktkategorien ist auch die Heterogenität der Konsumenten ein weiterer Aspekt, welcher gegen einen vorsezifizierten Wert des Verfallsparameters spricht. So ist davon auszugehen, dass es individuelle Unterschiede in der Vergessensrate hinsichtlich vergangener Käufe gibt. Diese können nicht durch einen a-priori spezifizierten Wert abgebildet werden, sollten jedoch Berücksichtigung finden, falls das Ziel der Modellierung in einer korrekten Spezifikation des Einflusses von State Dependence liegt.

2.1.2 Auswirkungen von Preispromotions

Die Auswirkungen von Preispromotions sollten auf Grund der oben diskutierten Auswirkungen hinsichtlich Inertia und Habit Persistence zunächst einen positiven Einfluss auf den Wiederkauf einer Marke haben, da sie einen Kauf der Marke auslösen können bzw. kurzfristig deren Nutzen steigern, was sich wiederum auf die Evaluation des Nutzens in späteren Perioden förderlich auswirkt. Obwohl diese Aussage sehr intuitiv erscheint, wurde in der Marketing-Literatur der Vergangenheit immer wieder die Frage gestellt, ob der Kauf einer Marke während einer Preispromotion weniger positives Feedback bewirkt, als ein Kauf ohne Preispromotion. Grundlage für diese Skepsis bilden dabei die *Self-Perception Theorie* und die *Behavioral-Learning Theorie*, die Neslin (2002) im Hinblick auf die Auswirkungen von Preispromotions skizziert. Die Self-Perception Theorie (Bem 1972) geht davon aus, dass Konsumenten ihr Verhalten reflektieren und dass diese Überlegungen ihr zukünftiges Verhalten beeinflussen. Konsumenten stellen sich dabei die Frage, ob ihre Handlungen auf externe oder interne Gründe zurückzuführen sind (Blattberg & Neslin 1990, S. 29f). So wäre es möglich, dass sich Konsumenten nach einem Kauf auf Promotion fragen, ob sie die entsprechende Marke auf Grund der Promotion (extern) oder aber auf Grund einer hohen Markenpräferenz (intern) gekauft haben. Wenn die Konsumenten dann den Kauf der Promotion zuordnen, so kann es sein, dass die Markenpräferenz sinkt, weil die Konsumenten denken, dass sie die Marke selbst nicht stark genug präferieren und nur die Promotion den Kauf veranlasst hat. Ebenso kann es sein, dass die mentale Beschäftigung mit der

Promotion derart in den Vordergrund rückt, dass Charakteristika der Marke schlicht vergessen werden (Blattberg & Neslin 1990, S. 30). In beiden Fällen hätte die Promotion einen negativen Effekt auf die Evaluation des zukünftigen Nutzens der Marke.

Die Behavioral-Learning Theorie baut auf der Arbeit von Skinner (1938) auf, welcher postuliert, dass belohntes Verhalten auch in der Zukunft häufiger auftritt. Der zusätzliche Nutzen, der durch Promotions generiert wird, kann eine solche Belohnung darstellen und damit zukünftige Käufe der Marke (d.h. das Verhalten) fördern. Problematisch dabei ist jedoch, dass nicht mehr der Kauf der Marke selbst, sondern der Kauf während einer Promotion der Anreiz des Kaufs werden könnte. Dies ist insbesondere dann wahrscheinlich, wenn der Preis wichtiger ist als andere Eigenschaften der Marke (Blattberg & Neslin 1990, S. 26). In einem solchen Fall würde nicht das Produkt selbst und seine Eigenschaften den Kauf auslösen, sondern der Preis würde den Entscheidungsfindungsprozess dominieren.

Frühe Bestätigungen einer negativen Auswirkung von Preispromotions auf das Kauf-Feedback finden sich bereits bei Shoemaker und Shoaf (1977) sowie Dodson, Tybout und Sternthal (1978). Auch Guadagni und Little (1983) und Chiang (1991) nehmen in ihrer Modellierung der Markenwahl neben der Loyalitätsvariablen eine zusätzliche Variable auf, welche angibt, ob der letzte Kauf auf Promotion war. Die Autoren dokumentieren dabei in beiden Studien einen negativen Einfluss dieser Variablen auf den Nutzen der Alternativen, in der Studie von Chiang ist dieser allerdings nur schwach signifikant. Eine explizite Messung gelingt erst Gedenk und Neslin (1999), welche gemäß den oben dargestellten Theorien zwei Hypothesen ableiten: (1) Der Kauf einer Marke auf Promotion hat einen weniger positiven Einfluss auf den zukünftigen Nutzen dieser Marke als ein Kauf ohne Promotion. (2) Preispromotions haben einen weniger positiven Einfluss als Nicht-Preispromotions auf den zukünftigen Nutzen. Zum Test dieser Hypothesen entwickeln die Autoren eine Kovariate, welche eine Erweiterung der von Guadagni und Little (1983) eingeführten Loyalitätsvariablen ist. Während in der ursprünglichen Loyalitätsvariablen lediglich berücksichtigt wurde, ob eine Marke gekauft wurde, unterscheiden Gedenk und Neslin (1999) zusätzlich mit Hilfe von Indikatorvariablen die Fälle, ob beim vorherigen Kauf in der Produktkategorie eine Marke auf Preispromotion $PPANY$ oder auf Nicht-Preispromotion $NPPANY$ gekauft wurde:

$$\begin{aligned}
 LOY_{jt} = & (\lambda - \delta_{PP}PPANY_{t-1} - \delta_{NP}NPPANY_{t-1}) \cdot LOY_{jt-1} \\
 & + (1 - (\lambda - \delta_{PP}PPANY_{t-1} - \delta_{NP}NPPANY_{t-1})) \cdot LBP_{jt}
 \end{aligned}$$

Die Autoren können mit Hilfe dieser Kovariaten die Gültigkeit ihrer Hypothesen anhand zweier Produktkategorien (Joghurt und Mineralwasser) demonstrieren. Demnach ist das

Kauf-Feedback nicht nur von der in der Vergangenheit gewählten Marke, sondern auch von den Umständen dieser Wahl abhängig.

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass der Einfluss von vergangenen Kaufgelegenheiten eine breite Basis insbesondere in Markenwahlmodellen besitzt. Nahezu jede Studie berücksichtigt dieses Kauf-Feedback durch die zusätzliche Aufnahme einer weiteren Exogenen, der Loyalitätsvariablen, in die Nutzenfunktion. Recht lückenhaft sind hingegen die Analysen zur korrekten Spezifikation dieser Exogenen. So ist sowohl die Definition des Verfallsparameters als auch die mögliche Beeinflussung des Einflusses der Loyalitätsvariablen durch vergangene Preispromotions weiterhin ein noch nicht vollständig erforschtes Gebiet. Die sich daraus ableitenden Implikationen für diese Arbeit werden am Ende des Kapitels (S. 37f.) diskutiert.

2.2 Der Einfluss von Referenzpunkten

Kaum ein Modell zur Erklärung der Markenwahl von Konsumenten berücksichtigt nicht den Preis als den zentralen Aspekt des Marketing-Mix einer Marke. Während die objektive Höhe des Preises sehr leicht zu quantifizieren ist, wird seine tatsächliche Wirkung hingegen in starkem Maße von psychologischen Faktoren beeinflusst (Simon 1992, S. 591). Die Abweichung des vom Konsumenten wahrgenommenen Preises zum tatsächlichen Preis wird oft mit dem Konzept des Referenzpreises erklärt. In der Literatur existiert eine Vielzahl von Studien, welche versuchen den Referenzpreis zu quantifizieren (Winer 1986; Bell & Lattin 2000; Klapper, Ebling & Temme 2005). Die theoretische Basis dieser Studien bilden sozialpsychologische Erklärungsansätze.

2.2.1 Theoretische Basis

Zur Erklärung des Referenzpreiskonzeptes werden insbesondere das Weber-Fechner-Gesetz, die daraus abgeleitete Adaptionsniveaustheorie, sowie die in der aktuellen Forschung am häufigsten verwendeten Assimilations-Kontrast- und Prospect-Theorien herangezogen. Alle diese Theorien versuchen die Wahrnehmung eines Individuums adäquat zu modellieren und zu erklären.

Das Weber-Fechner-Gesetz, welches als erstes das Konzept der relativen Wahrnehmung beschreibt, basiert auf den Beobachtungen der Psychophysik, einem Teilbereich der experimentellen Wahrnehmungspsychologie (Diller 2003, S. 262). Von Weber (1834) postuliert und von Fechner (1860) modifiziert, besagt dieses Gesetz, dass Veränderungen der Intensität eines Stimulus proportional zu dessen Niveau wahrgenommen werden. Gemäß

Monroe (1971) liegen zwei Hypothesen dem Weber-Fechner-Gesetz zu Grunde: (1) Ein Individuum ist erst dann in der Lage, die Intensitäten zweier Stimuli zu unterscheiden, wenn deren Differenz einen gewissen Schwellenwert erreicht. Dieser Schwellenwert ist abhängig von dem Niveau der Intensitäten. (2) Bei gleich bleibender Differenz und gleichzeitiger Erhöhung des Niveaus der Intensitäten kann das Individuum ab einem bestimmten Schwellenwert nicht mehr zwischen den Intensitäten der Stimuli unterscheiden. Auf die Preiswahrnehmung bezogen, bedeutet dies, dass Veränderungen des Preises proportional zu dessen Ausgangsniveau beurteilt werden. Produkte mit hohen Preisen sollten dementsprechend mit höheren Preisnachlässen bei Sonderpreisaktionen beworben werden, damit diese Preisreduktionen überhaupt vom Konsumenten wahrgenommen werden.

Die Kernthese der von Helson (1964) formulierten Adaptionsniveautheorie lautet, dass die Wahrnehmung eines Stimulus nicht unabhängig von dem den Stimulus umgebenden Kontext ist, sondern dass er daran adaptiert wird (Diller 2003, S. 263). Der Kontext ist dabei definiert durch die Komprimierung aller relevant erscheinenden Begleitwahrnehmungen zu einem Adaptionsniveau, welches dann als Referenzpunkt für die Stimulusbewertung dient. Für die Preiswahrnehmung heißt dies, dass Konsumenten für jedes Produkt eine Vorstellung bezüglich einer akzeptablen Preislage aufweisen. Preisinformationen, welche dieser Lage entsprechen, verändern sie dabei nicht (Boztug 2002, S. 9). Durch diese relative Beurteilung des wahrgenommenen Preises wird das Weber-Fechner-Gesetz implizit berücksichtigt und somit kann diese Theorie als dessen Weiterentwicklung betrachtet werden. Eine Erweiterung der Adaptionsniveautheorie stellt die Assimilations-Kontrast-Theorie (Sherif & Hovland 1961) dar. Es wird dabei von einem Adaptionsniveau statt von einem Akzeptanzbereich ausgegangen. Stimuli, welche in diesen Bereich fallen, werden assimiliert, solche hingegen, die außerhalb liegen, kontrastiert. Die objektiven Reizunterschiede zum vorhandenen Adaptionsniveau werden bei einer Assimilation unterschätzt, bei einer Kontrastierung überschätzt. Assimilierte Stimuli erneuern das Adaptionsniveau, wohingegen kontrastierte Stimuli keinen oder nur geringen Einfluss darauf haben (Winer 1988; Wricke, Herrmann & Huber 2000). Damit schützt sich das Individuum vor falschen Verschiebungen des Adaptionsniveaus (vgl. Diller 2003, S. 264). Die Breite des Akzeptanzbereichs hängt dabei von der Streuung der Stimuli sowie der Häufigkeit ihrer Präsentation ab (vgl. Boztug 2002, S. 9).

Eine weitere Theorie zur Erklärung des Referenzpreiskonzeptes ist die Prospect-Theorie von Kahneman und Tversky (1979), welche die unterschiedliche Bewertung von Gewinnen und Verlusten relativ zu einem explizit festgelegten Referenzpunkt postuliert. Diese Theorie kann als Weiterentwicklung der Adaptionsniveautheorie gesehen werden, ihr Fokus liegt jedoch auf der Bewertung risikobehafteter Alternativen und weniger auf der Erklärung von Sinneswahrnehmungen, wie es in der Adaptionsniveautheorie der Fall ist. Die gemein-

samen Elemente der beiden Theorien sind dabei die Bewertung eines Stimulus bezüglich eines Referenzpunktes, die Beeinflussbarkeit des Referenzpunktes durch Kontextreize und die nicht an objektive Wahrscheinlichkeiten gebundene Gewichtung der Abweichungen des zu bewertenden Stimulus vom Referenzpunkt (vgl. Diller 2003, S. 264). Für die Bewertung von Alternativen gemäß der Prospect-Theorie wird dabei eine Funktion aufgestellt, welche folgende Aussagen erfüllt: (1) Die Funktion ist definiert als Abweichung vom Referenzpunkt. (2) Sie ist konkav für Gewinne und konvex für Verluste. (3) Sie ist steiler für Verluste als für Gewinne, d.h. es liegt Verlustaversion vor (Tversky & Kahnemann 1986). Eine Übertragung der Prospect-Theorie auf die Preiswahrnehmung findet u.a. durch Urbany und Dickson (1990) statt. Es lässt sich hierbei festhalten, dass gemäß dieser Theorie Preise, welche oberhalb des Referenzpreises liegen und deren Abweichung von diesem also einen Verlust darstellen, sehr viel größeren Einfluss auf die Evaluation des Nutzens durch ein Individuum haben als Abweichungen, welche einen Gewinn darstellen. Für das Marketing bedeutet dies, dass Preisreduktionen um Aufmerksamkeit zu erregen in großen Schritten, Preiserhöhungen jedoch nur sehr vorsichtig in kleinen Schritten vorgenommen werden sollten.

2.2.2 Empirische Befunde

Das Konzept des Referenzpreises besitzt gemäß den obigen Ausführungen eine breite theoretische Basis und dementsprechend vielfältig sind die Untersuchungen, welche verschiedene Formen der Modellierung des Referenzpreises benutzen (für eine ausführliche Darstellung siehe Lowengart 2002). In einem Übersichtsartikel aus dem Jahr 1995 fassen Kalyanaram und Winer (1995) Generalisierungen der zu diesem Zeitpunkt vorliegenden Studien zur Referenzpreisforschung zusammen: (1) Referenzpreise haben einen konsistenten und signifikanten Einfluss auf die Nachfrage der Konsumenten und (2) Konsumenten reagieren unterschiedlich auf Gewinne und Verluste. Tatsächlich lassen sich beide Generalisierungen aus heutiger Sicht in Frage stellen, was insbesondere auf die mittels heutiger Technik mögliche Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität zurückzuführen ist.

So finden Chang, Siddarth und Weinberg (1999) in ihren Datensätzen, dass der Einfluss des Referenzpreises nach Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität zu vernachlässigen ist, und auch die Studie von Dickson und Sawyer (1990) lässt zumindest an dem Einfluss des internen Referenzpreises zweifeln: Die Autoren zeigen, dass selbst direkt nach dem Kaufakt mehr als die Hälfte der Kunden sich nicht an die Preise der gewählten Produkte erinnern können. Sie bestätigen damit die Aussage von Zeithaml (1988), welcher feststellt, dass das Preisbewusstsein sehr viel niedriger ausgeprägt zu sein scheint, als es notwendig für die Bildung eines internen Referenzpreises wäre. Nichtsdestotrotz findet

sich in der Mehrzahl der Forschungsarbeiten eine Bestätigung der Bedeutung des Referenzpreises für das Kaufverhalten der Konsumenten. Dieser Referenzpreis entspricht dabei dem Preis, den Konsumenten erwarten und der durch diese Erwartungen ihr Verhalten beeinflusst. So lässt sich zusammenfassend feststellen, dass die Ergebnisse der einzelnen Studien hinsichtlich der Relevanz von Referenzpreisen unter anderem von der Art der Modellierung und der untersuchten Produktkategorie beeinflusst werden. Derart moderierende Faktoren sind z.B. die Kaufhäufigkeit und das Involvement in der Produktkategorie, die Bekanntheit des Produktes, die Familiarität mit der Einkaufsstätte, die Art der Modellierung hinsichtlich der Berücksichtigung der Mengewahl und somit auch des Lagerbestandes oder die Berücksichtigung der Konsumentenheterogenität, welche in unterschiedlicher Käuferfahrung oder Kauffrequenz und differenzierten Präferenzen Ausdruck findet (vgl. Biswas & Blair 1991; Bell & Bucklin 1999; Erdem, Mayhew & Sun 2001).

Auch wenn gemäß der Prospect-Theorie die zweite Generalisierung von Kalyanaram und Winer (1995), d.h. die Verlustaversion der Konsumenten, eine theoretische Fundierung besitzt, existieren in der Literatur keine eindeutigen Beweise. Während die frühen Studien meist Verlustaversion in den Datensätzen nachweisen können (z.B. Putler 1992; Mayhew & Winer 1992), finden sich auch Beweise für eine größere Gewichtung von Gewinnen bei Konsumenten (siehe Greenleaf 1995). Neuere Untersuchungen deuten schließlich darauf hin, dass in vielen Produktkategorien keine Verlustaversion vorliegt, jedoch durch mangelnde Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität Verlustaversion fälschlicherweise festgestellt werden kann (Arora, Kopalle & Kannan 2001; Bell & Lattin 2000). Die Autoren solcher Studien weisen explizit auf die Notwendigkeit der Berücksichtigung dieser Heterogenität im Rahmen der Modellierung von Referenzpreiseffekten hin. Für die vorliegende Arbeit bedeutet die oben geführte Diskussion, dass bei der Abbildung des Wahlverhaltens der Konsumenten die Preiserwartungen dieser berücksichtigt werden sollten. Wie zuvor bei der Spezifikation der State Dependence muss jedoch auch hier die Heterogenität der Präferenzen der Konsumenten berücksichtigt werden, um valide Ergebnisse für die Effekte der Preiserwartungen zu erhalten.

2.2.3 Der Einfluss von Preispromotions auf den Referenzpreis

Die Bedeutung von Preispromotions für den Referenzpreis lässt sich insbesondere anhand dessen Operationalisierung messen. Gemäß Boztug (2002, S. 26) lässt sich diese Operationalisierung nach der Verwendung der Daten in zwei Gruppen aufteilen: Zum einen wird angenommen, dass vergangene Käufe im Gedächtnis gespeichert werden und dort den *Internen Referenzpreis* bilden, zum anderen wird jedoch auch die Theorie vertreten, dass Referenzpreise direkt am Ort des Kaufs auf Basis der Preisinformationen aller Produkte

in der Produktkategorie geformt werden (*Externe Referenzpreise*). Während in den frühen empirischen Studien (z.B. Winer 1986; Lattin & Bucklin 1989) der Referenzpreis als intern spezifiziert wurde, rückte ab Mitte der 90er Jahre die Betrachtung des externen Referenzpreises in den Vordergrund. Verschiedene Studien vergleichen diese beiden Referenzpreisoperationalisierungen hinsichtlich ihrer Fähigkeit zur Abbildung der Daten, können jedoch keine allgemeingültige Aussage über die Vorteilhaftigkeit des einen oder anderen machen. Vielmehr zeigen sie, dass die Modellierung abhängig von der Produktkategorie (Briesch, Krishnamurthi, Mazumdar & Raj 1997) oder den Konsumentencharakteristika (Mazumdar & Papatla 2000) gemacht werden sollte. Mazumdar und Papatla (2000) plädieren sogar für die gemeinsame Aufnahme beider Operationalisierungen in die Nutzenfunktion, um den unterschiedlichen Aspekten des Konsumentenverhaltens hinsichtlich der Bildung von Referenzpreisen gerecht zu werden.

Boztug (2002, S. 29ff) nennt als mögliche empirische Operationalisierungen des Internen Referenzpreises beispielsweise den Preis der letzten Periode, ein gewichtetes oder arithmetisches Mittel vergangener Preise sowie explorative oder rationale Erwartungshypothesen. Gemeinsam ist diesen Operationalisierungen per definitionem die Einbeziehung früherer Preise. Finden also für eine Marke häufige Preispromotions statt, so kann dadurch der Interne Referenzpreis sinken und Normalpreise würden dann als Verlust betrachtet werden. Eine ähnliche Auswirkung haben Preispromotions auf den Externen Referenzpreis, welcher oft als niedrigster, höchster sowie durchschnittlicher Preis der Produktkategorie oder aber als aktueller Preis der zuletzt gekauften Marke operationalisiert wird (Boztug 2002, S. 36ff). In diesem Fall würde eine Preispromotion der eigenen Marke in der letzten Periode zwar keinen direkten Einfluss auf den aktuellen Referenzpreis haben, jedoch könnte ein stärkerer Preiswettbewerb der Marken untereinander aus der Möglichkeit der zeitgleichen Beeinflussung der Referenzpreise resultieren. Auf Grund der eben diskutierten Ergebnisse sollte daher jede vermeintlich optimale Preisstrategie unter Berücksichtigung der Existenz von Referenzpreisen kritisch auf ihre kurz- und langfristigen Effekte überprüft werden (Greenleaf 1995; Kopalle, Rao & Assuncao 1996; Arora et al. 2001; Lowengart, Mizrahi & Yosef 2003).

Festzuhalten bleibt schließlich, dass, auch wenn meist der Einfluss des Referenzpreises auf die Markenwahl im Fokus der Betrachtung steht, eine Vielzahl an Studien existiert, welche die Wirkung des Referenzpreises auch auf andere Kaufentscheidungen untersuchen. So wird die Bedeutung des Referenzpreises auch für die Wahl des Kaufzeitpunktes und der Mengewahl in vielen Studien demonstriert (Krishnamurthi, Mazumdar & Raj 1992; Bell & Bucklin 1999). Chang et al. (1999) zeigen sogar, dass die Ergebnisse der Referenzpreiseffekte verzerrt sind, wenn nicht der Kaufzeitpunkt mit in der Modellierung berücksichtigt wird. Generell gilt also, dass der Referenzpreis einen intertemporalen Effekt hat, welcher

sich nicht nur auf die Markenwahl auswirkt. Vielmehr fassen Bell und Bucklin (1999) die Bedeutung des Referenzpreises für die Wahl des Kaufzeitpunktes, der Marken- und der Mengenwahl zusammen: „think forward by looking backward“. Eine Studie von Zhang, Seetharaman und Narasimhan (2002), welche sich insbesondere mit diesem vorausschauenden Aspekt des Referenzpreiskonzepts befasst, wird dabei detaillierter im Rahmen der vorausschauenden Konsumenten in Kapitel 2.4.3.1 diskutiert.

2.3 Der Einfluss von Preispromotions auf Lagerhaltung und Konsum

Der Einfluss von Preispromotions auf die Wahl des Kaufzeitpunktes wurde im obigen Abschnitt im Rahmen des Referenzpreiskonzeptes bereits kurz erläutert. An dieser Stelle soll nun die Wirkung von Preispromotions auf den Kaufzeitpunkt, d.h. die Wahl einer Marke aus der beworbenen Produktkategorie, detaillierter erörtert werden. Neslin (2002) unterscheidet drei Effekte von Promotions auf Kategorie-Ebene: (1) Konsumenten kaufen früher, d.h. noch bevor Bedarf entsteht (Kaufbeschleunigung), (2) Konsumenten verschieben den Kauf bis zur nächsten Promotion (Kaufverzögerung) und (3) Konsumenten kaufen eine größere Menge als üblicherweise. Der erste und der letzte Effekt werden dabei häufig unter dem Begriff Lagerhaltung zusammengefasst. Diese Lagerhaltung ist motiviert durch einen Zielkonflikt zwischen Lagerhaltungskosten und Preisen für das Gut (siehe Krishna 1992). Lagerhaltungskosten sind dabei Opportunitätskosten, welche dem Konsumenten dadurch entstehen, dass er nur begrenzte Lagerkapazitäten (z.B. Regalplatz) besitzt. Diese Lagerkapazitäten muss er zwischen den Produkten, die er täglich benötigt, aufteilen. Würde er nun eine große Menge an Produkten der einen Kategorie lagern, so hätte er keinen Platz mehr für andere Kategorien, wodurch ihm die Befriedigung anderer Bedürfnisse nicht mehr gelingen und somit Nutzen entgehen würde. Kaufverzögerung hingegen entsteht durch die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise (Gönül & Srinivasan 1996; Mela, Jedidi & Bowman 1998). Beide Effekte entstehen durch ein strategisches Verhalten der Konsumenten, in welchem die Konsumenten die Kosten für einen Kauf in der Produktkategorie jetzt gegen die Kosten zu einem späteren Zeitpunkt abwägen. Berücksichtigen müssen sie dabei neben Lagerhaltungskosten auch die so genannten Stockout-Kosten, die ihnen entstehen, wenn der Vorrat erschöpft ist (z.B. durch Ausweichen auf Gebrauch einer anderen Produktkategorie), und die zukünftigen Preise, welche sie nicht sicher kennen.

Im Marketing finden sich schon sehr früh Arbeiten zu dem Konzept der Lagerhaltung und der Kaufverzögerung (vgl. Shoemaker & Shoaf 1977; Wilson, Newman & Hastak 1979)

und dementsprechend vielfältig sind die Befunde, welche die Existenz dieser Konzepte im Kaufverhalten von Konsumenten anhand von Paneldaten-Analysen dokumentieren (Gupta 1988; Bucklin & Gupta 1992; Bucklin, Gupta & Siddarth 1998; Ailawadi & Neslin 1998). Während auf der disaggregierten Ebene die Auswirkungen von Lagerhaltung und Kaufverzögerung eindeutig bewiesen werden konnten, war es lange Zeit eine ungeklärte Frage im Marketing, weshalb ein entsprechender Absatzrückgang nach einer Promotion nicht ausgemacht werden konnte (Abraham & Lodish 1993; Moriarty 1985). Erst van Heerde, Leeflang und Wittink (2000) gelang es mit Hilfe von Zeitreihenanalysen die Existenz von Pre- und Post-Promotiondips auch mit aggregierten Daten zu beweisen. Gerade diese Rückgänge im Absatz führen jedoch dazu, dass insbesondere die Lagerhaltung von Marketing-Managern als negativer Effekt wahrgenommen wird, da sie dazu führt, dass Käufe, welche später zu Normalpreisen erfolgt wären, bei Preispromotions vorgezogen werden (Silva-Risso, Bucklin & Morrison 1999).

Die Tatsache, dass Lagerhaltung durchaus auch positive Aspekte haben kann, thematisieren Ailawadi et al. (2005). Dazu unterteilen sie Lagerhaltung in drei verschiedene Phänomene: *Loyal Acceleration*, *Pre-Emptive Switches* und *Additional Category Consumption*. *Loyal Acceleration* bedeutet, dass Konsumenten, welche die Marke auf jeden Fall kaufen würden, sich während Promotions mit dieser Marke bevorraten. Dieses Verhalten wurde in verschiedenen Studien dokumentiert (Chan, Narasimhan & Zhang 2004; Sun, Neslin & Srinivasan 2003) und bildet die Basis für das oben genannte negative Image von Lagerhaltung. Von *Preemptive Switching* wird gesprochen, wenn Kunden die Marke auf Promotion heute kaufen, anstatt später eine andere Marke und ist somit positiv zu bewerten. Auch *Additional Category Consumption*, d.h. zusätzlicher Konsum in der Kategorie, ist ein positiver Aspekt von Lagerhaltung. So zeigen Ailawadi und Neslin (1998), dass ein höherer Lagerbestand in einigen Produktkategorien zu mehr Konsum führen kann. Silva-Risso et al. (1999) und Bell, Chiang und Padmanabhan (1999) bestätigen diesen Befund. Mehrere Ursachen für einen lagerbestandsabhängigen Konsum lassen sich dabei ausmachen (Ailawadi & Neslin 1998): (1) Haushalte können mehr konsumieren, wenn das Produkt vorrätig ist. (2) Höhere Lagerbestände führen zu höheren Lagerhaltungskosten, welche einen Druck auf den Konsumenten aufbauen. (3) Höhere Lagerbestände bieten den Konsumenten eine größere Flexibilität im Verbrauch, da sie sich nicht um die Wiederbeschaffung zu potenziell höheren Preisen sorgen müssen. (4) Niedrigere Lagerbestände lassen die Produktkategorie wertvoller erscheinen und führen damit zu geringerem Konsum. Ailawadi et al. (2005) gelingt es in ihrer Studie auf Basis von Paneldaten die Effekte dieser unterschiedlichen Phänomene zu separieren und so können die Autoren zeigen, dass sowohl *Pre-Emptive Switches* als auch *Additional Category Consumption* einen positiven Einfluss auf die Abverkäufe der untersuchten Produktkategorien haben. Des Weiteren

zeigen sie, dass ein hoher Lagerbestand den Nutzen der gelagerten Marke sogar erhöhen kann.

2.4 Vorausschauende Konsumenten: Konzept und Umsetzung

In den vorherigen Abschnitten 2.2 und 2.3 fanden sich immer wieder die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise, und Erklärungsansätze, wie diese Erwartungen entstehen. In letzter Zeit hat sich nun ein Forschungsstrom etabliert, welcher dem Aspekt der vorausschauenden Konsumenten explizit Rechnung trägt. Dabei wird hier davon ausgegangen, dass der Konsument bei seinem aktuellen Verhalten auch zukünftige Zeitpunkte berücksichtigt. So kann er den Lagerbestand bei einer Preispromotion auffüllen, um in der Zukunft nicht einen höheren Preis zahlen zu müssen. Kennt er den Promotionkalender der Firmen, so kann er durch geschickte Verteilung seiner Käufe über die Zeit von durchschnittlich günstigeren Preisen profitieren. Da die Konsumenten die zukünftigen Preise oder allgemeiner den Marketing-Mix der einzelnen Marken jedoch nicht exakt kennen, benötigen sie Approximationen für diese. So können die vergangenen Preise der einzelnen Marken gute Indikatoren für ihre zukünftigen Preise sein. Ebenso ermöglicht eine in der Vergangenheit erfahrene Regelmäßigkeit von Promotionaktionen eine genauere Einschätzung zukünftiger Aktionen. Generell gilt aber, dass die Erwartungen der Konsumenten sowohl hinsichtlich zukünftiger Preise als auch hinsichtlich ihres eigenen zukünftigen Konsumverhaltens mit Unsicherheiten behaftet sind und dass diese Unsicherheiten einen wesentlichen Einfluss auf die Bewertung der aktuellen Einkaufssituation haben.

Der Aspekt der vorausschauenden Konsumenten findet in den neueren Modellen nun dadurch Berücksichtigung, dass von Konsumenten ausgegangen wird, welche ihren Nutzen nicht nur für die aktuelle Periode, sondern über ihre sämtlichen zukünftigen Einkaufsakte optimieren. In einer solchen Situation müssen dann Erwartungen über den Marketing-Mix der kommenden Perioden mit einbezogen und über eine dynamische Optimierung das Nutzenmaximierungsproblem gelöst werden. Die Annahme eines unendlichen Zeithorizonts wird dabei verwendet, da die tatsächliche Anzahl von Perioden, welche der Konsument antizipiert, nicht festgestellt werden kann. Stattdessen wird in dieser Modellierungsphilosophie ein Diskontierungsfaktor eingeführt, welcher den Nutzenbeitrag der weit in der Zukunft liegenden Perioden gegen Null konvergieren lässt.

Im Folgenden wird zunächst das Hauptziel der Berücksichtigung von vorausschauenden Konsumenten, nämlich die adäquate Vorhersage deren Verhaltens bei gegebenen Marktsituationen, die so genannte *Policy Simulation*, erläutert. Des Weiteren findet eine kurze

Einführung in die aktuellen, dynamischen Modelle statt, an die sich eine Diskussion alternativer Modellansätze anschließt.

2.4.1 Policy Simulation zur Evaluation von Marketing-Strategien

Die Motivation zur Einbeziehung vorausschauenden Verhaltens in Marketing-Modelle basiert auf einem der Hauptziele der Marketing-Forschung: die Auswirkungen von Marketing-Mix-Entscheidungen antizipieren zu können (Franses 2005b). Diese so genannte *Policy Simulation* soll dazu beitragen, die Reaktionen von Konsumenten (und auch von Wettbewerbern) auf eine Änderung im Marketing-Mix vorherzusagen und geht damit weit über die übliche beschreibende Funktion von Marketing-Modellen hinaus. Ziel ist es dabei, eine optimale Marketing-Mix-Strategie zu entwickeln und daher setzt die Policy Simulation eine detaillierte Kenntnis der Konsumenten und der existierenden Marktstruktur voraus. Beachtung fand die Policy Simulation in den letzten Jahren insbesondere auf Grund der Lucas Kritik (Lucas 1976, S.41), welche auf folgende Problematik hinweist: „Given that the structure of an econometric model consists of optimal decision rules of economic agents, and that optimal decision rules vary systematically with changes in the structure of series relevant to the decision maker, it follows that any change in policy will systematically alter the structure of econometric models.“ Konsumenten blicken demnach eher in die Zukunft als in die Vergangenheit und richten ihre Entscheidungen und Verhalten nach dem neuen (auch zukünftigen) Marketing-Mix aus. Franses (2005b) weist darauf hin, dass Modelle, welche die Erwartungsbildung von Konsumenten nicht berücksichtigen bereits misspezifiziert sind. Resultiert jedoch aus diesen Erwartungen zusätzlich eine Verhaltensänderung auf Seiten der Konsumenten und wird diese von dem Management antizipiert und in Marketing-Mix Entscheidungen mit einbezogen, so werden diese endogen von der Erwartungsbildung abhängig.

Van Heerde, Dekimpe und Putsis Jr. (2005) diskutieren drei Bedingungen für eine Relevanz der Lucas Kritik: (1) Konsumenten sind sich des Politikwechsels im Marketing bewusst. (2) Konsumenten sehen den Anreiz, ihr Verhalten als Konsequenz des Politikwechsels zu verändern. (3) Konsumenten besitzen die Möglichkeit, ihr Verhalten zu verändern. Die Autoren schließen daraus, dass die Lucas Kritik vorwiegend anwendbar ist auf Modelle, welche langfristige anstelle von kurzfristigen Marketing-Mix-Entscheidungen in den Mittelpunkt der Analyse stellen. Die Autoren argumentieren jedoch auch, dass selbst in der Makroökonomie, in der des Öfteren gravierende strukturelle Veränderungen in den Variablen auftreten, kaum Anzeichen für die Relevanz der Lucas Kritik existieren (Ericsson, Hendry & Mizon 1998).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass Modelle zur Abbildung des Kaufverhaltens von Konsumenten zunächst dynamische Aspekte wie z.B. Lagerhaltung berücksichtigen müssen, da das Unterlassen einer solchen Aufnahme zu verzerrten Parameterschätzern und somit auch zu inkorrekten Marketing-Mix-Empfehlungen führen kann. Sollen die Modelle neben einer Beschreibung der aktuellen Situation jedoch auch Policy Simulation, d.h. Empfehlungen hinsichtlich struktureller Änderungen im Marketing-Mix ermöglichen, muss des Weiteren darauf geachtet werden, dass die Lucas Kritik durch die Modellannahmen nicht verletzt wird. Die Berücksichtigung der Existenz vorausschauender Konsumenten ist eine Möglichkeit, diese Kritik zu entschärfen und damit Modelle zu konstruieren, mit welchen eine Policy Simulation ermöglicht wird.

2.4.2 Dynamische Modelle zur Berücksichtigung vorausschauender Konsumenten

Gerade in den letzten Jahren finden sich nun vermehrt Artikel in der internationalen Marketing-Literatur, welche versuchen, die Erwartungen der Konsumenten bei lagerfähigen Produktkategorien adäquat abzubilden, um daran anschließend eine Policy Simulation ohne Verzerrungen durchführen zu können. Bereits 1992 leitet Krishna das optimale Verhalten von Konsumenten theoretisch her und gelangt dabei zu folgenden Aussagen: (1) Steigt die Wahrscheinlichkeit einer Preispromotion für eine beliebige Marke, so sollten Konsumenten bei Preispromotions jedweder Marke kleinere Mengen kaufen. (2) Die Reaktion auf Preispromotions der favorisierten Marke sollte unabhängig von der Preispromotionfrequenz der anderen Marken sein. Hingegen sollte die Reaktion auf Preispromotions wenig präferierter Marken kleiner ausfallen, wenn die Promotionfrequenz der anderen Marken steigt. (3) Höhere Lagerkosten führen dazu, dass auch die Reaktion auf Preispromotions weniger präferierter Marken zunimmt. Des Weiteren erhöhen sie die Kauffrequenz, den Anteil an Käufen zu regulären Preisen, sowie die Kaufmenge bei regulären Preisen.

Empirische Bestätigung dieser Thesen in disaggregierten Daten findet sich zunächst in der Arbeit von Gönül und Srinivasan (1996). Die Autoren beschränken sich dabei auf die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich der Verfügbarkeit von Coupons in zukünftigen Perioden und wählen als Produktkategorie Wegwerfwindeln. Dabei gehen sie davon aus, dass die Haushalte eine konstante Konsumrate besitzen und dass die Preise während der gesamten Zeitspanne stabil sind. Weiterhin nehmen sie an, dass die aktuelle Verfügbarkeit von Coupons markenspezifisch ist und einem markenunspezifischen first-order Markov-Prozess folgt. Konsumenten können sich dabei pro Periode nur zwischen Kauf und Nichtkauf entscheiden, Mengenentscheidungen fallen somit nicht an. Die Autoren können

zeigen, dass Konsumenten Erwartungen bezüglich zukünftiger Promotions haben und dass diese Erwartungen von der aktuellen Verfügbarkeit von Coupons beeinflusst werden.

In den letzten Jahren gab es nun zwei weitere Studien, welche die Erwartungen der Konsumenten berücksichtigen und auf Grund ihrer Popularität im Marketing an dieser Stelle ausführlicher erläutert werden sollen. Es sind dies die Untersuchungen von Hendel und Nevo (2006) und Erdem et al. (2003). Beide Artikel untersuchen dabei die Entscheidungen der Konsumenten hinsichtlich Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl unter Einbeziehung von Preiserwartungen, differieren aber in einigen wesentlichen Aspekten (vgl. dazu auch Tabelle 2.1, S. 39; die Schätzung der Parameter wird in Kapitel 3.3.2.1 detaillierter erläutert). Fokus der ersten Studie ist dabei der Vergleich von lang- und kurzfristigen Elastizitäten, während im Zentrum der zweiten Studie die explizite Abbildung der Erwartungen der Konsumenten steht.

Hendel und Nevo gehen in ihrem Modell davon aus, dass der Konsument sich in jeder Periode entscheiden muss, welches Produkt er wählt, wieviele Einheiten er davon kauft und wieviel er konsumieren wird. Der Konsum ist also nicht exogen vorgegeben, sondern wird als Entscheidungsvariable der Konsumenten berücksichtigt. Da in dem von den Autoren betrachteten Datensatz nur in weniger als drei Prozent der Fälle mehr als eine Einheit von einem Haushalt gekauft werden, beschränken sich die Autoren auf die Betrachtung von Verpackungsgrößen. Die Preise variieren exogen gemäß einem first-order Markov-Prozess und die Produktdifferenzierung findet ausschließlich zum Zeitpunkt des Kaufes statt, für den Konsum ist der Nutzen aller Produkte gleich. Die Eigenschaften der Produkte beeinflussen also nur den Kauf. Ist ein Produkt erst gekauft, so hat nur seine vorrätige Menge Einfluss auf den Nutzen des Konsumenten, nicht mehr jedoch die einzelnen Produkteigenschaften. Anders ausgedrückt: Sind verschiedene Mengen verschiedener Produkte im Vorrat, so werden diese ohne Unterschied konsumiert. Hendel und Nevo vergleichen die Ergebnisse ihres dynamischen Modells mit denen eines statischen Modells und zeigen, dass letztere eigene Preiselastizitäten und die Substitution durch einen Nicht-Kauf überschätzen, hingegen Kreuzpreiselastizitäten unterschätzen. Dies ist intuitiv einsichtig, da herkömmliche statische Modelle keine intertemporalen Substitutionen von Produkten berücksichtigen. So werden in einem statischen Modell bei einer Preisaktion z.B. die zusätzlichen Abverkäufe in der betreffenden Periode ausschließlich dem niedrigeren Preis zugeordnet. Dass diese zusätzlichen Abverkäufe durch Lagerhaltung entstehen und somit zu niedrigeren Abverkäufen in den Folgeperioden führen können, bleibt in diesen Modellen unbeachtet.

Im alternativen Modell zur Berücksichtigung von Konsumentenerwartungen innerhalb eines strukturellen dynamischen Rahmens von Erdem et al. (2003) stellen die Autoren, ausgehend von einer Nutzenfunktion, welche Fixkosten für den Kauf, sowie Lagerhaltungs-

und Stockout-Kosten berücksichtigt, ein dynamisches Modell auf, welches ebenfalls den Kaufzeitpunkt, die Marken- und die Verpackungsgrößenwahl untersucht. Im Gegensatz zu dem Modell von Hendel und Nevo (2006) beeinflusst die Wahl einer Marke nicht nur die Markenwahl selbst, sondern auch den Nutzen, der durch den späteren Konsum dieser Marke entsteht. Hat ein Haushalt unterschiedliche Mengen verschiedener Marken auf Lager, so konsumiert er sie gemäß deren Nutzen, d.h. von seiner präferierten Marke konsumiert er im Verhältnis mehr als von einer weniger präferierten Marke. Dieser Konsum wird als stochastisch und zeitvariant spezifiziert. Ein weiterer Unterschied zu dem Modell von Hendel und Nevo (2006) besteht darin, dass der Preisprozess sehr viel detaillierter modelliert wird. So gehen die Autoren in dieser Studie davon aus, dass Preise dadurch bestimmt sind, dass sie über mehrere Wochen konstant sein können, bevor ein Preissprung stattfindet, dass die Wahrscheinlichkeit und die Richtung dieser Sprünge von den Preisen der Wettbewerber abhängen und dass die Richtung außerdem auch von den eigenen Preisen der Vergangenheit beeinflusst wird. Somit wird explizit eine Reaktion der Wettbewerber in den Preisprozess mit einbezogen. Mittels verschiedener Simulationen testen die Autoren Aussagen über unterschiedliche Preisstrategien und bestätigen dabei die Ergebnisse von Hendel und Nevo (2006).

Die beiden obigen Modelle von Hendel und Nevo (2006) und Erdem et al. (2003) sind in zweierlei Hinsicht sehr komplex. Zum einen unterstellen sie, dass die Konsumenten extrem hohe kognitive Anstrengungen unternehmen, um den Nutzen der einzelnen Alternativen über alle zukünftigen Kaufgelegenheiten zu maximieren. Zum anderen erfordert aber auch die Schätzung der Modelle einen erheblichen rechnerischen Aufwand, welcher ihre Anwendbarkeit auf Produktkategorien mit einer sehr kleinen Anzahl an zur Verfügung stehenden Marken oder Mengen reduziert. Folglich entstanden in der Marketing-Literatur weitere Artikel, welche durch geeignete Restriktionen die Komplexität der dynamischen Modelle verringerten. So benutzen auch Sun et al. (2003) und Sun (2005) Haushaltspanel-daten, um die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich des zukünftigen Marketing-Mix im Rahmen dynamischer Modelle zu untersuchen. Beide Artikel beschränken sich jedoch auf Erwartungen bezüglich Preispromotions, können aber dennoch die wesentlichen Erkenntnisse der oben vorgestellten Artikel replizieren. Insbesondere der Artikel von Sun (2005) zeigt dabei durch Berücksichtigung flexibler Konsumraten auf, dass Konsumenten nicht nur ihr Kaufverhalten, sondern auch ihr Konsumverhalten an zukünftig erwartete Preispromotions anpassen.

Während die bisher diskutierten Artikel das individuelle Konsumentenverhalten auf disaggregierten Daten modellieren und auf der diskreten Wahltheorie basieren, untersuchen Macé und Neslin (2004) die Erwartungsbildung von Konsumenten und deren Effekte anhand von Pre- und Postpromotiondips in wöchentlichen Abverkäufen. Durch Regressi-

on der zusätzlichen (oder geringeren) Verkaufsmengen auf verschiedene Charakteristika der betreffenden Marken, der Produktkategorie und der demographischen Lage der Geschäfte, können die Autoren Erklärungen für diese Dips finden. Insbesondere zeigen sie, dass Prepromotiondips beeinflusst werden von dem relativen Preis, der durchschnittlichen Promotionfrequenz und dem Marktanteil der Marke. Auf Kategorieebene wirken sich die Höhe der Kategorieausgaben am Gesamtbudget, die Lagerfähigkeit und die verschiedenen Packungsgrößen in der Kategorie auf die Tiefe der Prepromotiondips aus. Analoge Ergebnisse finden sich für Postpromotiondips.

Zusammenfassend bleibt an dieser Stelle festzuhalten, dass die dynamischen Modelle zur Berücksichtigung vorausschauender Konsumenten in ihrer Theorie äußerst komplex und auch in ihrer empirischen Anwendung sehr unhandlich sind. Entsprechend wurden und werden immer wieder Modelle entwickelt, welche die dynamische Nutzenmaximierung umgehen, aber dennoch die Facette des vorausschauenden Konsumentenverhaltens abbilden können. Diese Modelle sind Gegenstand der folgenden Ausführungen.

2.4.3 Alternative Modelle zur Berücksichtigung vorausschauender Konsumenten

Die wesentlichen Kritikpunkte an dynamischen Modellen, welche die Erwartensbildung von Konsumenten explizit berücksichtigen, nennen Zhang et al. (2002) in ihrem Artikel: (1) Dynamische Programmierung wird, wenn sie denn realitätsnah sein und damit die große Anzahl unterschiedlicher Wahlmöglichkeiten (Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl) des Konsumenten abbilden soll, sehr schnell sehr komplex. (2) Selbst wenn die Modellierung aller möglichen Entscheidungen gelingt, müssen wegen des hohen rechnerischen Aufwands die Alternativen in den empirischen Studien auf eine sehr kleine Anzahl (z.B. drei bis vier Marken oder Mengen) begrenzt werden. (3) Die dynamischen Modelle basieren auf der Annahme, dass die Konsumenten ihren Nutzen über einen sehr großen zukünftigen Zeitraum maximieren. Diese Annahme steht jedoch im Widerspruch zu Befunden aus der Literatur, welche zeigen, dass Konsumenten nur einen sehr kurzen Zeitraum in die Evaluation ihrer Auswahlmöglichkeiten mit einbeziehen. (4) Im Rahmen von FMCG-Kategorien stellt sich zudem die Frage, ob eine langfristige Planung der Einkäufe bei relativ preisgünstigen Low-Involvement Produkten tatsächlich der Realität entspricht.

Alternativen für die sehr komplexen dynamischen Modelle diskutieren van Heerde et al. (2005) in ihrem Artikel: So halten die Autoren fest, dass auch reduzierte, d.h. statische Modelle, welche Näherungen für die Erwartensbildung von Konsumenten enthalten, unter

gewissen Umständen bereits geeignet sind ähnliche Ergebnisse wie die dynamischen strukturellen Modelle zu erbringen. Lediglich wenn dramatische Politikwechsel (z.B. mehr als 50 % Änderung in der Frequenz der Preispromotions) anstehen, sind, so die Autoren, reduzierte Modelle nicht mehr geeignet. In solchen Fällen wäre also die Hinzunahme geeigneter Variablen, welche die Erwartungen von Konsumenten abbilden, nicht mehr ausreichend um die Lucas Kritik zu umgehen. Ob allerdings die Annahmen, welche einem dynamischen strukturellen Modell unterliegen, bei einer derart gravierenden Änderung noch ausreichend sind, ist fraglich und somit wäre auch ein solches Modell nicht geeignet, die in der Realität sehr komplexen Strukturen zwischen Anbietern, Nachfragern und Wettbewerbern adäquat abzubilden. Festhalten lässt sich also, dass es unwahrscheinlich ist, dass strukturelle dynamische Modelle bei sehr gravierenden Änderungen des Marketing-Mix nicht der Lucas Kritik obliegen würden. Modelle, welche weniger komplex, jedoch dennoch in der Lage sind, die wesentlichen dynamischen Aspekte im Konsumentenverhalten abzubilden, werden im Folgenden diskutiert.

2.4.3.1 Berücksichtigung eines zukünftiger Kategoriewerts

Anstelle eines dynamischen Modells zur Berücksichtigung der Erwartungen von Konsumenten hinsichtlich der Preise in zukünftigen Perioden, verwenden Zhang et al. (2002) zunächst ein statisches Modell zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl, welches sie jedoch um eine dynamische Komponente erweitern. Diese dynamische Komponente ist die von dem Konsumenten erwartete zukünftige Attraktivität der Produktkategorie und sie beeinflusst sowohl dessen Nutzen für einen Kauf in der Produktkategorie als auch für die Mengewahl. Die Modellierung der zukünftigen Attraktivität beinhaltet dabei unter anderem die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich der zukünftigen Preise der einzelnen Marken, welche mittels unterschiedlicher Verteilungen berechnet werden. Die Formulierung des Modells von Zhang et al. (2002) gleicht denen der Referenzpreisliteratur, wobei in letzterer der Fokus meist auf der Markenwahl lag, in diesem Modell jedoch lediglich der Kaufzeitpunkt und die Kaufmenge durch den zukünftigen Kategoriewert beeinflusst werden.

Wie auch die Studien, welche mit Hilfe einer dynamischen Modellierung Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl beschreiben, ist eines der wesentlichen Ergebnisse von Zhang et al. (2002), dass die Effekte von Preispromotions überschätzt werden, wenn die Berücksichtigung der Erwartensbildung der Konsumenten nicht stattfindet. Dies liegt darin begründet, dass Preispromotions zwar den aktuellen Nutzen steigern, den zukünftigen Kategoriewert jedoch senken und damit in der Zukunft zu weniger Abverkäufen führen. Dabei beeinflusst diese Erwartensbildung hauptsächlich die Wahl des Kaufzeitpunkts und

weniger die Wahl der Menge. Des Weiteren beziehen markenloyale Konsumenten die Erwartungen hinsichtlich zukünftiger Preise eher in ihren aktuellen Entscheidungsprozess mit ein, als es Markenwechsler tun. Für erstere gilt also, dass sie den Promotionkalender der einzelnen Marken lernen und dies nutzen, indem sie ihre Lagerbestände geeignet aufbauen, um dann die favorisierten Marken nur noch auf Promotion kaufen zu müssen.

2.4.3.2 Zeitvariierende Parameter

Auf einen wesentlichen Kritikpunkt an dynamischen Modellen und auch an der Studie von Zhang et al. (2002), welche jeweils die Erwartensbildung von Konsumenten explizit berücksichtigen, weist Franses (2005a) hin: Es ist nicht bekannt, wie diese Erwartungen genau entstehen. Eine Missspezifikation in der Modellierung der Erwartensbildung kann also bereits zu einem fehlspezifizierten Modell führen. Van Heerde et al. (2005) betonen außerdem, dass eine Nicht-Berücksichtigung der Lucas Kritik zwar zu schwerwiegenden Konsequenzen führen kann, dass diese Konsequenzen jedoch ebenso auftreten, wenn andere wichtige Komponenten in der Modellierung vernachlässigt werden.

Van Heerde et al. (2005) führen weiterhin aus, dass die wesentliche Schlussfolgerung der Lucas Kritik ist, dass die Parameter der Konsumenten sich als Folge eines Politikwechsels im Marketing-Mix verändern. Im Marketing finden sich einige wenige Studien, welche eine solche Abhängigkeit der Parameter von dem Marketing-Mix modellieren. Sowohl auf aggregierter (Foekens, Leeflang & Wittink 1999) als auch auf disaggregierter Ebene (Papatla & Krishnamurthi 1996; Mela et al. 1997) konnte dabei festgestellt werden, dass die Größe und Frequenz früherer Preispromotions Einfluss auf die Preiselastizitäten der Konsumenten haben. Insbesondere Mela et al. (1998) konnten dabei zeigen, dass Preispromotions nicht nur die Preissensitivitäten verändern, sondern auch die Sensitivitäten gegenüber Lagerbestandskosten beeinflussen. So führen häufigere Preispromotions dazu, dass Konsumenten weniger bereit werden, hohe Lagerbestände zu besitzen, da die Wahrscheinlichkeit für eine baldige Promotion recht hoch ist und dann wieder zu einem günstigen Preis gekauft werden kann. Amman und Kendrick (2003) argumentieren, dass zeitvariierende Parameter keine spezifischen Annahmen hinsichtlich der Struktur des Wettbewerbs zwischen Anbietern, Nachfragern und Wettbewerbern verlangen und somit einfacher zu implementieren sind. Die Autoren stellen fest, dass zeitvariierende Parameter dazu führen, dass nur eine sehr geringe Zeitspanne zwischen dem veränderten Verhalten und den dadurch resultierenden neuen Informationen für den Forscher liegt: „Thus the decision maker is one step (but only one step) behind the economic agents.“ So kann ein solches Modell nicht die Veränderung des Konsumentenverhaltens vorhersagen, jedoch ist es in der Lage, diese Veränderung direkt nach der ersten Beobachtung auszumachen und damit in der weiteren Modellierung berücksichtigen zu können. Amman und Kendrick führen

dementsprechend aus, dass bei zeitverzögerten Reaktionen der Konsumenten auf Politikwechsel, diese entstehende Zeitspanne bereits ausreicht um die Effekte des Politikwechsels zur Genüge beurteilen zu können.

Eine Einschränkung der Abbildung von Erwartungen und Dynamiken durch die Aufnahme zeitvariierender Parameter ist jedoch die Annahme, dass das Verhältnis zwischen der Marketing-Mix-Politik und den Sensitivitätsparametern der Konsumenten konstant bleibt (van Heerde et al. 2005). Doch auch hier gilt wieder obige Argumentation, dass bei einer Veränderung dieses Verhältnisses wohl auch strukturelle dynamische Modelle die Realität nicht mehr korrekt abbilden könnten.

2.4.4 Endogenität des Marketing-Mix

In der letzten Zeit fand insbesondere die Endogenität des Marketing-Mix zunehmende Beachtung in der internationalen Marketing-Forschung. Diese Endogenität ist ein Phänomen, welches entsteht, wenn die Festlegung des Marketing-Mix und die Reaktion der Konsumenten dynamisch voneinander abhängig sind und zählt daher ebenfalls zu den dynamischen Aspekten des Kaufverhaltens. Während sie in aggregierten Daten schon seit Bass (1969) Beachtung findet, wurde sie bei disaggregierten Daten erst in jüngster Zeit diskutiert. Eine solche Endogenität der als exogen und deterministisch in die Nutzenfunktion eingehenden Variablen wie Preis oder Promotion kann z.B. entstehen, wenn Marketing-Manager auf Basis von (für den Forscher unzugänglichen) Marktinformationen den Marketing-Mix setzen. Beeinflussen diese Marktinformationen das Verhalten der Konsumenten und werden sie nicht im Modell direkt berücksichtigt, so entstehen verzerrte Schätzer, welche zu falschen Marketing-Entscheidungen führen können (vgl. Vilcassim, Kadiyali & Chintagunta 1999). Allerdings liegen solche Ergebnisse bisher lediglich für Markenwahlmodelle vor: Kaufzeitpunkt und Kaufmenge werden nicht berücksichtigt. Erdem et al. (2003) argumentieren hingegen, dass solche simultanen Effekte weniger durch Endogenitätsprobleme als durch die Nichtberücksichtigung von Lagerbeständen oder Erwartungshaltungen bezüglich zukünftiger Promotions entstehen und somit in einem adäquat spezifizierten, dynamischen Modell, welches Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl abbildet, nicht relevant sind. Die Problematik der Endogenität ist daher nicht Gegenstand der weiteren Ausführungen.

2.5 Zusammenfassende Darstellung

Betrachtet man die vorangegangenen Ausführungen, so wird ersichtlich, dass eine all-gemeingültige Erfassung von Dynamiken hinsichtlich aller Facetten unmöglich ist. „We should note that all structural modelers must make compromises regarding what phenomena are modeled using rigorous structural concepts“ (Bronnenberg, Rossi & Vilcassim 2005). Dementsprechend kann im Fokus jeglicher Analysen immer auch nur einen Teil der oben diskutierten Dynamiken stehen. Die zweite Zielsetzung der vorliegenden Arbeit, d.h. die möglichst vollständige Erfassung von Dynamiken, welche durch den Kauf selbst entstehen, konzentriert sich daher auf zwei Aspekte: den Einfluss früherer Kaufgelegenheiten sowie die Auswirkungen von Lagerhaltung und Konsum. Diese beiden Aspekte wurden gewählt, da sie innerhalb der Dynamiken, welche durch den Kauf selbst entstehen, den größten Einfluss auf das Konsumentenverhalten besitzen und somit ihre Aufnahme bereits aus sachlogischen Gründen notwendig erscheint.

Im Rahmen des Einflusses früherer Einkaufsakte auf das aktuelle Wahlverhalten wird in der vorliegenden Arbeit die Loyalitätsvariable von Guadagni und Little (1983) verwendet. Während diese in den bisherigen Modellen, welche den Kaufzeitpunkt, die Marken- und die Mengewahl beschreiben, mit Hilfe eines konstanten Verfallsparameters von 0.8 spezifiziert wurde, soll dieser Verfallsparameter in der vorliegenden Arbeit zusätzlich geschätzt werden. Dies ermöglicht eine auf die vorliegenden Daten angepasste Berechnung des Kauf-Feedback, welche nicht auf älteren Informationen aus anderen Produktkategorien basiert, wie es bisher in der Modellierung der drei Entscheidungssituationen üblich war. Des Weiteren erlaubt diese Art der Spezifikation die Berücksichtigung der Heterogenität der Konsumenten hinsichtlich der Rate ihres Vergessens. So ist es möglich, dass für einige Konsumenten auch noch weit in der Vergangenheit liegende Kaufakte Bedeutung besitzen, während andere lediglich durch Kaufakte der letzten Zeit in der Stärke ihrer Loyalität beeinflusst werden.

Um die Lagerhaltung und den Konsum der Konsumenten zu berücksichtigen, werden zwei entsprechende Variablen in dieser Arbeit berücksichtigt. Auf Grund der Ergebnisse von Ailawadi, Gedenk und Neslin (1999), die die Bedeutung des flexiblen Konsums demonstrieren, wird anlehnend an deren Formulierung auch in dieser Arbeit ein solcher spezifiziert. Während die Berücksichtigung von Lagerhaltung und Konsum somit eher der Vollständigkeit des Modells gewidmet ist, könnte die flexible Modellierung des Kauf-Feedback zusätzlichen Erkenntnisgewinn hinsichtlich der richtigen Spezifikation des Verfallsparameters der Loyalitätsvariablen erbringen.

Der Einfluss von Referenzpreisen sowie die Auswirkungen von Preispromotions auf Kauf-Feedback, Lagerhaltung und Konsum werden durch implizite Modellierung der Preiserwar-

tungen von Konsumenten berücksichtigt. Da die Entwicklung struktureller dynamischer Modelle für die in dieser Arbeit betrachteten Produktkategorien jedoch zu komplex wäre, werden gemäß den Ausführungen in Kapitel 2.4.3.2 zeitvariierende Parameter genutzt um die durch vergangene Preise, bzw. Preispromotions induzierten Dynamiken des Konsumentenverhaltens adäquat abzubilden. Eine solche Spezifikation der Parameter im Rahmen diskreter Wahlmodelle wurde bisher lediglich hinsichtlich der Markenwahl (Papatla & Krishnamurthi 1996), hinsichtlich Kaufzeitpunkt und -menge (Mela et al. 1998) oder hinsichtlich Marken- und Mengenwahl (Jedidi et al. 1999), jedoch noch nie für alle drei Wahlentscheidungen des Konsumenten gemeinsam eingesetzt. In der vorliegenden Arbeit kann daher, gemäß der dritten Zielsetzung, die unterschiedliche Höhe der Beeinflussung vergangener Preispromotions auf die Sensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenwahl studiert, sowie zum ersten Mal in der Marketing-Literatur auch verglichen werden. Somit ist es dann möglich, explizit zu untersuchen, welche der Entscheidungskomponenten am meisten von Preispromotions langfristig beeinflusst werden und wie sich diese Veränderungen auf die Effektivität von Promotionaktionen auswirken.

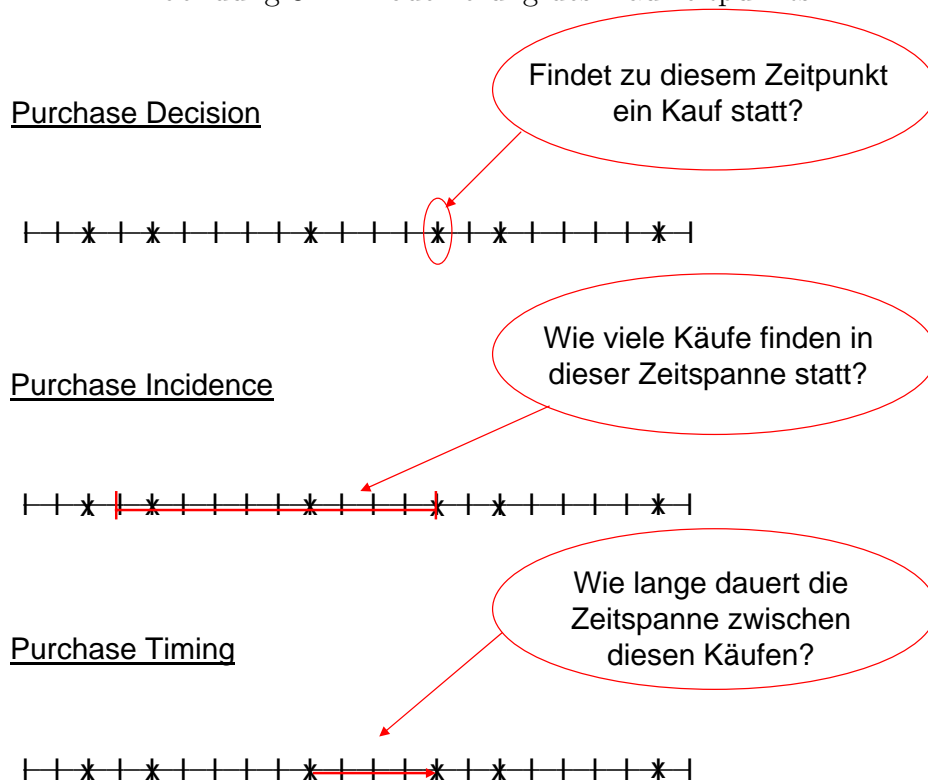
Tabelle 2.1: Vergleich der Studien von Hendel & Nevo und Erdem, Imai & Keane

Kriterium	Hendel und Nevo (2006)	Erdem et al. (2003)
Konsum	Entscheidungsvariable des Konsumenten ↪ keine Stockouts	stochastisch, exogen, unabh. von Lagerbestand ↪ Stockouts möglich
Preiserwartungen	Markov-Prozess erster Ordnung ↪ Preise einer Marke hängen nur von eigenen verzögerten Preisen der letzten Periode ab	Multivariater Prozess mit Sprüngen ↪ Preise hängen von Wettbewerbern und eigenen Preisen der letzten vier Perioden ab
Nutzen	entsteht zum Zeitpunkt des Kaufs, danach stiften alle Marken den gleichen Nutzen ↪ nur Gesamthöhe des Lagerbestands wichtig	entsteht durch Konsum, Marken stiften unterschiedlichen Nutzen ↪ qualitätsgewichteter Lagerbestand
Kosten	Lagerhaltung	Lagerhaltung, Stockout-Kosten, Fixkosten für Kauf
Konsumentenheterogenität	nur beobachtbare Heterogenität: durch Berücksichtigung von Soziodemographika	Latente Klassen
Daten	Haushaltspanel: Waschmittel	Haushaltspanel: Ketchup
Schätzung	Genesteter Algorithmus von Rust (1987)	Simulation und Interpolation von Keane und Wolpin (1994)
Ergebnisse	statische Modelle überschätzen die Effekte einer permanenten Preisänderung bei Eigenpreiselastizitäten um 30 Prozent, die Substitution einer Marke durch die Nichtkauf-Option um bis zu 300 Prozent und unterschätzen die Kreuzpreiselastizitäten	Modelle ohne Preiserwartungen überschätzen die (kurzfristigen) Eigenpreiselastizitäten um 10 Prozent, die Substitution durch einen Nichtkauf um 13 Prozent und unterschätzen Kreuzpreiselastizitäten um 50 Prozent

3 Die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

In diesem Kapitel sollen die verschiedenen Modelle, welche der Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl dienen, vorgestellt werden. Nach einer kurzen Einführung in die Grundlagen der diskreten Wahltheorie und einem Überblick über Modelle, welche nur Teile dieser drei Entscheidungen abbilden, erfolgt die Darstellung der separaten Modellierung in der Tradition von Gupta (1988). Daran anschließend findet eine Diskussion der gemeinsamen Modellierung im Rahmen des Ansatzes von Hanemann (1984) statt.

Abbildung 3.1: Modellierung des Kaufzeitpunkts



Um die im weiteren Verlauf der Arbeit folgende Darstellung der Modellierungsansätze des Kaufzeitpunkts zu vereinfachen, wird nicht zwischen den drei in der Literatur vorzufindenden unterschiedlichen Ansätzen der *Purchase Decision Modelle*, der *Purchase Incidence Modelle* und der *Purchase Timing Modelle* differenziert (Leeflang, Wittink, Wedel

& Naert 2000, S. 222). Eine graphische Darstellung dieser unterschiedlichen Modellierungsarten findet sich in Abbildung 3.1: So untersuchen Purchase Decision Modelle für feste Perioden oder Einkaufsgänge die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie, während Purchase Incidence Modelle die Anzahl der Einkäufe in der Produktkategorie innerhalb einer festen Periode zählen. Die Purchase Timing Modelle hingegen wählen als abhängige Variable die Länge des Zeitintervalls zwischen zwei Käufen in der Produktkategorie. Im Folgenden wird verallgemeinernd von der Wahl des Kaufzeitpunkts gesprochen.

3.1 Grundlagen der Modellierungen

Die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl mit Hilfe von Haushaltspaneldaten basiert auf der klassischen Annahme, dass das beobachtete Verhalten von Konsumenten das Resultat eines Entscheidungsprozesses ist, in welchem der rationale Konsument optimale Entscheidungen trifft. Diese Entscheidungen basieren auf der Maximierung einer Nutzenfunktion hinsichtlich aller verfügbaren Alternativen und unter eventueller Berücksichtigung einer Budgetrestriktion. Für die durch eine solche Nutzenfunktion implizierten Präferenzen wird angenommen, dass sie vollständig, reflexiv, transitiv und stetig sind (Aleskerov & Monjardet 2002, S. 2f). Es ist nicht möglich, ein Modell zu spezifizieren, welches die diskreten Entscheidungen der Konsumenten immer richtig vorhersagen kann (Ben-Akiva & Lerman 1985, S.3) und daher wird im Rahmen der Modellierung von solchen Wahlentscheidungen das Konzept des zufälligen Nutzens eingeführt. In diesem Konzept wird angenommen, dass der wahre Nutzen U einer Alternative i eine Zufallsvariable ist, so dass die Wahrscheinlichkeit P der Auswahl dieser Alternative aus allen verfügbaren Alternativen C gerade so groß ist wie die Wahrscheinlichkeit, dass diese Alternative den höchsten Nutzen aller Alternativen bietet (Ben-Akiva & Lerman 1985, S.3). Formal lässt sich dies durch

$$P(i|C) = Pr(U_i \geq U_j, \forall j \in C) \quad (3.1)$$

ausdrücken.

Dieses Zufallsnutzenkonzept ist weit verbreitet im Marketing und stellt insbesondere die Grundlage für viele Markenwahlmodelle dar. Verschiedene Spezifikationen des Nutzens der Alternativen führen dabei zu unterschiedlichen Modellen (z.B. Logit oder Probit), welche vielfach Verwendung bei der Untersuchung des Kaufverhaltens von Konsumenten finden (vgl. Train 2002).

Mit Blick auf die Entscheidung hinsichtlich der Mengenwahl ist zunächst festzuhalten, dass es hierbei um die Wahl zwischen diskreten Mengen handelt. Wie die meisten Konsumgüter sind auch die in der vorliegenden Arbeit untersuchten Produkte nur abgepackt erhältlich, so dass die Konsumenten sich lediglich für verschiedene Anzahlen an Packungseinheiten (z.B. drei Gläser Marmelade), nicht jedoch für eine beliebige Menge (z.B. 312gr Mehl) entscheiden können. Für die Abbildung der Wahl zwischen diskreten Mengen werden meist Modelle aus der Klasse der diskreten Regressionsmodelle verwendet. Im Gegensatz zu den Zufallsnutzenmodellen, welche auch der Klasse der diskreten Regressionsmodelle angehören, jedoch die Wahl zwischen kategorialen Variablen beschreiben, wird bei der Mengenwahl die Besonderheit, dass die Variablen nicht-kategorial sind, ausgenutzt (vgl. Maddala 1983, S. 13ff). Im Marketing finden hierfür meist das Kumulative Logitmodell (Gupta 1988) oder aber die Poisson-Regression (Bucklin et al. 1998) Anwendung. Steht der Kaufzeitpunkt im Mittelpunkt der Untersuchung, so findet sich häufig die Modellierung mittels Hazardfunktionen (Jain & Vilcassim 1991) oder auch generalisierten Gammafunktionen (Allenby, Leone & Jen 1999) wieder. Auch interdependente Modellierungen von je zwei dieser Entscheidungen finden sich in der Marketing-Literatur: so z.B. die gemeinsame Modellierung von Markenwahl und Kaufzeitpunkt durch ein Nested-Logitmodell (Silva-Risso et al. 1999), von Kaufzeitpunkt und Mengenwahl durch zwei voneinander abhängige Regressionsgleichungen (Neslin, Henderson & Quelch 1985), sowie von Marken- und Mengenwahl durch eine gemeinsame Logit-Regressionsschätzung (Krishnamurthi & Raj 1988). Eine interdependente Modellierung aller drei Entscheidungen findet sich erst bei Chiang (1991), welcher den Modellaufbau in der Tradition von Hanemann (1984) wählt. Die separate Schätzung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl gelingt hingegen bereits Gupta (1988). Dieses Modell wird im Folgenden vorgestellt. Weiterentwicklungen in der Tradition Guptas werden im Anschluss diskutiert. Das Modell von Hanemann (1984) und dessen Anwendung auf die Wahl von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl durch Chintagunta (1993) und Arora, Allenby und Ginter (1998) im Rahmen statischer Modelle schließt sich daran an. Die Verwendung des Modellansatzes von Hanemann (1984) in dynamischen Modellen wird danach im Rahmen einer ausführlicheren Diskussion erörtert.

3.2 Separate Modellierung

Im Folgenden soll die separate Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl vorgestellt werden. Das Basismodell von Gupta (1988) wird zunächst ausführlich erörtert, bevor in einem zweiten Teil die Weiterentwicklungen dieses Modells diskutiert werden.

3.2.1 Detaillierte Darstellung des Grundmodells

Gupta (1988) untersucht im Rahmen von Haushaltspaneldaten aus der Produktkategorie Kaffee die Entscheidungen der Konsumenten hinsichtlich Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl zum ersten Mal im Marketing gemeinsam in einer Studie. Der Autor verwendet dabei separate Modellierungen für jede dieser Entscheidungen, so das Multinomiale Logitmodell für die Markenwahl bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie, die Erlang2-Verteilung für den Kaufzeitpunkt und das Kumulative Logitmodell für die Mengenwahl bedingt des Kaufs einer Marke der Kategorie. Die Wahrscheinlichkeit für eine Beobachtung eines Kaufs in der Produktkategorie k von Marke j und Menge q wird gemäß der separaten Modellierung ermittelt durch

$$P(k, j, q) = P(q|j, k) * P(j|k) * P(k).$$

Die Berechnung dieser einzelnen Wahrscheinlichkeiten wird im Folgenden diskutiert.

3.2.1.1 Das Multinomiale Logitmodell zur Modellierung der Markenwahl

Zur Modellierung der Markenwahl benutzt Gupta (1988) das Multinomiale Logitmodell (MNL). Dieses Modell wurde von Theil (1969) und McFadden (1973) entwickelt, von Guadagni und Little (1983) das erste Mal zur Analyse von Scannerdaten eingesetzt und ist seitdem eines der beliebtesten Modelle zur Abbildung der Markenwahl im Marketing. Als erklärende Variablen für das Verhalten der Konsumenten verwendet er dabei Markenkonstanten, Regulär-Preise, Promotion-Preise, Feature und Display, sowie Marken- und Mengen-Loyalität, welche mittels der Spezifikation von Guadagni und Little (1983) berechnet wurden.

Mathematische Herleitung:

Wie auf Seite 42 erwähnt, basiert das MNL auf dem Zufallsnutzenkonzept. Insbesondere wird davon ausgegangen, dass der Nutzen U_i einer Alternative i sich additiv zusammensetzt aus einer deterministischen Komponente V_i und einer stochastischen Größe ε_i . Dabei stellt V den Teil des Nutzens dar, der von dem Forscher beobachtet werden kann, wohingegen ε ein Störterm ist. Durch Einsetzen in Gleichung 3.1 erhält man:

$$\begin{aligned} P(i) &= P(V_i + \varepsilon_i > V_j + \varepsilon_j, \forall j \in C, j \neq i) \\ &= P(\varepsilon_j - \varepsilon_i < V_i - V_j, \forall j \in C, j \neq i). \end{aligned} \tag{3.2}$$

In Gleichung (3.2) lässt sich leicht erkennen, dass die Auswahlwahrscheinlichkeiten skalen- und lageninvariant sind, d.h.

$$P(i) = P(\gamma V_i + \gamma \varepsilon_i + a > \gamma V_j + \gamma \varepsilon_j + a, \forall j \in C, j \neq i) \quad \forall \gamma > 0, a \in \mathbb{R}.$$

Diese Eigenschaft führt nun dazu, dass das Modell nicht identifiziert ist und daher müssen geeignete Restriktionen auferlegt werden.

Um die Wahlwahrscheinlichkeit nun explizit zu berechnen, wird die stochastische Größe mit Hilfe einer geeigneten Verteilungsannahme spezifiziert (Train 2002). Durch diese Spezifikation wird eine Skala für das Modell festgelegt, wodurch dann nur noch die Lageninvarianz das Modell nicht identifizierbar macht. Diese Problematik wird jedoch dadurch gelöst, dass der Nutzen einer Alternative auf 0 gesetzt wird.

Für das MNL Modell gilt die Annahme von unabhängig, identisch extremwertverteilten Störgrößen (Dichtefunktion $f(\varepsilon) = \exp(-\varepsilon - \exp(-\varepsilon))$). Nach Einsetzen in und Auflösen von Gleichung (3.2) resultiert nachfolgende klassische Form des MNL Modells:

$$P(i) = \frac{e^{V_i}}{\sum_j e^{V_j}}. \quad (3.3)$$

Für die deterministische Komponente V_i des Nutzens wird in der Regel Linearität in den Parametern unterstellt:

$$V_i = \beta' X_i, \quad (3.4)$$

wobei β ein Parametervektor ist, der für alle Entscheidungsträger gleich ist, und X_i eine Matrix, die sowohl bereits beobachtete marken- als auch haushaltsspezifische Variablen enthalten kann. Leicht lässt sich verifizieren, dass die logische Konsistenz der Wahlwahrscheinlichkeiten gegeben ist, d.h. die Wahlwahrscheinlichkeiten liegen zwischen 0 und 1 und summieren sich zu 1. Des Weiteren ist das Verhältnis zwischen dem Nutzen und der Wahlwahrscheinlichkeit s-förmig. Kleine Veränderungen bei sehr schwachen oder auch sehr starken Alternativen haben demnach nur einen geringen Einfluss auf die betreffende Wahlwahrscheinlichkeit.

Schwächen des Multinomialen Logitmodells

Das oben dargestellte MNL Modell ist mit einigen Annahmen verbunden, die den Interpretations- und Anwendungsbereich des Modells zum Teil erheblich einschränken. Die wesentlichen, einschränkenden Implikationen des MNL Modells sind:

Unberücksichtigte Konsumentenheterogenität Das MNL Modell kann systematische Variationen in den Präferenzen modellieren, d.h. Präferenzen, die auf beobachtbaren Charak-

teristiken der Entscheidungsträger beruhen. So können Soziodemographika mit den Attributen der einzelnen Alternativen interagiert und in die Nutzenfunktion mit aufgenommen werden. Nicht berücksichtigt wird hingegen unbeobachtbare Konsumentenheterogenität, d.h. Unterschiede in den Präferenzen, welche sich nicht durch beobachtbare Variablen erklären lassen. Existiert diese jedoch und wird nicht in das Modell mit einbezogen, so führt dies zu verzerrten Parametern (Gönül & Srinivasan 1993), die nur unzureichende Schlussfolgerungen zulassen.

Restriktive Substitutionsmuster Das MNL Modell impliziert proportionale Substitutionsmuster, für flexiblere Substitutionsbeziehungen werden andere Modelle benötigt. So manifestiert sich diese Proportionalität in restringierten Verhältnissen der einzelnen Wahlwahrscheinlichkeiten und in Einschränkungen bei den Kreuzelastizitäten. Das durch das MNL Modell implizierte Substitutionsmuster ist auch unter dem Namen IIA = Independence from Irrelevant Alternatives bekannt. Es besagt, dass das Verhältnis der Wahrscheinlichkeiten zweier Alternativen i und k unabhängig von der Existenz und der Ausprägung der Eigenschaften einer dritten Alternativen ist, da im MNL Modell gilt:

$$\begin{aligned}\frac{P(i)}{P(k)} &= \frac{e^{V_i} / \sum_j e^{V_j}}{e^{V_k} / \sum_j e^{V_j}} \\ &= \frac{e^{V_i}}{e^{V_k}} = e^{V_i - V_k}.\end{aligned}$$

Diese Annahme ist besonders dann kritisch, wenn eine der beiden Alternativen der dritten besonders ähnlich ist und somit eher die Vermutung nahe legt, dass diese Alternative entsprechend mehr durch die Existenz der dritten beeinflusst wird als die andere (vergleiche hierzu auch das bekannte Red Bus / Blue Bus Beispiel z. B. in Train (2002)). Mögliche Ursachen einer Verletzung der IIA-Annahme können eine hohe Korrelation zwischen den Störtermen (z.B. durch nicht berücksichtigte exogene Variablen), eine nicht homogene Alternativenmenge oder nicht berücksichtigte Konsumentenheterogenität sein (siehe Urban 1993).

Unberücksichtbare Panelstruktur Bei der Untersuchung von Haushaltspaneldaten stehen dem Forscher fast immer mehrere Beobachtungen pro Individuum zur Verfügung. Sind die unbeobachtbaren Faktoren, die diese Individuen in ihren Entscheidungen beeinflussen unabhängig über die Zeit, so kann das MNL Modell angewendet werden. Ebenso können im MNL Modell alle beobachtbaren Dynamiken, die den Kaufprozess beeinflussen, mit aufgenommen werden. Existieren jedoch unbeobachtbare, dynamische Einflussfaktoren auf das Kaufverhalten, so ist auf Grund der iid (independent identically distributed = unabhängig, identisch verteilt) Annahme der Störterme die Schätzung des MNL Modells nicht

mehr unverzerrt. Die gleiche Gewichtung von Beobachtungen verschiedener Individuen zu verschiedenen Zeitpunkten ist also ein weiterer kritischer Aspekt des Modells.

3.2.1.2 Die Modellierung des Kaufzeitpunkts mittels der Erlang2-Verteilung

Da Gupta (1988) lediglich Informationen über die Kaufakte der Konsumenten besitzt, in denen diese in der Produktkategorie kauften, können per se keine Aussagen über die Determinanten von Nichtkäufen getroffen werden. Der Autor bedient sich daher eines Hilfskonstrukts, in welchem er annimmt, dass der Haushalt jede Woche einkaufen geht und dementsprechend die Möglichkeit besitzt, Produkte der untersuchten Kategorie zu erwerben.

Zur Modellierung der Zeit zwischen den einzelnen Kaufakten in der Produktkategorie verwendet Gupta (1988) die Erlang2-Verteilung, welche bereits vorher u.a. von Jeuland, Bass und Wright (1980) benutzt wurde. Die Dichtefunktion dieser Verteilung für eine betrachtete Woche w ist gegeben durch

$$f_w(t) = \lambda_w^2 t \exp(-\lambda_w t)$$

mit

$$\lambda_w = \exp(\gamma' Y_w).$$

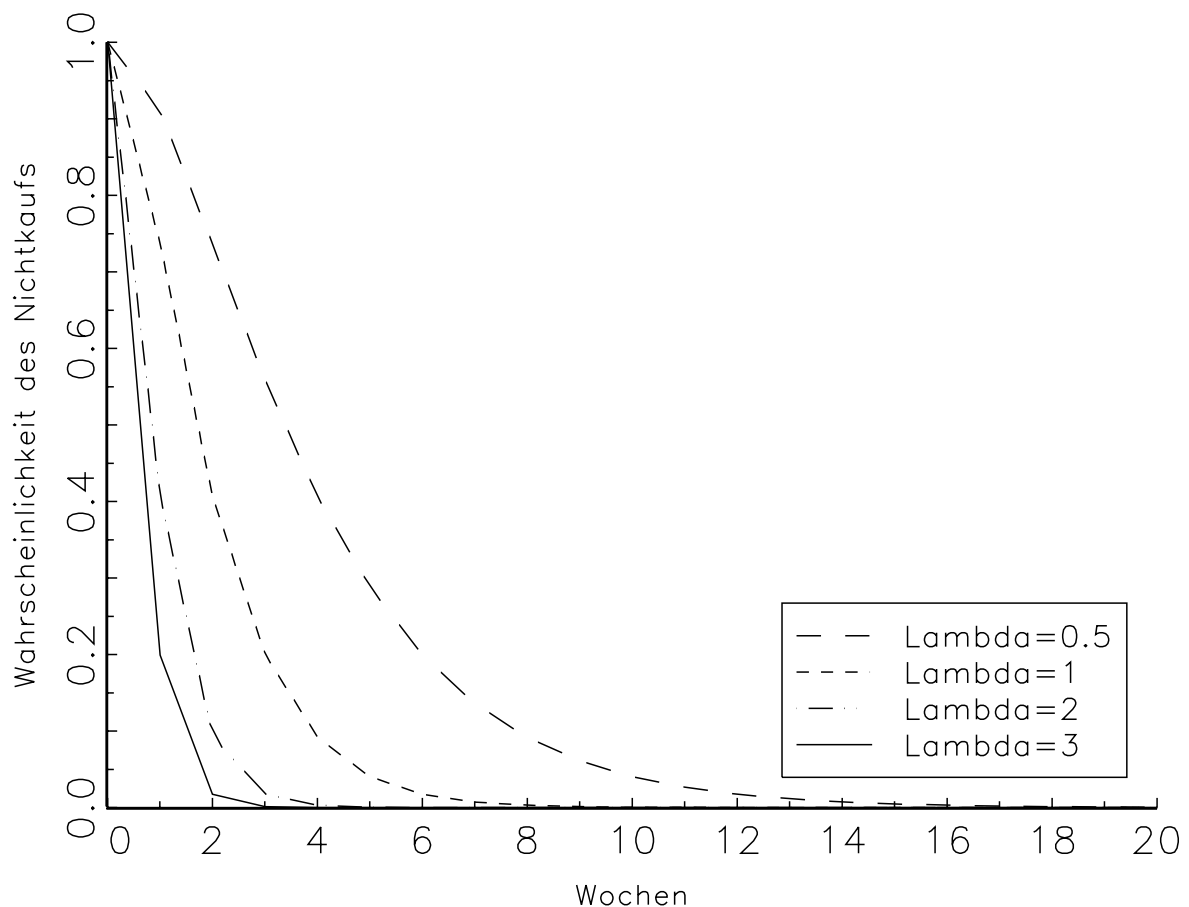
Dabei ist γ ein zu schätzender Parameter und Y_w stellen die den Kauf erklärende Variablen dar. Gupta (1988) wählt als erklärende Variablen für den Kaufzeitpunkt die durchschnittliche Zwischenkaufszeit des Haushalts, dessen geschätzten Lagerbestand, sowie gewichtete, kategoriespezifische Promotion-, Feature-, Display- und Preis-Angaben.

Die obige Dichtefunktion gibt nun an, wie groß in der Woche w die Wahrscheinlichkeit eines Kaufes in der Produktkategorie in der $t + w$ -ten Woche ist. Die Survivorfunktion, welche die Wahrscheinlichkeit angibt, dass zu diesem Zeitpunkt kein Kauf eintritt, ergibt sich dementsprechend durch folgende Gleichung:

$$S_w(t) = (1 + \lambda_w t) \exp(-\lambda_w t).$$

In Abbildung 3.2 finden sich die Verläufe dieser Funktion unter unterschiedlichen Spezifikationen der λ_w . Sie liest sich wie folgt: Die Wahrscheinlichkeit, dass innerhalb der nächsten x Wochen (horizontale Achse) kein Kauf auftritt, beträgt y (vertikale Achse). Deutlich erkennbar ist dabei, dass für jede Spezifikation die Wahrscheinlichkeit für einen erneuten

Abbildung 3.2: Die Survivorfunktion unter verschiedenen Spezifikationen



Kauf mit der Zeit steigt. Der Mittelwert der Erlang2 Dichtefunktion, welcher die durchschnittliche Zeit bis zum nächsten Kauf angibt, ist dabei gleich $2/\lambda_w = 2/\exp(\gamma'Y_w)$.

3.2.1.3 Das Kumulative Logitmodell zur Erklärung der Mengenwahl

Da Gupta (1988) Käufe in der Produktkategorie Kaffee untersucht und in dieser Kategorie lediglich die Wahl zwischen verschiedenen diskreten Mengen möglich ist, ist das übliche Regressionsmodell zur Erklärung der Mengenwahl ungeeignet. So zeigen McKelvey und Zavoina (1975), dass verzerrte Parameterschätzer resultieren, wenn diskrete Variablen wie stetige behandelt werden. Gupta verwendet daher das Kumulative Logitmodell (auch geordnete Regression genannt), welches im Folgenden kurz dargestellt werden soll.

Sei Q die beobachtete Anzahl der gewählten Menge mit den möglichen Ausprägungen $k = 1, \dots, K$ und sei V die der Entscheidung unterliegende latente Variable. Es wird angenommen, dass sich diese latente Variable darstellen lässt als Linearkombination

$$V = \delta'Z + \varepsilon$$

mit δ als zu schätzendem Parameter, Z als exogenen, die Mengenwahl beeinflussenden Variablen, und ε als unbeobachtbaren Störterm. Gupta (1988) wählt hierfür die durchschnittlich gekaufte Menge, den geschätzten Lagerbestand, die Zeit seit dem letzten Kauf in der Kategorie, die Haushaltsgröße sowie Preis-, Promotion, Display- und Feature-Angaben.

Für die gewählte Menge Q gilt dann

$$\begin{aligned} Q &= k, \text{ für } \theta_{k-1} < V < \theta_k \\ Q &\leq k, \text{ für } V \leq \theta_k \end{aligned}$$

mit θ_k als unbekanntem Schwellenwert, für die

$$-\infty = \theta_0 < \theta_1 \leq \theta_2 \leq \dots \leq \theta_{K-1} \leq \theta_K = \infty$$

gilt. Es ergibt sich damit folgende Gleichung:

$$\begin{aligned} P(Q \leq k) &= P(V \leq \theta_k) \\ &= P(\delta'Z + \varepsilon \leq \theta_k) \\ &= P(\varepsilon \leq \theta_k - \delta'Z.) \end{aligned}$$

Wird nun für die Störterme ε als Dichtefunktion die Extremwertverteilung angenommen, so folgt

$$P(Q \leq k) = \frac{\exp(\theta_k - \delta'Z)}{1 + \exp(\theta_k - \delta'Z)}.$$

Somit gilt für die Wahrscheinlichkeit, dass k Mengen gewählt werden

$$P(Q = k) = P(Q \leq k) - P(Q \leq k - 1).$$

Das Kumulative Logitmodell stellt sich somit als ein sehr flexibles Modell zur Abbildung der Mengenwahl dar. Diese Flexibilität kommt jedoch auf Kosten der recht hohen Anzahl an Parameter: So muss für jede wählbare Menge ein zusätzlicher Schwellenwert berechnet werden, was bei einer großen Anzahl an unterschiedlichen Mengen schnell unpraktikabel wird. Eine Möglichkeit diese hohe Anzahl an Parametern zu umgehen, wird in den Weiterentwicklungen im Rahmen der separaten Modellierung und hier insbesondere bei der Diskussion des Poisson-Modells (Kapitel 3.2.2.2) beschrieben.

3.2.2 Weiterentwicklungen im Rahmen der separaten Modellierung

Die separate Modellierung in der Tradition von Gupta (1988) wurde in den letzten Jahren immer wieder zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl herangezogen. Durch die Kombination verschiedener Modellierungen der einzelnen Wahlen entstand so eine Vielzahl an unterschiedlichen Modellen. An dieser Stelle sollen die gebräuchlichsten, und später in der eigenen Studie verwendeten Modelle vorgestellt werden. Während Gupta in seinem Modell homogene Präferenzen der Haushalte unterstellte, wurde diese Restriktion in den Weiterentwicklungen meist gelockert und stattdessen segmentspezifische Parameter mittels des Latent Class Ansatzes berücksichtigt (vgl. Bucklin et al. 1998). Selten finden sich Annahmen über eine stetige Verteilung der Präferenzen in der Bevölkerung. In den wenigen Arbeiten, in denen eine solche stetige Verteilung Berücksichtigung findet (z.B. Ailawadi et al. 2005), wird die Simulated Maximum Likelihood Methode verwendet. Diese erlaubt im Gegensatz zur in dieser Arbeit verwendeten bayes'schen Schätzung jedoch keine direkte Berechnung der individuellen Parameter, sondern nur a-posteriori-Berechnungen derselben. Im Folgenden wird für eine einfachere Lesbarkeit auf die Benennung individueller Parameter verzichtet. In Tabelle 3.1 (S. 70) findet sich jedoch eine Auflistung der Autoren mit denen von ihnen gewählten Spezifikationen.

3.2.2.1 Modellierung von Kaufzeitpunkt und Markenwahl mittels des Nested-Logitmodells

Statt einer getrennten Modellierung von Markenwahl und Kaufzeitpunkt wie Gupta (1988) sie verwendet, findet sich in der Marketing-Literatur der letzten Jahre gehäuft eine gemeinsame Modellierung dieser beiden Wahlentscheidungen im Rahmen eines *Nested-Logitmodells* wieder (vgl. Bucklin et al. 1998). In diesem Modell wird die Annahme getroffen, dass die Kaufentscheidung und die Markenwahl sequentiell ablaufen, d.h. zuerst wird über den Kauf entschieden und dann über die Wahl einer Marke aus allen Alternativen. Es entsteht somit ein Entscheidungsbaum, dessen erste Astgabelung die Entscheidung zwischen Kauf und Nichtkauf darstellt und dessen zweite Astgabelungen die Wahl zwischen den verschiedenen Marken repräsentiert.

Seien nun k_1 und k_2 die Alternativen auf der ersten Ebene und j_1, j_2, \dots, j_J die auf der zweiten Ebene. Es entsteht damit für den Konsumenten die folgende Menge zweidimensionaler Wahlalternativen:

$$\{(k_1, j_1), \dots, (k_1, j_J), (k_2, j_1), \dots, (k_2, j_J)\}$$

Das Nested-Logitmodell zeichnet sich dadurch aus, dass die Alternativen disjunkten Teilmengen (sog. Nester) zugeordnet werden können, für welche die folgenden Bedingungen gelten: (1) Für je zwei Alternativen aus der gleichen Teilmenge ist das Verhältnis der Wahlwahrscheinlichkeiten dieser Alternativen unabhängig von den Eigenschaften oder der Existenz anderer Alternativen, d.h. die IIA-Annahme gilt in jedem Nest. (2) Für zwei Alternativen aus unterschiedlichen Teilmengen kann dieses Verhältnis abhängig sein von den Eigenschaften anderer Alternativen aus diesen Nestern. Die IIA-Annahme muss hier also nicht gelten (Train 2002, S. 88f). Diese Nester können dann wieder in weitere Teilmengen aufgespalten werden, so dass man hier von verschiedenen Nestebenen spricht. In dem Fall von Kaufzeitpunkt und Markenwahl wäre also die erste Ebene die Wahl zwischen Kauf und Nichtkauf, während auf der zweiten Ebene zwischen den verschiedenen Marken bedingt eines Kaufs gewählt wird (Guadagni & Little 1998).

Sei U_{kj} der Nutzen, der aus der sequentiellen Wahl (k, j) von Kategorie und Marke resultiert, so kann dieser dargestellt werden durch

$$U_{kj} = V_k + V_j + V_{kj} + \varepsilon_k + \varepsilon_j + \varepsilon_{kj} \quad (3.5)$$

mit deterministischen Nutzen V und Störtermen ε , welche entweder kategorie- oder markenspezifisch oder aber beides sind. Gemäß den oben diskutierten Bedingungen des Nested-Logitmodells wird nun angenommen, dass für die Varianz der markenspezifischen Störgrößen $Var(\varepsilon_j) = 0$ gilt und dass somit ε_j in Gleichung (3.5) vernachlässigt werden kann (Ben-Akiva & Lerman 1985, S. 286f). Des Weiteren gilt, dass ε_k und ε_{kj} für alle k und j unabhängig, und zudem die ε_{kj} identisch extremwertverteilt sind. Es wird außerdem angenommen, dass die ε_k derart verteilt sind, dass die $\max_j U_{kj}$ ebenfalls extremwertverteilt sind mit Skalenparameter μ . Ben-Akiva und Lerman (1985, S. 287f) zeigen, dass sich unter diesen Bedingungen die Wahrscheinlichkeit für die Wahl einer Marke bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie darstellen lässt als

$$P(j|k) = \frac{\exp(V_{kj} + V_j)}{\sum_i \exp(V_{ki} + V_i)}. \quad (3.6)$$

Die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der Produktkategorie ist

$$P(k) = \frac{\exp(\mu V_k + \mu V'_k)}{1 + \exp(\mu V_k + \mu V'_k)} \quad (3.7)$$

mit

$$V'_k = \ln \sum_i \exp(V_i + V_{ki}) \quad (3.8)$$

als Attraktivität der Produktkategorie (Guadagni & Little 1998).

Diese sequentielle Modellierung von Kaufzeitpunkt und Markenwahl mittels eines Nested-Logitmodells ist inzwischen die am häufigsten benutzte und findet sich beispielsweise wieder in den Arbeiten von Ailawadi et al. (2005), Chang et al. (1999) oder Silva-Risso et al. (1999). Der Vorteil des Nested-Logitmodells gegenüber der Spezifikation von Gupta (1988) ist, dass im ersteren zumindest die Entscheidungen von Kaufzeitpunkt und Markenwahl interdependent modelliert werden können. Somit wird berücksichtigt, dass diese beiden Entscheidungen sich gegenseitig beeinflussen und die Störterme bei zwei separaten Modellierungen dementsprechend hoch korreliert sein können.

3.2.2.2 Das trunkierte Poisson-Modell zur Beschreibung der Mengenwahl

Statt wie Gupta (1988) ein Kumulatives Logitmodell zur Modellierung der Mengenwahl zu benutzen, verwenden viele Autoren in ihren Studien das *trunkierte Poisson-Modell* (z.B. Bucklin et al. 1998; Ailawadi & Neslin 1998). Das trunkierte Poisson-Modell eignet sich zur Beschreibung von Zufallsvariablen X , welche ausschließlich ganzzahlige, positive Werte annehmen können ($X = 1, 2, \dots$), und daher insbesondere für die Modellierung der Mengenwahl bedingt eines Kaufes in der Produktkategorie. Die Besonderheit des Poisson-Modells im Gegensatz zum Kumulativen Logitmodell, wie es von Gupta verwendet wurde, liegt nun darin, dass durch die unterliegende Poisson-Verteilung bereits eine Struktur für die Mengenwahl vorgegeben wird. Diese Verteilung führt dazu, dass sehr viel weniger Parameter zur Identifikation benötigt werden, als dies im Kumulativen Logitmodell der Fall ist.

Die Poisson-Verteilung ist nun definiert durch

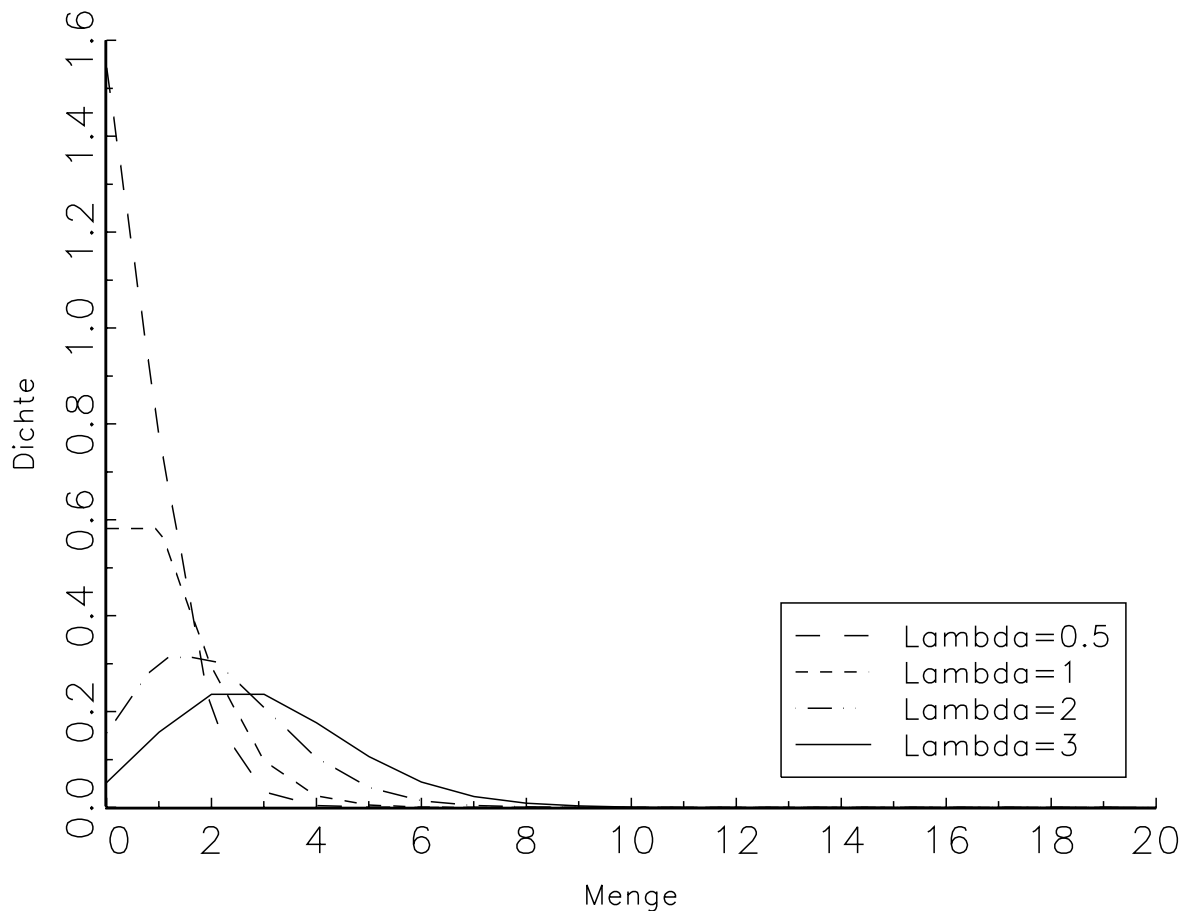
$$P(q) = \begin{cases} \frac{\lambda^q}{\exp(\lambda)q!} & \text{für } q = 0, 1, 2, \dots \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

mit $\lambda > 0$ als Skalierungsparameter (Hays 1994, S. 152ff). Da in der Poisson-Verteilung die Zufallsvariable auch den Wert 0 annehmen kann, muss für die trunkierte Poisson-Verteilung die Wahrscheinlichkeit berechnet werden, bedingt, dass die Ausprägung größer 0 ist:

$$P(q|q > 0) = \frac{P(q)}{P(q > 0)} = \frac{\lambda^q}{(\exp(\lambda) - 1)q!}.$$

Der Verlauf der Poisson-Verteilung für verschiedene Werte von λ findet sich in Abbildung 3.3. Zu beachten ist bei dieser Abbildung, dass die Poisson-Verteilung eine diskrete Ver-

Abbildung 3.3: Die Dichtefunktion der trunkierten Poisson-Verteilung



teilung ist, dies jedoch in diesem vergleichenden Schaubild aus Gründen der Lesbarkeit unberücksichtigt bleibt.

In Mengewahlmodellen wird der Skalierungsparameter λ oft exponential abhängig von erklärenden Variablen Z modelliert:

$$\lambda = \exp(\gamma'Z).$$

Dabei sind γ zu schätzende Parameter und Z Exogene, wie Lagerbestand, Preise oder Promotionvariablen (vgl. Bucklin et al. 1998).

3.3 Gemeinsame Modellierung

Während bei Gupta (1988) jede der drei Wahlentscheidungen einzeln modelliert wurde, stellt Hanemann (1984) ein Modell auf, in welchem eine gemeinsame Nutzenfunktion Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl erklären soll. Diese Nutzenfunktion basiert auf

der Kritik von Lancaster (1966) an den traditionellen *neoklassischen Nachfragemodel- len* der mikroökonomischen Haushaltstheorie, in welcher der Entscheidungsträger eine Mengenkombination von Produkten anhand einer Nutzenfunktion unter der Nebenbedingung eines beschränkten Budgets bewertet und dann die Mengenkombination (und damit auch möglicherweise keine Menge) von Produkten wählt, welche ihm unter Berücksichtigung des beschränkten Budgets den größten Nutzen stiftet. Lancaster (1966) verwirft diese ganzheitliche Bewertung der Produkte und weist darauf hin, dass Produkte sich aus unterschiedlichen Eigenschaften zusammensetzen, welche erst einen Nutzen für den Konsumenten erbringen. Gemäß dieser Betrachtungsweise der „*neuen Mikroökonomie*“ stellt Lancaster dann eine Nutzenfunktion für die Wahl von Marke und Menge auf, welche zum einen auf den einzelnen Attributen der einzelnen Alternativen basiert, die zum anderen jedoch auch nur unter der Nebenbedingung eines beschränkten Budgets Gültigkeit besitzt. Diese Nutzenfunktion stellt den Ausgangspunkt des Modells von Hanemann (1984) dar.

3.3.1 Die statische Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Die Basis des theoretischen Modells von Hanemann (1984) ist die Beobachtung, dass im Konsumentenverhalten sowohl diskrete (Markenwahl) als auch stetige (Mengenwahl) Wahlentscheidungen getroffen werden und dass diese gegenseitig voneinander abhängig sind. Hanemann (1984) postuliert daher, dass diese Entscheidungen in einem gemeinsamen Modell betrachtet werden müssen und entwickelt deshalb auf theoretischer Basis ein Modell, welches im Marketing erst von Chiang (1991) auf Haushaltspaneldaten angewendet wird. Weiterentwicklungen des Modells unter besonderer Berücksichtigung der Heterogenität der Konsumenten finden sich bei Chintagunta (1993) und Arora et al. (1998). Im Folgenden sollen die Modelle dieser beiden Studien detailliert diskutiert werden. Der Artikel von Chintagunta (1993) wurde dabei auf Grund seiner Popularität im Marketing ausgesucht, das Modell von Arora et al. (1998) wurde hingegen gewählt, da es als einziges die Mengenwahl diskret modelliert.

3.3.1.1 Das Modell von Chintagunta

Sei J die Anzahl der verschiedenen Marken, Q_j die gewählte Menge einer Marke j und ψ_j die wahrgenommene Qualität dieser Marke, welche von erklärenden markenspezifischen Variablen X_j und Störtermen ε_j abhängt. Sei ferner Z ein Outside Good und $U = U(\psi, Q, Z)$ der Nutzen, der aus einem Kauf resultiert (mit $Q = (Q_1, \dots, Q_J)$,

$\psi = (\psi_1, \dots, \psi_J)$. Es wird nun angenommen, dass das Outside Good immer gewählt wird. Des Weiteren sei der Nutzen durch eine bivariate Nutzenfunktion in folgender Form darstellbar:

$$U = U\left(\sum_j \psi_j(X_j, \varepsilon_j)Q_j, Z\right). \quad (3.9)$$

Diese Gleichung impliziert durch die Linearität der Indifferenzkurven, dass die Produkte perfekte Substitute sind und somit vollkommen durcheinander ersetzt werden können. Das Ziel des Konsumenten ist es nun, diesen Nutzen unter seiner Budgetrestriktion zu maximieren. Die Budgetrestriktion ist dabei definiert durch

$$\sum_j P_j Q_j + Z = M \quad (3.10)$$

mit

$$Q_j, Z \geq 0 \quad (3.11)$$

wobei P_j der Preis der Marke j und M das Budget darstellt. Der Preis des Outside Goods wird auf 1 gesetzt. Es wird dabei angenommen, dass die Preise der Marken lediglich durch die Budgetrestriktion Einfluss auf das Wahlverhalten haben, jedoch nicht in die erklärenden, markenspezifischen Variablen X_j mit einfließen. Aus Gleichungen (3.9), (3.10) und (3.11) sowie aus der Bedingung der Wahl einer positiven Menge des Outside Good resultieren dann ausschließlich Ecklösungen für das Maximierungsproblem.

Sei nun R der Reservationspreis der Produktkategorie, so folgt aus den FOCs (siehe Hanemann 1984, S. 548)

$$Q_j = 0 \Leftrightarrow R < \frac{P_j}{\psi_j}$$

und

$$Q_j > 0 \Leftrightarrow R > \frac{P_j}{\psi_j} \text{ und } \frac{P_j}{\psi_j} \leq \frac{P_k}{\psi_k} \forall k.$$

Es findet also nur ein Kauf in der Produktkategorie statt, wenn der Reservationspreis von dem qualitätsgewichteten Preis einer Marke unterschritten wird. Ferner wird eine Marke nur dann gewählt, wenn ihr qualitätsgewichteter Preis unterhalb des Reservationspreises und unterhalb aller anderen qualitätsgewichteten Preise liegt, d.h. wenn der Konsument dieses Produkt als das für ihn im Preis-Leistungsverhältnis günstigste empfindet.

Chintagunta (1993) verwendet die von Hanemann (1984) vorgeschlagene, folgende Formulierung für die wahrgenommene Qualität der Produkte:

$$\psi_j = \exp(\beta' X_j + \varepsilon_j)$$

mit zu schätzenden Parametern β und Störtermen ε_j . Wie auch im MNL Modell wird nun für die Störgrößen angenommen, dass sie extremwertverteilt $\varepsilon \sim EV(0, 1)$ sind. Es ergibt sich dann folgende Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf (siehe Anhang B):

$$\begin{aligned} P(\text{Nichtkauf}) &= P(R < \frac{P_j}{\psi_j}, \forall j) \\ &= \exp(-R \sum_j \exp(\beta' X_j - \ln(P_j))). \end{aligned} \quad (3.12)$$

Die Wahrscheinlichkeit für den Kauf einer Marke j bedingt eines Kaufs (d.h. bedingt $\frac{P_j}{\psi_j} < R$) reduziert sich entsprechend zur einfachen Logit-Wahlwahrscheinlichkeit

$$P(j|\text{Kauf}) = \frac{\exp(\beta' X_j - \ln(P_j))}{\sum_k \exp(\beta' X_k - \ln(P_k))}. \quad (3.13)$$

Bedingt eines Kaufs hat der Reservationspreis also keinen weiteren Einfluss auf die Markenwahl. Des Weiteren kürzen sich in Gleichung (3.13) die erklärenden Variablen heraus, die über alle Marken konstant sind (z.B. Lagerbestand in der Produktkategorie, Soziodemographika des Haushalts), übrig bleiben demnach nur noch die markenspezifischen Exogenen.

Ein direkter Weg um die Menge zu bestimmen, wäre die Auflösung der FOCs von Gleichungen (3.9) bis (3.11) nach der optimalen Menge. Da dies jedoch bei komplexeren Nutzenfunktionen nicht möglich ist, benutzt Chintagunta (1993) die Roy-Identität (vgl. Varian 1984, S.126), welche die der direkten Nutzenfunktion zugeordnete indirekte Nutzenfunktion \tilde{U} verwendet. Gemäß der Roy-Identität gilt für die optimale Menge Q_j :

$$Q_j = -\frac{\partial \tilde{U}}{\partial P_j} / \frac{\partial \tilde{U}}{\partial M}.$$

In Anlehnung an Hanemann (1984, S. 551) wählt Chintagunta (1993) für die Spezifikation der indirekten Nutzenfunktion folgende Form:

$$\tilde{U} \left(\frac{P_j}{\psi_j}, M \right) = \left(M + \theta_1 \frac{P_j}{\psi_j} + \theta_2 \right) \left(\frac{P_j}{\psi_j} \right)^{-\eta}$$

mit η , θ_1 und θ_2 als zu schätzende Parameter und mit $0 < \eta < 1$. Es folgt, dass für den Erwartungswert der optimalen Menge

$$E(Q_j) = \frac{\eta\theta_2 + \eta M}{P_j} - \frac{(1 - \eta)\theta_1}{\sum_k \exp(\beta' X_k - \ln(P_k))}$$

gilt (Chintagunta 1993). Der Parameter η gibt demnach die Sensitivität der Mengenwahl in Abhängigkeit von dem Gesamtbudget an, während θ_2 gegeben η die durchschnittlichen Ausgaben in der Produktkategorie mitbestimmt. Der Einfluss der Marketing-Mix Variablen wird durch θ_1 bestimmt.

Eine wichtige Eigenschaft des Modells von Chintagunta (1993) ist, dass der Preis lediglich durch die Budgetrestriktion Einfluss auf die Wahl von Kaufzeitpunkt, Marke und Menge hat. Damit bestimmt er nicht die Wahrnehmung des Produkts, sondern stellt lediglich eine Nebenbedingung für den Kauf dar. Da der Skalenparameter der extremwertverteilten Störgrößen ε auf 1 restringiert ist, kann in dem Modell von Chintagunta außerdem nur ein Preisparameter von 1 berücksichtigt werden (vgl. Gleichung (3.13)). Ein weiterer Nachteil des Modells ist, dass die Mengenwahl nicht notwendig diskret ist, sondern stetig modelliert wird. Somit kann zum einen das Konsumentenverhalten bei dieser Wahl nicht direkt vorhergesagt werden, zum anderen besteht jedoch auch hier die Gefahr, dass die Parameterschätzer verzerrt sind, da fälschlicherweise diskrete Endogene als stetig spezifiziert werden.

3.3.1.2 Das Modell von Arora, Allenby und Ginter

Auf Grund der Nachteile des Modells von Chintagunta (1993) formulieren Arora et al. (1998) das Modell von Hanemann (1984) derart um, dass sowohl diskrete Mengenwahlen als auch flexible Preisparameter möglich werden. Auch Arora et al. (1998) gehen dabei von einer bivariaten Nutzenfunktion gemäß Gleichung (3.9) sowie den Restriktionen (3.10) und (3.11) hinsichtlich der Nicht-Negativität der Mengen Q_j und der Einhaltung des Budgets Y aus. Ebenso folgen sie der Spezifikation hinsichtlich der wahrgenommenen Qualität der Produkte

$$\psi_j = \exp(\beta' X_j + \varepsilon_j),$$

gehen hier aber davon aus, dass die Störterme extremwertverteilt sind mit Skalenparameter $\mu > 0$ statt $\mu = 1$ wie bei Chintagunta. Dementsprechend ergibt sich für die Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs in der Produktkategorie

$$\begin{aligned} P(\text{Nichtkauf}) &= P(R < P_j/\psi_j \forall j = 1, \dots, J) \\ &= \exp\left(-R^{1/\mu} \sum_j e^{(\beta' X_j - \ln(P_j))/\mu}\right) \end{aligned} \quad (3.14)$$

und für den Kauf einer Marke j bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie

$$P(j|\text{Kauf}) = \frac{\exp\left(\frac{\beta' X_j - \ln(P_j)}{\mu}\right)}{\sum_k \exp\left(\frac{\beta' X_k - \ln(P_k)}{\mu}\right)}. \quad (3.15)$$

Der Parameter $1/\mu$ kann somit als Preissensitivität interpretiert werden und ist gemäß obiger Gleichungen nicht a-priori festgelegt. Durch Annahme einer translog Spezifikation der bivariaten Nutzenfunktion erhalten die Autoren anteilige Ausgaben für Marke j der Form (für eine detaillierte Herleitung siehe Anhang C):

$$s_j = \frac{P_j Q_j}{M} = \lambda_0 + \lambda_1 \ln(\psi_j/P_j) + \lambda_2 \ln(\psi_{J+1}/P_{J+1}), \quad (3.16)$$

wobei ψ_{J+1} die wahrgenommene Qualität und P_{J+1} der Preis des Outside Goods ist. Da sowohl diese als auch das Budget M nicht bekannt sind, verwenden Arora et al. (1998) eine reduzierte Form von Gleichung (3.16):

$$P_j Q_j = \alpha + \gamma \ln(\psi_j/P_j) \quad (3.17)$$

mit $\alpha = \lambda_0 + \lambda_2 M \ln(\psi_{J+1}/P_{J+1})$ und $\gamma = \lambda_1 M$ ($\gamma > 0$). Nach Umformung ergibt sich

$$\ln \frac{\psi_j}{P_j} = \frac{P_j Q_j - \alpha}{\gamma}. \quad (3.18)$$

Mit (3.18) erhält man nun eine Formel für den Reservationswert. Es gilt nun $Q_j = 0$ genau dann, wenn $\ln(\psi_j/P_j) < -\alpha/\gamma$, und daher folgt

$$R = \exp(\alpha/\gamma).$$

Da in den meisten Produktkategorien lediglich die Wahl von diskreten Mengen möglich ist, folgern Arora et al. (1998) aus Gleichung (3.18), dass $Q_j = q$ gilt, wenn

$$\frac{(q - 0.5)P_j - \alpha}{\gamma} < \ln\left(\frac{\psi_j}{P_j}\right) \leq \frac{(q + 0.5)P_j - \alpha}{\gamma}. \quad (3.19)$$

Um nun die gemeinsame Wahl von Marke und Menge zu modellieren, wird die Verteilung von $\ln(\psi_j/P_j)$ aus Gleichung (3.19) benutzt. Durch Umschreiben dieser Gleichung ergibt sich folgende Formulierung:

$$\frac{(q - 0.5)P_j}{\gamma} < \ln\left(\frac{\psi_j}{P_j}\right) + \frac{\alpha}{\gamma} \leq \frac{(q + 0.5)P_j}{\gamma}, \quad (3.20)$$

Sei $V_j := \beta'X_j - \ln(P_j)$, so entspricht der Term in der Mitte von Gleichung (3.20) gerade $V_j + \alpha/\gamma + \varepsilon_{j|A_j}$, wobei A_j definiert ist durch

$$A_j = \{\varepsilon|V_j + \varepsilon_j \geq V_k + \varepsilon_k \forall k = 1, \dots, J\}. \quad (3.21)$$

Bedingt der Wahl einer Marke j ist der Störterm ε also in der Menge A_j enthalten.

Nach Hanemann (1984) ist die bedingte Verteilung von ε_j , gegeben, dass $\varepsilon \in A_j$ gilt, ebenfalls die Extremwertverteilung $EV(\mu, \mu \ln(1/P(j)))$, welche nun zwar den gleichen Skalierungsparameter jedoch einen verschobenen Lageparameter besitzt. Somit ist der mittlere Term in Gleichung (3.20) $EV(\mu, V_j + \alpha/\gamma + \mu \ln(1/P(j)))$ verteilt. Es folgt für die Wahrscheinlichkeit der Wahl von q Mengen bedingt des Kaufs von Marke j :

$$P(q|j) = F\left(\frac{(q + 0.5)P_j}{\gamma}\right) - F\left(\frac{(q - 0.5)P_j}{\gamma}\right) \quad (3.22)$$

mit $F(\cdot)$ als kumulative Dichtefunktion der Extremwertverteilung mit Skalenparameter μ und Lageparameter $V_j + \alpha/\gamma + \mu \ln(1/P(j))$.

3.3.2 Dynamische Weiterentwicklung der interdependenten Modellierung

Während in den bisher diskutierten Modellen davon ausgegangen wurde, dass die Konsumenten bei der Beurteilung der einzelnen Alternativen nur den Nutzen betrachten, den diese aktuell stiften, soll im Folgenden eine weitere Facette des Wahlverhaltens von

Konsumenten diskutiert werden. So zeigt sich in einigen Kategorien, dass die Entscheidungsträger bei ihrer Evaluation der Alternativen zusätzlich zu dem aktuellen Nutzen auch Betrachtungen über zukünftige Kauf- und Konsumsituationen anstellen (vgl. Kapitel 2.4). So führt beispielsweise der Kauf von vielen Mengeneinheiten einer Alternative zu einem niedrigen Preise heute dazu, dass der Konsument bei den nächsten Kaufgelegenheiten noch genügend Produkte aus der Kategorie verfügbar hat und nicht zu höheren Preisen sein Lager auffüllen muss. Würde der Konsument nun sowohl sein zukünftiges Konsumverhalten als auch alle zukünftigen Preise kennen, so könnte er für jede Alternative eine deterministische Nutzenfunktion aufstellen, welche sowohl aktuelle als auch zukünftige Nutzenbetrachtungen beinhaltet, und sich dann für eine optimale Marken-Mengen-Kombination entscheiden. Tatsächlich ist es aber so, dass der Konsument zumindest über die von ihm nicht beeinflussbaren Größen (wie Preise, Verfügbarkeit, etc.) nur beschränkte Informationen besitzt und diese daher nur mit einer gewissen Unsicherheit behaftet vorhersagen kann. Somit entsteht ein komplexer Entscheidungsprozess, in welchem der Konsument neben den aktuellen Nutzen der Alternativen auch die aus einer Kaufentscheidung resultierenden erwarteten zukünftigen Nutzen berücksichtigt. Zur Abbildung eines solchen Entscheidungsprozesses sind in der letzten Zeit verschiedene Studien erschienen, welche auf Basis der statischen Modellierung von Hanemann (1984) dynamische Modelle zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl entwickeln. Während in Kapitel 2.4.2 die Basisannahmen und einige ausgewählte Ergebnisse dieser dynamischen Modelle präsentiert wurden, soll im Folgenden ihre mathematische Herleitung detaillierter diskutiert werden. Die Ausführungen folgen dabei den Grundzügen des Modells von Erdem et al. (2003), welche sich in ähnlicher Form auch in den Arbeiten von Gönül und Srinivasan (1996), Hendel und Nevo (2006) oder Sun et al. (2003) wiederfinden. Auf Grund der aus Sicht des Konsumenten existierenden Unsicherheit hinsichtlich der Ausprägung zukünftiger exogener Variablen ist eine der Basisannahmen dieser Modelle, dass die Konsumenten einen *Stochastischen Entscheidungsprozess* durchlaufen um zu einer optimalen Entscheidung zu gelangen. Die Definition und Schätzung dieses Stochastischen Entscheidungsprozesses wird in dem folgenden Diskurs thematisiert.

3.3.2.1 Stochastische Entscheidungsprozesse

Um die Verständlichkeit nachfolgender Ausführungen zu vereinfachen, werden zunächst einige Begrifflichkeiten erläutert. Die Definitionen dieses Kapitels entstammen dem Artikel von Rust (1994)

Definition 3.1 Ein auf diskreter Zeit basierender *Stochastischer Entscheidungsprozess* besteht aus den folgenden Objekten:

- einem *Zeitindex* $t \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$, $T \leq \infty$
- einem *Zustandsraum* S
- einem *Entscheidungsraum* D
- einer *Familie von Bedingungen* $\{D_t(s_t, H_{t-1}) \subseteq D\}$
- einer *Familie von Übergangswahrscheinlichkeiten* $\{p_t(d_{s_t}|H_{t-1})\}$
- einer *Nutzenfunktion* $U(\mathbf{s}, \mathbf{d})$ mit $\mathbf{s} = (s_0, s_1, s_2, \dots) \in S^T$ und $\mathbf{d} = (d_0, d_1, d_2, \dots) \in D^T$.

In Definition 3.1 ist H_{t-1} die *Historie* der vergangenen realisierten Zustände und Entscheidungen bis einschließlich Periode $t-1$: $H_{t-1} = (s_0, d_0, \dots, s_{t-1}, d_{t-1})$. Zu jedem Zeitpunkt t müssen die Entscheidungen des Konsumenten in der Menge $D_t(s_t, H_{t-1})$, die eine Teilmenge des gesamten Entscheidungsraumes D ist, enthalten sein. Die eingeschränkten Entscheidungsräume sind dabei abhängig von dem Zeitpunkt t , dem aktuellen Zustand s_t und der Historie des Entscheidungsprozesses H_{t-1} bis zum Zeitpunkt $t-1$. Trifft der Konsument nun eine Entscheidung, so wird die Historie aktualisiert und der neue Zustand s_{t+1} zufällig gemäß der Übergangswahrscheinlichkeit $\{p_{t+1}(d_{s_{t+1}}|H_t)\} = \{p_{t+1}(d_{s_{t+1}}|H_{t-1}, s_t, d_t)\}$ aus dem Zustandsraum gezogen.

Der Konsument maximiert den Erwartungswert über alle Entscheidungen:

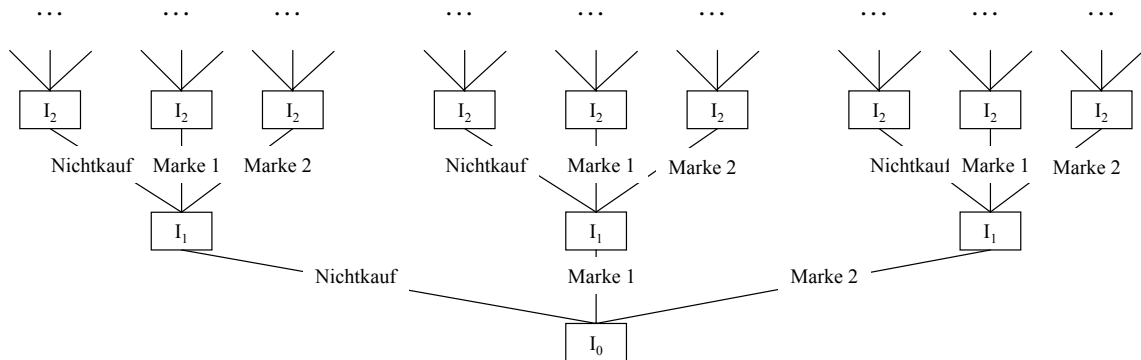
$$\delta^* = \operatorname{argmax}_{\delta} E_{\delta}\{U(\tilde{\mathbf{s}}, \tilde{\mathbf{d}})\}. \quad (3.23)$$

Er sucht also eine Sequenz von Entscheidungsregeln $\delta^* = (\delta_1^*, \dots, \delta_T^*)$, bei der jedes δ_t^* die beste Entscheidung als Funktion der aktuellen Informationen zum Zeitpunkt t darstellt: $d_t = \delta_t^*(H_{t-1}, d_t)$. Die Notation E_{δ} berücksichtigt dabei die Tatsache, dass der Erwartungswert in Gleichung (3.23) in Hinsicht auf den durch δ induzierten stochastischen Prozess $\{s_t, d_t\}$ gebildet wird. Obwohl Gleichung (3.23) sich formal nicht von einem statischen Maximierungsproblem unterscheidet, führt sie doch zu einem unendlich-dimensionalen Raum von möglichen Entscheidungen, welcher in Abbildung 3.4 in vereinfachter Form für den Fall von drei alternativen Wahlmöglichkeiten (Nichtkauf, Kauf von Marke 1, Kauf von Marke 2) dargestellt ist.

Bellman (1961) konnte zeigen, dass sich das obige, unendlich-dimensionale Problem in einer solchen Weise umformulieren lässt, dass eine einfachere Lösungsprozedur entsteht.

Bellman'sches Optimalitäts-Prinzip: Zu jedem Zeitpunkt t mit zugehörigem Knoten (H_{t-1}, s_t) ist die optimale Entscheidung $d_t = \delta_t^*(H_{t-1}, d_t)$ die

Abbildung 3.4: Vereinfachte Darstellung eines Zustandsraumes



*Entscheidung, die die Erwartung des von diesem Knoten resultierenden Un-
terspiels maximiert.*

Die Lösung des Nutzenmaximierungsproblems, auch *Dynamische Programmierung* genannt, fängt also bei der "letzten" (bei unendlichen Spielen wird ein genügend großes T gewählt) Periode an und löst dann rekursiv die Entscheidungsprobleme der vorangegangenen Perioden.

Theoretisch ist die dynamische Programmierung eine mächtige und sehr vielseitige Methode, in der Praxis hingegen stößt sie jedoch schnell auf ein Problem: die von Bellman (1961) benannte *Curse of Dimensionality*, den Fluch der Dimensionalität. So entstehen bei T Zeitperioden, S möglichen Zuständen und D möglichen Entscheidungen insgesamt $(SD)^T$ mögliche Historien, an denen die Nutzenfunktion für die rekursive Lösung des Problems berechnet werden muss. Selbst bei kleineren Problemen entstehen demnach eine sehr große Anzahl an zu berechnenden Gleichungen. Eine Möglichkeit ist es nun, den Fokus auf niedrig-dimensionale „suffiziente Statistiken“ für H_t zu legen, welche im Folgenden kurz vorgestellt werden.

Definition 3.2 Ein *Markovscher Entscheidungsprozess* mit diskreter Zeit besteht aus den folgenden Objekten:

- einem *Zeitindex* $t \in \{0, 1, 2, \dots, T\}$, $T \leq \infty$
- einem *Zustandsraum* S
- einem *Entscheidungsraum* D
- einer *Familie von Bedingungen* $\{D_t(s_t, H_{t-1}) \subseteq D\}$

- einer Familie von Übergangswahrscheinlichkeiten $\{p_t(\cdot|s_{t-1}, d_{s_t})\}$
- einem Diskontfaktor $\beta \in (0, 1)$ und einer Familie von einperiodigen Nutzenfunktionen $\{u_t(s_t, d_t)\}$ derart, dass die Nutzenfunktion U sich additiv darstellen lässt als

$$U(\mathbf{s}, \mathbf{d}) = \sum_{t=1}^T \beta^t u_t(s_t, d_t).$$

In einem Markovschen Entscheidungsprozess muss nicht die gesamte Historie berücksichtigt werden: Die optimale Entscheidungsregel wird nur bedingt durch den aktuellen Zeitpunkt t sowie den aktuellen Zustand s_t : $d_t = \delta_t^*(s_t)$. Es ist somit völlig unbedeutend, wie die vorherigen Entscheidungen oder Zustände aussahen, wodurch sich die Berechnung insgesamt sehr viel einfacher darstellt.

Ein in der Praxis, und auch in dem später in Kapitel 3.3.2.2 vorgestellten Modell, oft betrachteter Spezialfall ist der *stationäre Markovsche Entscheidungsprozess* in dem $u_t = u$ und $p_t = p$ für alle t gilt. In diesem Fall ist die einzige Variable, die den Entscheidungsprozess beeinflusst, der aktuelle Zustand s . Damit ist die optimale Entscheidung und die zugehörige Wertefunktion (als erwarteter Nutzen bedingt der Historie H_{t-1} , bzw. des Zustandes s_t) zeitunabhängig, d.h. für alle $t \geq 0$ und alle $s \in S$ gilt $\delta_t^*(s) = \delta^*(s)$ und $V_t^*(s) = V^*(s)$. Eine optimale Entscheidungsregel δ^* muss dann also

$$\delta^*(s) = \operatorname{argmax}_{d \in D(s)} [u(s, d) + \beta \int V^*(s') p(ds'|s, d)],$$

mit durch die *Bellmansche Gleichung* rekursiv definierter Wertefunktion

$$V^*(s) = \max_{d \in D(s)} [u(s, d) + \beta \int V^*(s') p(ds'|s, d)], \quad (3.24)$$

erfüllen.

Die Schätzung eines stationären Markovschen Entscheidungsprozesses kann, abhängig von der Anzahl der Alternativen, sehr komplex werden. Eine analytische Lösung ist meist nicht möglich, so dass auf verschiedene Lösungsalgorithmen zurückgegriffen werden muss. So verwenden Hendel und Nevo (2006) den genesteten Algorithmus von Rust (1987), welcher iterativ mittels eines inneren Fixpunkt-Algorithmus die beste Entscheidungssequenz sucht und gleichzeitig durch einen äußeren Algorithmus die Parameter findet, welche die Likelihood-Funktion maximieren. Sun et al. (2003) oder auch Erdem et al. (2003) verwenden hingegen die von Keane und Wolpin (1994) vorgestellte Methodik der Interpolation

und Simulation. Statt für jeden Punkt des Zustandsraumes die Wertefunktion zu berechnen, wird diese nur für ein geeignetes Netz an Gitterpunkten über dem Zustandsraum kalkuliert. Funktionswerte für Punkte, welche nicht auf dem Gitter liegen, werden interpoliert. Startpunkt dieser Methode ist ein genügend weit in der Zukunft liegender Endpunkt, von dem aus rekursiv die Wertefunktion mittels der Bellman Gleichung berechnet wird. Diese Berechnung der Wertefunktion wird dann ebenfalls in einen äußeren Algorithmus eingebettet, welcher durch Maximierung der Likelihood-Funktion die wahren Parameterwerte findet. Während der Algorithmus von Rust (1987) größere Einschränkungen bei der Modellformulierung benötigt, stellt die Methodik von Keane und Wolpin (1994) keine derartigen Anforderungen. Sie ist im Gegenzug jedoch auch weitaus komplexer und numerisch anspruchsvoller.

3.3.2.2 Dynamisches Basismodell zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Nachdem die Grundlagen der dynamischen Programmierung kurz erörtert wurden, soll im Folgenden die praktische Anwendung dieser in der aktuellen Marketing-Literatur diskutiert werden. Startpunkt des dynamischen Modells zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl ist der Nutzen eines Haushalts n zum Zeitpunkt t , der eine Funktion der konsumierten Menge C jeder Marke j , $j = 1, \dots, J$, und des Outside Goods Z ist:

$$U_{nt} = U(C_{n1t}, \dots, C_{nJt}, Z_{nt}).$$

Zusätzlich wird angenommen, dass der Nutzen sich darstellen lässt durch

$$U_{nt} = \sum_{j=1}^J \phi_{nj} C_{njt} + Z_{nt} \tag{3.25}$$

mit ϕ_{nj} als Qualitätsgewichtung der Marke.

Durch diese Spezifikation entstehen perfekte Substitutionsbeziehungen zwischen den einzelnen Marken, so dass keine Anreize bestehen, Marken für einen späteren Konsum aufzubewahren. Entsprechend kann durch diese Nutzenspezifikation noch keine intertemporale Abhängigkeit entstehen.

Es wird angenommen, dass der Haushalt pro Periode maximal eine Marke kaufen kann. Das Outside Good wird hingegen immer gewählt. Von jeder Marke können nur diskrete Mengen Q gewählt werden. Seien nun P der Preis der Marken, $FC(Q)$ die Fixkosten für

einen Kauf in der Produktkategorie abhängig von der gewählten Menge, CC die Lagerhaltungskosten, SC die Kosten für einen Stock-Out und sei ferner der Preis des Outside Goods auf 1 normiert. Unter vorgegebenem Budget Y führt dies zu einer Budgetrestriktion für Haushalt n in Periode t der folgenden Form:

$$\sum_{j=1}^J P_{njt} Q_{njt} + D_{nt} FC(Q_{njt}) + CC_{nt} + SC_{nt} + Z_{nt} = Y_{nt} \quad (3.26)$$

mit D_{nt} als Indikatorvariable, welche angibt, ob überhaupt ein Kauf in der betrachteten Produktkategorie stattfindet. Die Fixkosten stellen dabei die Kosten dar, welche dadurch entstehen, dass das Produkt in der Einkaufsstätte gesucht oder dass die gekaufte Menge befördert werden muss. Sie dienen ebenso wie die Lagerhaltungskosten hauptsächlich dazu, die Kaufhäufigkeit zu regulieren (Erdem et al. 2003, S. 15): Während höhere Fixkosten eines Kaufs die Konsumenten dazu leiten, selten in der Produktkategorie, dafür aber in größeren Mengen einzukaufen, führen höhere Lagerhaltungskosten dazu, dass die Haushalte häufiger, dafür aber kleinere Mengen wählen. Stock-Out Kosten hingegen entstehen, wenn der Konsument das Produkt nicht verfügbar hat und es dementsprechend nicht konsumieren kann. Es handelt sich dabei vielmehr um ein Konstrukt, das den Nutzenentgang des Konsumenten darstellt, als um reale Kosten.

Werden nun Gleichungen (3.25) und (3.26) zusammengeführt, so führt dies zu folgender Beziehung zwischen Nutzen und Kosten:

$$U_{nt} = \sum_{j=1}^J \phi_{nj} C_{njt} + Y_{nt} - \sum_{j=1}^J P_{njt} Q_{njt} - D_{nt} FC(Q_{njt}) - CC_{nt} - SC_{nt}. \quad (3.27)$$

Dynamisch wird dieses Modell, indem die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise berücksichtigt werden. Dies kann in vielfältiger Weise geschehen, z.B. durch Markov-Prozesse erster Ordnung (vgl. Hendel & Nevo 2006) oder durch explizite Einbeziehung von Wettbewerber-Preisen oder Preisen aus weiter zurückliegenden Perioden (vgl. Erdem et al. 2003). Betrachtet man nun den markenspezifischen Nutzen U_{njQt} für Konsument n zum Zeitpunkt t , der aus dem Kauf von Q Mengeneinheiten der Marke j entstehen würde, so lässt sich dieser darstellen als

$$U_{njQt} = \tilde{V}_{njQt} + \int V^* + \varepsilon_{njQt}, \quad (3.28)$$

mit ε als Störterm, welcher die Zufallskomponente des markenspezifischen Nutzens darstellt. \tilde{V} ist dabei der markenspezifische Nutzen, welcher sich direkt aus Gleichung (3.27) ableiten lässt. V^* ist die zugehörige Wertefunktion gemäß der Bellman'schen Gleichung

(3.24). Das Integral läuft dabei über alle zukünftigen unsicheren Faktoren, welche das Kaufverhalten beeinflussen und bezüglich derer der Konsument Erwartungen besitzt. Insbesondere sind dies die zukünftigen Preise, der zukünftige Lagerbestand, aber auch die Störterme, welche ebenfalls das Kaufverhalten beeinflussen. Durch geeignete Spezifikation dieser Störterme ist dann eine Berechnung der Wahlwahrscheinlichkeiten für Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl möglich (bei Erdem et al. 2003, entstehen durch die Annahme von unabhängig identisch extremwertverteilten Störtermen einfache Logit-Auswahlwahrscheinlichkeiten).

3.4 Zusammenfassende Darstellung der existierenden Literatur

Nachdem die verschiedenen Modelle zur Erklärung und Beschreibung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl diskutiert wurden, soll an dieser Stelle eine kurze Zusammenfassung und kritische Würdigung der unterschiedlichen Ansätze gegeben werden. Die in der Marketing-Literatur existierenden Modelle lassen sich dabei nach zwei Kriterien differenzieren: Zum einen wird unterschieden, ob die drei Kaufentscheidungen einer gemeinsamen Nutzenfunktion (vgl. Hanemann 1984) oder aber separat (vgl. Gupta 1988) modelliert werden. Zum anderen existieren im Rahmen der gemeinsamen Nutzenmaximierung neben den statischen auch dynamische Modelle (z.B. Erdem et al. 2003), welche unterstellen, dass Konsumenten in ihren Entscheidungen auch den Nutzen zukünftiger Perioden berücksichtigen. Dynamische Modelle existieren in der Tradition der separaten Modellierung nicht.

3.4.1 Modelle im Rahmen der statischen Nutzenmaximierung

In Tabelle 3.1 (S. 70) findet sich eine Auflistung der Studien, welche die Wahl des Kaufzeitpunkts, die Marken- und die Mengenwahl auf Basis von Haushaltspaneldata im Rahmen einer statischen Nutzenmaximierung untersuchen. Deutlich wird an dieser Stelle, dass der Fokus der Marketing-Forschung bisher auf der Analyse dieser Entscheidungen im Rahmen der separaten Tradition à la Gupta lag. Modelle, welche eine simultane Nutzenmaximierung unterstellen, existieren hingegen nur in sehr geringem Umfang. Gemein ist diesen wenigen Modellen in der Tradition von Hanemann jedoch, dass sie nur in sehr beschränktem Maß die in der vorliegenden Arbeit betrachteten Problemstellungen aufgreifen. So betrachtet Hanemann (1984) lediglich die theoretische Herleitung des Modells ohne jegliche Berücksichtigung von dynamischen Aspekten, der Diskretheit der Mengen oder der

Heterogenität der Konsumentenpräferenzen. Die erste empirische Anwendung dieses Modells durch Chiang (1991) erlaubt zwar die Abbildung der Effekte des Kauf-Feedback und die Berücksichtigung von Käufen auf Promotion bei der Berechnung desselbigen, vernachlässigt aber weiterhin die Heterogenität der Entscheidungsträger sowie die Tatsache, dass die Konsumenten lediglich die Auswahl zwischen diskreten Mengen haben. Die Berücksichtigung von Konsumentenheterogenität findet erst durch Chintagunta (1993), die von Konsumentenheterogenität und diskreten Mengen erst durch Arora et al. (1998) statt. Letztere Studie basiert jedoch auf einer sehr einfachen Nutzenfunktion sowie Befragungsdaten, so dass die Eignung des Modells für die sehr viel komplexeren Entscheidungen der Konsumenten in Konsumgütermärkten fraglich bleibt. Festzuhalten ist an dieser Stelle demnach, dass die bisherigen Modelle in der Tradition von Hanemann (1984) vielmehr konzeptioneller denn praktischer Natur sind: Empirische Anwendungen sind recht spärlich und die Berücksichtigung von dynamischen Aspekten findet nur sehr lückenhaft statt.

Im Gegensatz zu dem oben diskutiert Modell von Hanemann, existiert eine Vielzahl an Studien, welche auf dem separaten Modellierungsansatz à la Gupta (1988) basieren und mittels Haushaltspaneldaten aus Konsumgütermärkten überprüft wurden. So finden sich hier verschiedene Untersuchungen mit jeweils unterschiedlichen Schwerpunkten hinsichtlich der Modellierung sowohl der drei Kaufentscheidungen als auch der dynamischen Aspekte und der Heterogenität in den Konsumentenpräferenzen. Deutlich zeichnet sich dabei ab, dass in den Studien der letzten Jahre Kaufzeitpunkt und Markenwahl überwiegend simultan im Rahmen eines Nested-Logitmodells modelliert werden. Bei der Abbildung der Mengenwahl dominiert hingegen die Verwendung der Poisson-Regression. Zur Berücksichtigung von dynamischen Aspekten des Kaufverhaltens wird in den meisten Studien lediglich das Kauf-Feedback oder ein flexibler Konsum mit aufgenommen. Nur die Studien von Zhang et al. (2002) und Ailawadi et al. (2005) berücksichtigen Dynamiken, welche durch vergangene Preispromotions entstehen. Erstere durch die Aufnahme eines Konstrukts, welches den zukünftigen Wert der Kategorie darstellt, und in die Nutzenfunktion integriert wird, letztere hingegen durch die Berücksichtigung von Käufen auf Promotion bei der Berechnung des Kauf-Feedback.

Wie Tabelle 3.1 zu entnehmen ist, wurde in der bisherigen Marketing-Forschung meist dem Ansatz von Gupta (1988) der Vorzug gegeben. Eine theoretische Fundierung der Annahme der separaten Nutzenmaximierung wurde in keiner der Studien erbracht und somit ist vielmehr anzunehmen, dass die einfachere Implementierbarkeit des separaten Ansatzes die Autoren zu dieser Art der Modellierung geführt hat: So sind sowohl das Nested-Logitmodell als auch die Poisson-Regression in den meisten statistischen Softwareprogrammen schätzbar, wohingegen für die gemeinsame Nutzenfunktion in der Tradition von Hanemann (1984) keine derart einfache Modellierung existiert. Die Problematik

der gemeinsamen versus der separaten Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl wird daher auch fast ausschließlich in den Modellen der gemeinsamen Nutzenfunktion diskutiert. Lediglich Zhang et al. (2002) weisen im Rahmen ihrer separaten Analysen der drei Entscheidungen darauf hin, dass durch Nichtberücksichtigung der gegenseitigen Beeinflussung in den separaten Nutzenfunktionen verzerrte Parameterschätzer resultieren können. So stellen die Autoren zwar nicht beide Modellierungsphilosophien gegenüber, erweitern jedoch die separate Betrachtungsweise durch das explizite Zulassen von Korrelationen zwischen den einzelnen Modellen. Ergebnis ihrer Studie ist, dass die Berücksichtigung der Korrelationen in der von ihnen betrachteten Produktkategorie wichtiger als die Aufnahme von Preiserwartungen ist. Dieses Ergebnis stellt die Validität der bisherigen Befunde zu dynamischen Aspekten aus der separaten Modellierung der Entscheidungen des Konsumenten hinsichtlich Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl in Frage und untermauert insbesondere die Notwendigkeit weiterer Analysen, welche die gegenseitige Abhängigkeit dieser Entscheidungen voneinander berücksichtigen.

3.4.2 Modelle im Rahmen der dynamischen Nutzenmaximierung

Während die oben diskutierten Studien alle eine statische Nutzenmaximierung unterstellen, soll im Folgenden der Stand der Marketing-Forschung zur Modellierung von dynamischen Nutzenbetrachtungen diskutiert werden. Ausgangspunkt für alle der an dieser Stelle betrachteten Studien ist dabei die Annahme, dass Konsumenten nicht nur ihren aktuellen Nutzen maximieren sondern vielmehr auch die aus der Wahl einer Alternative resultierenden zukünftigen Konsequenzen berücksichtigen (vgl. Kapitel 2.4). So fand diese Sichtweise zwar bereits recht früh Beachtung im Marketing (vgl. Meyer & Assuncao 1990), eine empirische Anwendung gelang allerdings erst Gönül und Srinivasan (1996). Die lange Zeitspanne von der ersten theoretischen Herleitung des Modells bis zur empirischen Umsetzung ist dabei insbesondere auf die komplexe Implementierung der dynamischen Nutzenfunktion zurück zu führen und baute auch für die darauf folgenden Jahre eine Hürde für die Anwendung dieser Modelle auf (vgl. Kapitel 3.3.2). Erst Weiterentwicklung in der statistischen Programmierung sowie stetige Verbesserung der Rechnerkapazitäten führten in den letzten drei Jahren zu einer erneuten Fokussierung der Aufmerksamkeit auf den Bereich der dynamischen Nutzenmaximierung. Doch auch wenn Erleichterungen hinsichtlich der Implementation erreicht wurden, bleibt diese immer noch eine der wesentlichen Hürden bei der Modellierung dynamischer Nutzenfunktionen. Insbesondere in Kategorien mit einer hohen Anzahl an zur Auswahl stehenden Alternativen ist diese äußerst komplex und daher beschränken sich die vorliegenden Studien meist auf Kategorien

mit wenig Alternativen oder aber es werden nur Erwartungen hinsichtlich Preispromotions, nicht aber Preise unterstellt Sun (z.B. 2005).

Eine Alternative zu der obigen klassischen Modellierung von dynamischen Nutzenfunktionen mittels Markovschen Entscheidungsprozessen stellt Dubé (2004) vor: Dieser umgeht die komplexe dynamische Programmierung, indem er die Konsumenten nur eine endliche Anzahl zukünftiger Perioden antizipieren und den Nutzen darüber maximieren lässt. Die Anzahl der berücksichtigten zukünftigen Perioden folgt dabei einer Poisson-Verteilung, deren Form durch die Charakteristika der Haushalte gegeben ist (vgl. Kapitel 2.4 und 3.3.2). Somit vermeidet Dubé die Nutzenmaximierung über alle zukünftigen Perioden und reduziert dadurch den für das Modell notwendigen Schätzaufwand erheblich. Nichtsdestotrotz bleibt hinsichtlich der dynamischen Modellierung der Nutzenfunktion zusammenfassend zweierlei festzuhalten. Der kognitive Aufwand, welchen die Konsumenten für die dynamische Nutzenmaximierung benötigen, erscheint für die dieser Arbeit zu Grunde liegenden Produktkategorien zu hoch und damit ist das Szenario einer Nutzenmaximierung über alle zukünftigen Perioden recht unwahrscheinlich. Des Weiteren sind beide in dieser Arbeit betrachteten Kategorien durch eine recht hohe Anzahl an Alternativen charakterisiert, wodurch eine dynamische Nutzenmaximierung zu komplex werden würde. Auf Grund dieser beiden Argumente beschränken sich die Analysen der vorliegenden Arbeit auf die Betrachtung statischer Nutzenfunktionen. Dynamische Aspekte finden ausschließlich Berücksichtigung durch die Aufnahme zusätzlicher exogener Variablen in die Nutzenfunktion.

Tabelle 3.1: Statische Studien zu Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Autor(en)	Kauf	Marke	Menge	Dynamiken	Verteilung der Konsumentenpräferenzen	Daten	Bemerkungen
Hanemann (1984)	simultan			-	-	-	theor. Herleitung d. Modells
Gupta (1988)	Erlang ²	MNL	Kum. Logit	LOY(fix)	keine	Kaffee	-
Chiang (1991)	simultan			LOY(fix), LPPROM	keine	Kaffee	Menge stetig
Chintagunta (1993)	simultan			LOY(fix)	stetig	Joghurt	Preisparameter auf 1 restringiert, Menge stetig
Tellis und Zufryden (1995)	Nested-Logit	MNL	Regression	LBP, LOY(fix)	keine	Salzcracker	erlaubt Korrelation zwischen Modellen
Bucklin et al. (1998)	Nested-Logit	MNL	Poisson	LBP, LOY(fix)	diskret	Joghurt	-
Ailawadi und Neslin (1998)	Nested-Logit	MNL	Poisson	LOY(fix), flexibler Konsum	keine	Ketchup und Joghurt	-
Arora et al. (1998)	simultan			-	stetig, individuell	Befragungsdaten	-
Silva-Risso et al. (1999)	Nested-Logit	MNL	Poisson	LBP, LOY(fix), flexibler Konsum	diskret	Tomatensauce	Entwicklung eines Entscheidungssystemstützungssystems
Zhang et al. (2002)	Nested-Logit	MNL	Poisson	Erwartungen bzgl. zukünftiger Preise beeinfl. zukünftigen Kategoriewert	diskret	Papierhandtücher	kontrolliert Korrelationen zwischen Modellen
Ailawadi et al. (2005)	Nested-Logit	MNL	Poisson	LBP, LPPROM, Quotient zuletzt gek. Menge zu durchsch. gek. Menge, flexibler Konsum (Parameter fix)	stetig	Ketchup und Joghurt	zerlegen zusätzliche Abverkäufe in Stockpiling, zusätzlichen Konsum und Markenwechsel

Tabelle 3.2: Dynamische Studien zu Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Autor(en)	Kauf	Marke	Menge	Verteilung der Konsumpräferenzen	Produktkategorie	Bemerkungen
Meyer und Assuncao (1990)	X	-	X	-	-	theor. Herleitung optimalen Käuferverhaltens
Krishna (1992)	X	X	-	-	-	theor. Herleitung optimalen Käuferverhaltens
Assuncao und Meyer (1993)	X	-	X	-	-	theor. Herleitung optimalen Kauf- und Konsumverhaltens
Krishna (1994)	X	-	X	-	-	theor. Herleitung optimalen Käuferverhaltens
Gönül und Srivivasan (1996)	X	-	-	keine	Wegwerfwindeln	Erwartungen bzgl. Verfügbarkeit von Coupons (Markov 1. Ordnung)
Hartmann (2003)	X	-	-	stetig	Golfspiel	Einfluss von Konsum auf zukünftige Nachfrage
Sun et al. (2003)	X	X	-	stetig	Ketchup	Erwartungen bzgl. Preispromotions (Markov 1. Ordnung)
Sun (2005)	X	X	X	stetig	Thunfisch in Dosen	Erwartungen bzgl. Preispromotions (Markov 1. Ordnung); Konsum als Entscheidungsvariable
Erdem et al. (2003)	X	X	X	diskret	Ketchup	Erwartungen bzgl. tats. Preise, auch abh. von Wettbewerberpreisen, über mehrere Perioden
Hendel und Nevo (2006)	X	X	X	stetig	Waschmittel	Erwartungen bzgl. Preise (Markov 1. Ordnung)
Chan et al. (2004)	X	X	X	diskret	Thunfisch in Dosen	Einbeziehung eines zukünftigen Kategoriewertes
Dubé (2004)	X	X	X	stetig	Erfrischungsgetränke	Endliche Anzahl an berücksichtigten zukünftigen Perioden

4 Gewählte Modellspezifikationen und Schätzmethode

Nachdem in den vorherigen beiden Kapiteln die bisherigen Befunde der Marketing-Literatur sowohl zur Abbildung von dynamischen Aspekten im Kaufverhalten als auch zur Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl diskutiert wurden, sollen im Folgenden die in dieser Arbeit gewählten Modellspezifikationen detailliert erörtert werden. Hinsichtlich der Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl existieren gemäß den Ausführungen in Kapitel 3 zwei konkurrierende Ansätze, welche zum einen auf einer separaten Nutzenfunktion à la Gupta (1988) und zum anderen auf einer gemeinsamen Nutzenfunktion à la Hanemann (1984) basieren. Da das erste Ziel dieser Arbeit ist, diese beiden Ansätze nicht nur theoretisch, sondern auch empirisch miteinander zu vergleichen, werden zunächst die verwendeten mathematischen Formulierungen erläutert.

Im Anschluss an die Vorstellung der Modelle wird die Aufnahme der in dieser Arbeit gewählten Dynamiken skizziert. Im Fokus stehen dabei die zweite und die dritte Zielsetzung der vorliegenden Arbeit: die möglichst vollständige Erfassung der das Wahlverhalten der Konsumenten beeinflussenden Dynamiken sowie die Betrachtung von Veränderungen in deren Preissensitivitäten. Wie in Kapitel 2 bereits diskutiert, umfasst die Aufnahme von Dynamiken daher die Berücksichtigung Struktureller State Dependence, flexiblen Konsums und zeitvariierender Sensitivitäten. Da die Studien der Vergangenheit gezeigt haben, dass erst die zusätzliche Betrachtung von Konsumentenheterogenität eine unverzerrte Schätzung von dynamischen Aspekten im Kaufverhalten garantiert, ist diese von zentraler Bedeutung in der vorliegenden Arbeit. Auf Grund verschiedener Vorteile wird die bayes'sche Schätzmethode zur Berechnung individueller Parameter verwendet. Sowohl die Vorgehensweise dieser Analysemethode als auch ihre Vorteile werden in Kapitel 4.3 detailliert erläutert. Die Berechnung der Güte der Modelle sowie die Evaluation der Auswirkungen von Preispromotions mittels der geschätzten Modellparameter schließen das Kapitel ab.

4.1 Modelle zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl

Zunächst werden die in dieser Arbeit gewählten Modellierungen der einzelnen Wahlscheidungen vorgestellt. Dabei sei im Folgenden $n = 1, \dots, N$ die Indexierung der Haushalte.

4.1.1 Separate Modellierung

An dieser Stelle soll das erste Modell, welches auf einer separaten Modellierung der Nutzenfunktionen basiert und in der Tradition der Modellierungsphilosophie von Gupta (1988) steht, beschrieben werden. Die Wahrscheinlichkeit für eine Beobachtung eines Kaufs von Haushalt n in der Produktkategorie k von Marke j und Menge q zum Zeitpunkt t wird gemäß dieser Modellierung wie in Kapitel 3.2 berechnet durch

$$P_n^t(k, j, q) = P_n^t(q|j, k) * P_n^t(j|k) * P_n^t(k).$$

Es wird statt der ursprüngliche Modellierung dieser drei Entscheidungen, wie Gupta (1988) sie benutzt, die Weiterentwicklungen im Rahmen der Ausführungen von Kapitel 3.2.2 verwendet. Dies geschieht zum einen auf Grund der im vorigen Kapitel diskutierten Vorteilhaftigkeit der neueren Ansätze, zum anderen jedoch auch, um die Ergebnisse mit denen aktueller Studien vergleichbar zu machen. Demnach wird das Nested-Logitmodell zur Beschreibung des Kaufzeitpunktes und der Markenwahl und das trunkierte Poisson-Modell zur Modellierung der Mengenwahl benutzt.

4.1.1.1 Kaufzeitpunkt und Markenwahl

Sei gemäß der Spezifikation des Nested-Logitmodells in Gleichung (3.5)

$$U_{nkj}^t = V_{nk}^t + V_{nj}^t + V_{nkj}^t + \varepsilon_{nk}^t + \varepsilon_{nkj}^t$$

der Nutzen für Haushalt n zum Zeitpunkt t , der aus der Wahl von Kaufzeitpunkt und Marke entsteht (mit entsprechenden Annahmen über die Störgrößen). Im Folgenden wird davon ausgegangen, dass $V_{nkj}^t = 0$ für alle n, k, t und j gilt, so dass sich die Wahrscheinlichkeit für die Wahl einer Marke bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie darstellen lässt als

$$P_n^t(j|k) = \frac{\exp(V_{nj}^t)}{\sum_i \exp(V_{ni}^t)},$$

was gerade der üblichen Logit-Wahrscheinlichkeit entspricht. Gemäß Gleichung (3.8) wird nun die Attraktivität der Produktkategorie definiert durch den so genannten *Category Value* (Kategoriewert)

$$CV_n^t = \ln \sum_j \exp(V_{nj}^t)$$

und damit ergibt sich nach Gleichung (3.7) folgende Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie:

$$P_n^t(k) = \frac{\exp(\mu_n V_{nk}^t + \mu_n CV_n^t)}{1 + \exp(\mu_n V_{nk}^t + \mu_n CV_n^t)}$$

V_{nk}^t und V_{nj}^t werden beide linear in den Parameter spezifiziert mit $V_{nj}^t = \beta'_n X_n^t$ und $V_{nk}^t = \gamma'_n Y_n^t$. Definiert man γ_n^* durch $\gamma_n^* := \mu_n \cdot \gamma_n$ und $V_{nk}^t := \gamma_n^{*'} Y_n^t$ so vereinfacht sich die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie zu

$$P_n^t(k) = \frac{\exp(V_{nk}^t + \mu_n CV_n^t)}{1 + \exp(V_{nk}^t + \mu_n CV_n^t)}$$

Da in den vorliegenden Datensätzen ausschließlich Informationen über die bezahlten Preise und sonst keine weiteren Angaben über den Marketing-Mix der einzelnen Alternativen vorliegen, reduzieren sich die Basisnutzenfunktionen für den Kauf einer Marke j zu

$$V_{nj}^t = \alpha_{nj} + \beta_n \ln(\text{Preis}_j^t)$$

mit α_{nj} als Markenkonstante, welche die allgemeine Präferenz von Haushalt n gegenüber Marke j angibt und Preis_j^t als Preis von Marke j zum Zeitpunkt t . Zur Identifikation des Modells wird eine Markenkonstante auf 0 restringiert.

Die Basisnutzenfunktion für einen Kauf in der Produktkategorie besteht zunächst nur aus einem konstanten Grundnutzen γ_n und dem Category Value:

$$V_{nk}^t = \gamma_n + \mu_n CV_n^t$$

Sowohl die Nutzenfunktion für die Wahl einer Marke als auch die für den Kauf in der Produktkategorie werden in dem späteren Abschnitt 4.2 um weitere Variablen ergänzt, so dass sich die endgültigen Formulierungen der einzelnen Modelle erst dort finden. Anzumerken an dieser Stelle ist, dass durch die Berücksichtigung der Konsumentenheterogenität, dieses Modell nicht mehr den strengen Substitutmustern der IIA-Annahme unterliegt (vgl. dazu auch Train 2002, S. 160f.).

4.1.1.2 Mengenwahl

Wie bereits oben diskutiert, wird für die Mengenwahl das trunkierte Poisson-Modell gewählt. Bedingt des Kaufs einer Marke j lässt sich die Auswahlwahrscheinlichkeit einer spezifischen Menge q durch Haushalt n zum Zeitpunkt t schreiben als

$$P_n^t(q|j, k) = \frac{(\lambda_n^t)^q}{(\exp(\lambda_n^t) - 1)q!}.$$

Der Parameter λ_n^t wird, wie in der Literatur üblich, funktional abhängig gemacht von erklärenden Variablen, die sowohl markenspezifisch als auch markenunspezifisch sein können. Die Basisfunktion für λ_n^t bedingt der Wahl von Marke j ist dabei definiert durch

$$\lambda_n^t = \exp(\delta_n + \zeta_n \ln(\text{Preis}_j^t)).$$

Diese Funktion ist zunächst bewusst einfach gehalten und weist die in der bisherigen Marketing-Literatur üblicherweise verwendete lineare Form auf. Dynamische Aspekte können hier durch geeignete Aufnahme weiterer exogener Variablen berücksichtigt werden (vgl. Abschnitt 4.2).

4.1.2 Interdependente Modellierung

Da in der vorliegenden Arbeit die Wahl von diskreten Mengen erklärt werden soll, wird als zweites Modell, welches die drei Wahlentscheidungen interdependent modelliert, das Modell von Arora et al. (1998) verwendet. Um die Ergebnisse vergleichbar mit denen der separaten Modellierung zu machen und um ferner im Rahmen der Aufnahme von Dynamiken den Preisparameter als zeitvariierend spezifizieren zu können, sind Änderungen in der Formulierung notwendig.

Sei die durch den Haushalt n wahrgenommene Qualität einer Marke j zum Zeitpunkt t wie in Kapitel 3.3.1.2 gegeben durch

$$\psi_{nj}^t = \exp(\beta_n' X_{nj}^t + \varepsilon_{nj}^t)$$

und seien die Störgrößen extremwertverteilt mit Skalenparameter μ_n . Definiert man $\beta_n^* = \frac{\beta_n}{\mu_n}$ und $\mu_n^* = \frac{1}{\mu_n} > 0$ und sei ferner R_n der haushaltspezifische Reservationspreis, dann lässt sich die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf gemäß Gleichung (3.14) darstellen durch

$$P_n^t(\text{Nichtkauf}) = \exp\left(-R_n^{\mu_n^*} \sum_j \exp(\beta_n^{*'} X_{nj}^t - \mu_n^* \ln(\text{Preis}_j^t))\right)$$

und die Wahrscheinlichkeit für den Kauf einer Marke j bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie ergibt sich dann durch

$$P_n^t(j|\text{Kauf}) = \frac{\exp(\beta_n^{*'} X_{nj}^t - \mu_n^* \ln(\text{Preis}_j^t))}{\sum_k \exp(\beta_n^{*'} X_{nk}^t - \mu_n^* \ln(\text{Preis}_k^t))}.$$

μ_n^* kann somit als individuelle Preissensitivität von Haushalt n interpretiert werden.

Mit $\gamma_n^* = 1/(\mu_n \gamma_n)$ und $\alpha_n^* = \alpha_n/(\mu_n \gamma_n)$ ergibt sich durch Umstellen folgende Formulierung:

$$\gamma_n^*(q - 0.5)\text{Preis}_j^t < \mu_n^* \cdot \ln\left(\frac{\psi_{nj}}{\text{Preis}_j^t}\right) + \alpha_n^* \leq \gamma_n^*(q + 0.5)\text{Preis}_j^t. \quad (4.1)$$

Sei nun $V_{nj}^{t*} := \beta_n^{*'} X_{nj}^t - \mu_n^* \ln(\text{Preis}_j^t)$, so entspricht der Term in der Mitte von Gleichung (4.1) gerade $V_j^{t*} + \alpha_n^* + \varepsilon_{nj|A_j}^t/\mu_n$, wiederum mit

$$A_j = \{\varepsilon_n^t | V_{nj}^t + \varepsilon_{nj}^t \geq V_{nk}^t + \varepsilon_{nk}^t \forall k = 1, \dots, J\}.$$

Der mittlere Term in Gleichung (4.1) ist ebenfalls extremwertverteilt mit Skalenparameter $1(= \frac{\mu}{\mu})$ und Lageparameter $V_{nj}^{t*} + \alpha_n^* + \ln(1/P_n^t(j))$ und es gilt somit

$$P_n^t(q|j) = F(\gamma_n^*(q + 0.5)\text{Preis}_j^t) - F(\gamma_n^*(q - 0.5)\text{Preis}_j^t)$$

mit F als kumulierter Dichteverteilung von $EV(1, V_{nj}^{t*} + \alpha_n^* + \ln(1/P_n^t(j)))$. Da γ_n^* aus der Budgetgleichung stammt und μ_n^* dem Inversen des Skalenparameters der Störterme entspricht, sind diese beiden Parameter per definitionem nicht negativ. Sie sind ebenso wie α_n^* die Basiselemente des gemeinsamen Modells in der Tradition von Hanemann (1984) und müssen daher in jeglicher Schätzung berücksichtigt werden. Um die Ergebnisse vergleichbar mit denen aus der Basisspezifikation im Rahmen der separaten Modellierung zu machen, werden auch hier am Anfang neben dem Preis ausschließlich die Markenkonstanten als Exogene in die Nutzenfunktion mit aufgenommen (d.h. $V_{nj}^{t*} := \beta_{nj}^* - \mu_n^* \ln(\text{Preis}_j^t)$ mit β_{nj}^* als Markenkonstante der Marke j).

4.2 Die Aufnahme von Dynamiken

Nachdem die Modellierung der drei Wahlentscheidungen vorgestellt wurde, widmet sich dieses Kapitel der Aufnahme von Dynamiken in die oben spezifizierten Modelle. Gemäß den Ausführungen von Kapitel 2 werden Strukturelle State Dependence, flexibler Konsum und zeitvariierende Sensitivitäten berücksichtigt.

4.2.1 Grundmodelle mit Lagerbestand

Zunächst werden für beide Modellierungsarten Grundmodelle definiert, welche als Referenzpunkt für die Beurteilung der weiteren Spezifikationen dienen. Da der Kauf innerhalb einer Produktkategorie und insbesondere auch die Mengewahl hauptsächlich durch den Lagerbestand des Haushalts determiniert werden, ist es unabdingbar, diesen mit in die Nutzenfunktionen der Grundmodelle aufzunehmen. Dabei wird davon ausgegangen, dass der Lagerbestand markenunspezifisch ist, was durch die perfekte Substituierbarkeit der Marken untereinander seine Begründung findet. Während der Lagerbestand bei der interdependenten Modellierung in die allgemeine Nutzenfunktion mit aufgenommen wird, kann er bei der separaten Modellierung auf Grund seiner Unabhängigkeit von jeglicher Marke (d.h. Konsumenten bewerten lediglich die absolute Menge nicht aber die Zusammensetzung ihres Lagerbestands) in der Nutzenfunktion der Markenwahl weggelassen werden. Nichtsdestotrotz fließt er in die Nutzenfunktion des Kaufzeitpunktes und der Mengewahl mit ein. Der Lagerbestand INV_n^t eines Haushalts n zu einem Zeitpunkt t wird dabei berechnet als Differenz des Lagerbestands zum Zeitpunkt $t - 1$ des letzten Einkaufsaktes und des kumulierten, haushaltsspezifischen Verbrauchs C_n^t seit diesem Zeitpunkt. Wurde zusätzlich beim letzten Einkaufsakt in der Produktkategorie gekauft, so wird diese erworbene Menge Q_n^{t-1} zu dem Lagerbestand addiert:

$$INV_n^t = INV_n^{t-1} + Q_n^{t-1} - C_n^t.$$

Seien L die Tage seit dem letzten Kauf und sei C_{nl} der Verbrauch der Menge an einem Tag l , dann ist $C_n^t = \sum_{l=1}^L C_{nl}$. Üblicherweise und so auch in dieser Arbeit wird ein konstanter täglicher Konsum \bar{C}_n angenommen, welcher jedoch den verfügbaren Lagerbestand an dem entsprechenden Tag nicht überschreiten darf (vgl. Gupta 1988; Chintagunta 1993):

$$C_{nl} = \min\{INV_n^l, \bar{C}_n\}.$$

Zur Initialisierung wird im empirischen Teil der Analysen der anfängliche Lagerbestand auf das zweifache der durchschnittlich konsumierten Menge gesetzt. Die durchschnittlich konsumierte Menge wird dabei als Quotient aus insgesamt gekaufter Menge des Haushalts und der Anzahl der Tage im Beobachtungszeitraum implementiert. Durch eine solche Spezifikation für den Konsum kann bereits vor Beginn der Analysen der tägliche Lagerbestand jedes Konsumenten berechnet und somit als weitere Exogene in die jeweiligen Nutzenfunktionen mit aufgenommen werden. Es ergeben sich damit die Basis-Spezifikationen für die separate und die gemeinsame Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengewahl unter Berücksichtigung des Lagerbestands. Falls nicht anders erwähnt, wird dieser Lager-

bestand bei allen weiteren Spezifikationen zur separaten und gemeinsamen Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl berücksichtigt.

4.2.2 Strukturelle State Dependence

Wie in Kapitel 2.5 bereits kurz diskutiert, wird in dieser Arbeit Strukturelle State Dependence durch die Aufnahme von zusätzlichen Kovariaten in die Nutzenfunktion berücksichtigt. Auf Grund ihrer weiten Verbreitung im Marketing wird die von Guadagni und Little (1983) eingeführte Loyalitätsvariable LOY ($LOY_{nj}^t = \lambda_n LOY_{nj}^{t-1} + (1 - \lambda_n) LBP_{nj}^t$) verwendet. Während in den Modellen, welche Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl interdependent modellieren, der Verfallsparameter λ_n dieser Loyalitätsvariable stets auf 0.8 restringiert wurde (vgl. Chiang 1991; Chintagunta 1993), ist sie in den separaten Modellen bisher nicht in dieser Form berücksichtigt worden. Im empirischen Teil dieser Arbeit soll daher die Variable LOY sowohl mit restringiertem als auch mit freiem Verfallsparameter modelliert werden. Durch diese Art der Spezifikation werden zwei unterschiedliche Ziele verfolgt. Der Verfallsparameter wird aus den Daten abgeleitet und somit kann in der Schätzung keine Verzerrung durch a-priori festgesetzte Werte entstehen. Auch ist der oft verwendete Spezialfall der Loyalitätsvariablen, die LBP , mit in dieser Spezifikation enthalten. Der Vergleich zwischen Schätzungen mit restringiertem und flexiblem Verfallsparameter soll dabei die Sensitivität hinsichtlich dieser Art der Spezifikation aufzeigen. Des Weiteren wird durch das Verwenden eines flexiblen Verfallsparameters bereits bei der Entstehung des Kauf-Feedback die Heterogenität der Konsumenten berücksichtigt. So ist anzunehmen, dass die Entscheidungsträger in unterschiedlicher Stärke vergangene Käufe erinnern und die Loyalität gegenüber den einzelnen Alternativen daher in verschiedener Weise durch diese vergangenen Käufe beeinflusst wird. Restringierte Verfallsparameter, wie sie zur Konstruktion von LBP oder auch bei der Ermittlung von LOY mit dem fixierten Wert 0.8 entstehen, können diese Unterschiede im Erinnerungsvermögen der Entscheidungsträger hingegen nicht abbilden.

Die Loyalitätsvariable LOY wird als Exogene in die Nutzenfunktion der Markenwahl aufgenommen. Dadurch beeinflusst sie indirekt durch den Kategoriewert CV auch die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der Produktkategorie. Die Nutzenfunktion der Mengenwahl bleibt hingegen völlig unberührt. Die Aufnahme der Strukturellen State Dependence mittels Ergänzung der statischen Nutzenfunktion wird gewählt, da sie in der Modellierung der Markenwahl die am stärksten verbreitete ist (vgl. Ailawadi & Neslin 1998; Bucklin et al. 1998). Da es in der interdependenten Modellierungsphilosophie nur eine Nutzenfunktion für alle drei Entscheidungen gibt, wird die Loyalitätsvariable zur Abbildung der Strukturellen State Dependence in dieser Nutzenfunktion berücksichtigt.

4.2.3 Flexibler Konsum

Wie bereits in Kapitel 2.3 diskutiert, soll in der vorliegenden Arbeit ein flexibler, täglicher Konsum berücksichtigt werden. Flexibel in diesem Zusammenhang bedeutet, dass die Konsumenten ihr Konsumverhalten an ihre Lagerbestände anpassen. So wäre es möglich, dass eine große Menge an Produkten auf Lager auch zu höherem Verbrauch führt (Gründe für einen solchen flexiblen Konsum wurden bereits in Kapitel 2.3 diskutiert). Auch wenn ein solcher in den betrachteten Produktkategorien a-priori von wenig Bedeutung zu sein scheint (siehe die spätere Diskussion in Kapitel 5.3), soll diese Möglichkeit auf Grund der Ergebnisse von Ailawadi und Neslin (1998), welche selbst in der Ketchup-Kategorie flexiblen Konsum fanden, nicht ausgeschlossen werden. In ihrem Artikel zeigen Ailawadi und Neslin (1998), dass Modelle mit flexiblem Konsum solchen mit fixem Konsum in den von ihnen betrachteten Produktkategorien überlegen sind. Hinsichtlich der Modellierung dieses flexiblen Konsums können sie weiterhin demonstrieren, dass eine stetige, nichtlineare Funktion besser als eine stückweise definierte Spline-Funktion das Verhalten der Konsumenten abbildet. Auf Grund dieser Vorteilhaftigkeit und auch weiterer, unten näher ausgeführte Eigenschaften der stetigen, nichtlinearen Funktion von Ailawadi und Neslin (1998) zur Abbildung des täglichen Konsums, wird diese Form der Modellierung übernommen:

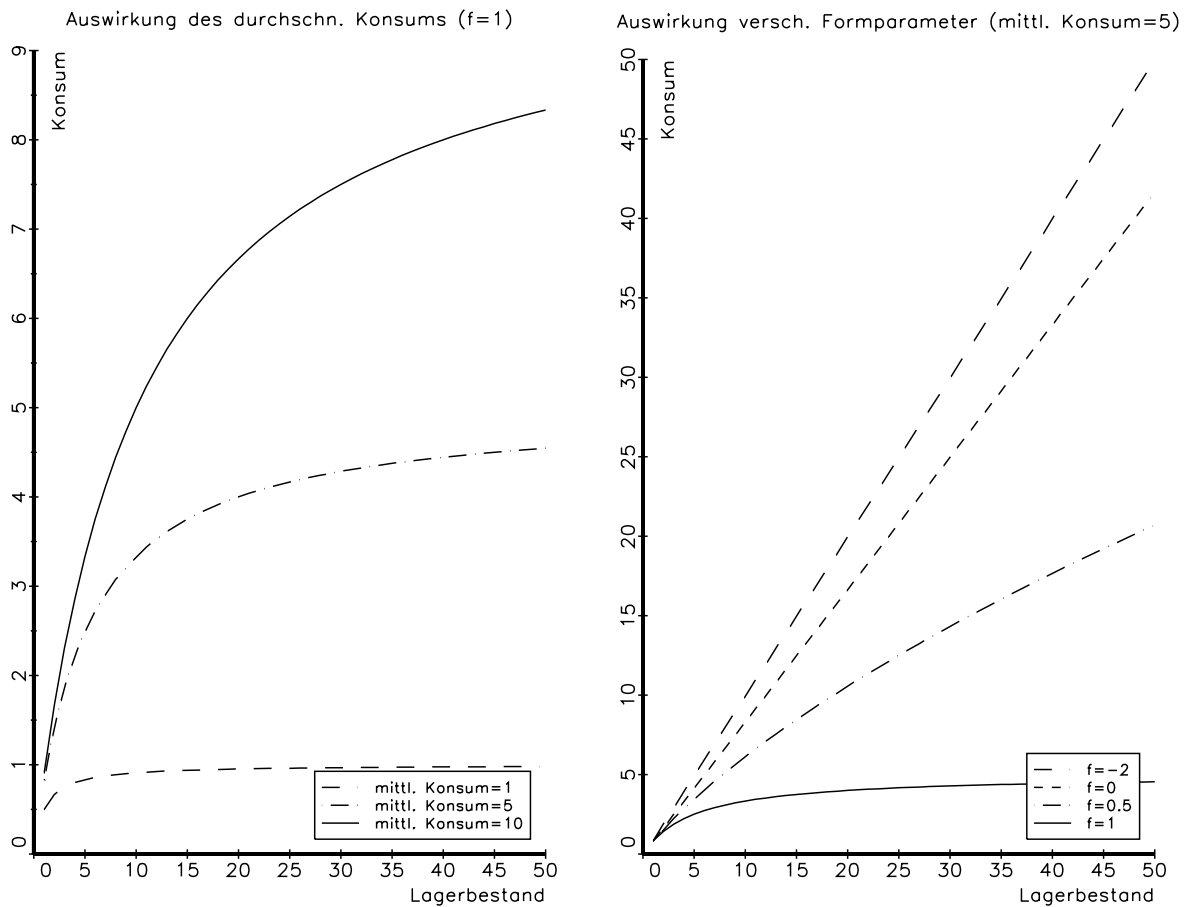
$$C_{nl} = INV_n^l \left[\frac{\bar{C}_n}{\bar{C}_n + (INV_n^l)^{f_n}} \right]. \quad (4.2)$$

Dabei ist f_n der individuelle Formparameter, welcher angibt, wie der Haushalt auf einen höheren Lagerbestand reagiert. Je kleiner der Wert für diesen Formparameter ist, desto höher ist die Flexibilität des Konsums in Bezug auf den vorhandenen Lagerbestand (siehe Abbildung 4.1 links). Für ein fixiertes f_n ergibt sich gemäß Formel (4.2) jedoch auch, dass Konsumenten mit einer höheren durchschnittlichen Verbrauchsrate für jeden Wert des Lagerbestandes auch einen höheren Verbrauch haben (siehe Abbildung 4.1 rechts). Es gelingt also durch die Aufnahme eines einzigen weiteren Parameters eine hinreichend flexible Form des täglichen Konsums zu spezifizieren, die ferner garantiert, dass dieser keine negativen Werte annehmen kann. Der Parameter f_n wird dabei während der Schätzung der Modellparameter ebenfalls mitberechnet.

4.2.4 Zeitvariierende Sensitivitäten

Der Einfluss vergangener Preispromotions auf das aktuelle Kaufverhalten sowie auf die Erwartungen der Konsumenten hinsichtlich zukünftiger Preise wird in dieser Arbeit mittels

Abbildung 4.1: Konsumverläufe unter verschiedenen Spezifikationen



zeitvariierender Sensitivitäten berücksichtigt. Dabei wird der Preisparameter der Modelle in Anlehnung an die Studien von Papatla und Krishnamurthi (1996) und Mela et al. (1998) als Funktion vergangener Preispromotions modelliert. Die individuen-spezifischen Preisparameter des separaten Modells β_n der Markenwahl und δ_n der Mengenwahl sowie die μ_n^* der gemeinsamen Modellierung variieren demnach über die Einkaufsstättenbesuche der Haushalte.

Papatla und Krishnamurthi (1996) modellieren im Rahmen eines Probit-Modells zur Erklärung der Mengenwahl von Konsumenten den Preisparameter als eine additive, lineare Funktion von früheren Preispromotions mit normalverteilten Störgrößen, welche zusammen mit der Struktur des Markenwahlmodells in einem heteroskedastischen Probit-Modell resultieren. Ähnliche Annahmen werden von Mela et al. (1998) getroffen, jedoch untersuchen diese Autoren in ihrer Studie die Kaufentscheidung sowie die Mengenwahl in einer Produktkategorie mittels Regressionen.

Um die sehr komplexen Varianz- und Kovarianzstrukturen der obigen Studien zu vermeiden, wird in dieser Arbeit eine etwas einfachere Form der Modellierung verwendet. Es

wird dabei angenommen, dass die zeitvariierende Preissensitivität μ_n^{*t} eines Konsumenten aus zwei Teilen besteht (gleiches gilt für die Preisparameter β_n^t und δ_n^t aus der separaten Modellierung). Dies ist zum einen eine individuelle Konstante μ_n^* , welcher der Preissensitivität des Konsumenten ohne jegliche Promotionaktionen entspricht. Zum anderen ist es ein Bestandteil, welcher sich aus der bis zum Zeitpunkt t beobachteten Häufigkeit von Preispromotions in der Produktkategorie PP_n^t und der Reaktion des Konsumenten auf diese Häufigkeit μ_n^{*PP} zusammensetzt. Dementsprechend werden die zeitvariierenden Parameter definiert durch $\mu_n^{*t} = \mu_n^* - \mu_n^{*PP}PP_n^t$ und somit kann PP_n^t auch als zusätzlicher Interaktionsterm interpretiert werden. Die zeitvariierenden Parameter werden dann in den Modellen anstatt der statischen Preisparameter verwendet. Da die Preisparameter gemäß der Modellspezifikation nicht negativ sind, gilt: Sind die Parameter $\{\mu_n^{*PP}\}$ kleiner Null, so werden die Konsumenten bei häufigeren Preispromotions preissensibler. Sind sie hingegen größer Null, so verringern häufige Promotions in der Vergangenheit die Sensitivität der Konsumenten gegenüber den aktuellen Preisen.

Die Bestimmung der bis zum Zeitpunkt t beobachteten Häufigkeit von Preispromotions in der Produktkategorie PP_n^t durch Konsument n gestaltet sich zunächst problematisch: Da in den der Analyse zugrunde liegenden Daten ausschließlich Informationen über die von den Konsumenten wahrgenommenen Preise bei ihren Einkaufsstättenbesuchen vorliegen, ist es prinzipiell weder möglich, die Häufigkeit von Preispromotions der einzelnen Marken, noch die Häufigkeit der Preispromotions in der Produktkategorie zu berechnen. Es wird daher zuerst eine Indikatorvariable $PROM_n^t$ für jeden Haushalt n und jeden Zeitpunkt t generiert, welche angibt, ob der Preis der Kategorie für den Konsumenten eine Preispromotion darstellt. Ist dies der Fall, so bekommt diese Preispromotionvariable den Wert 1 zugewiesen, sonst den Wert 0 (die genaue Berechnung dieser Indikatorvariablen findet sich in der Beschreibung der Daten in Kapitel 5). Die bis zum Zeitpunkt t beobachtete Häufigkeit von Preispromotions in der Kategorie wird dann berechnet durch

$$PP_n^t = \lambda_n PP_n^{t-1} + (1 - \lambda_n) PROM_n^{t-1}$$

mit λ_n als haushaltsspezifischem Verfallsparameter, der zu schätzen ist und angibt, wie stark die Konsumenten frühere Preispromotions vergessen.

4.2.5 Zusammenfassende Darstellung der empirischen Modelle

Insgesamt ergeben sich durch die obigen Ausführungen sowohl für die separate als auch für die gemeinsame Modellierung verschiedene Kombinationen an Modellspezifikationen, welche in Tabellen 4.1 aufgeführt sind. Die Spalten in der Tabelle geben dabei an, ob die im Spaltenkopf genannte Spezifikation verwendet oder aber ob die Basisspezifikation

beibehalten wird. So stellt beispielsweise Inv-Gloy das Basismodell dar, in welchem Konsum, Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen und Preissensitivität konstant modelliert werden. Das Modell Inv-Gloy-Preisvar hingegen berücksichtigt zeitvariierende Preissensitivitäten und die Bezeichnungen der anderen Modelle ergeben sich analog.

Tabelle 4.1: Die Spezifikationen der Analyse

Modell	Konsum flexibel	LOY-Verfall flexibel	Preissensitivität flexibel
Inv-Gloy			
Inv-Gloy-Preisvar			x
Inv-Gloyvar-Preisvar		x	x
Inv-Gloyvar		x	
Invvar-Gloyvar	x	x	
Invvar-Gloy-Preisvar	x		x
Invvar-Gloyvar-Preisvar	x	x	x
Invvar-Gloy	x		

Durch die Kombination der möglichen Spezifikationen mit den unterschiedlichen Nutzenfunktionen der separaten und der gemeinsamen Modellierungsphilosophie entstehen so $2 \times 2^3 = 16$ verschiedene Spezifikationen. Diese werden alle im Rahmen der bayes'schen Schätztheorie, welche im Folgenden näher erläutert wird, geschätzt. Da keine kommerzielle Software zur Berechnung der Modellparameter existiert, werden sämtliche Modellspezifikationen in der Programmiersprache Gauss implementiert und analysiert.

4.3 Die Schätzmethode

Um die oben vorgestellten Modelle und insbesondere die darin enthaltenen individuen-spezifischen Parameter schätzen zu können, wird auf die Technik der Datenverdichtung (vgl. Tanner & Wong 1987) zurückgegriffen. Bei der Datenverdichtung werden latente Variablen zu den Modellparametern hinzugenommen um die Schätzung des Modells zu vereinfachen. Da die Technik der Datenverdichtung auf den Annahmen der bayes'schen Schätztheorie fußt, soll diese im folgenden Abschnitt in ihren Grundzügen vorgestellt und danach für die oben diskutierten Modelle implementiert werden.

4.3.1 Die bayes'sche Schätztheorie

Der Term bayes'sche Schätztheorie umfasst alle praktischen Methoden, die, basierend auf der bayes'schen Statistik und unter Zunahme von Wahrscheinlichkeitsmodellen, helfen, Schlussfolgerungen über unbekannte Größen zu ziehen. Dabei unterscheidet sich die bayes'sche Statistik von der klassischen Statistik insofern, dass sie die unbeobachtbaren Parameter, die den beobachtbaren Daten zu Grunde liegen, nicht als ein Fixum sieht, sondern, dass sie diese als Zufallsgrößen betrachtet. Über diese Zufallsgrößen existieren vor

der Untersuchung mehr oder wenige informationshaltige a-priori-Annahmen, die dann, zusammen mit den beobachteten Daten und gemäß der bayes'schen Formel zu einer a-posteriori-Verteilung führen. Diese a-posteriori-Verteilung gibt die Wahrscheinlichkeitsdichte der unbeobachtbaren Parameter unter Berücksichtigung von beobachteten Daten und bereits existierendem Wissen an. Sei also $k(\theta)$ die a-priori-Verteilung der Parameter θ , $L(Y|\theta)$ die Wahrscheinlichkeit für die Beobachtung y bei zu Grunde liegender Parameter θ und $K(\theta|Y)$ die a-posteriori-Verteilung nach Beobachtung der Daten, dann gilt nach der bayes'schen Formel:

$$K(\theta|Y)L(Y) = L(Y|\theta)k(\theta)$$

mit $L(Y) = \int L(Y|\theta)k(\theta)d\theta$. Hieraus folgt also

$$K(\theta|Y) \propto L(Y|\theta)k(\theta).$$

Der Erwartungswert dieser Verteilung

$$\bar{\theta} = \int \theta K(\theta|Y)d\theta$$

entspricht aus der klassischen Sicht einem Schätzer, der die gleichen asymptotischen Eigenschaften hat wie der Maximum Likelihood Schätzer (vgl. Train 2002) und dementsprechend interpretiert werden kann.

Ziel ist es, die a-posteriori-Dichte zu bestimmen, um so Aussagen über die unbeobachtbaren Parameter treffen zu können. Dabei gilt, dass der Einfluss der beobachtbaren Daten auf diese Dichte umso größer wird, je mehr Beobachtungen vorliegen und die a-priori-Annahmen, die in der klassischen Statistik nicht existieren, verlieren dann an Gewicht (vgl. Robert 2001).

Die bayes'sche Schätztheorie besteht aus drei Stufen:

Aufstellen eines vollen Wahrscheinlichkeitsmodells

In diesem Schritt wird eine gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung für alle beobachtbaren und unbeobachtbaren Größen eines Modells aufgestellt. Dieses Modell sollte im Einklang mit dem bisherigen Wissen stehen.

Einbeziehung der beobachteten Daten

Im zweiten Schritt steht die Berechnung und Interpretation der a-posteriori-Verteilung

im Vordergrund, d.h. der Verteilung, die die Annahmen der a-priori-Verteilung mit den Erkenntnissen aus den beobachteten Daten vereint.

Berechnung des Modellfits und der resultierenden Implikationen

An letzter Stelle des bayes'schen Schätzprozesses steht die Evaluierung der Modellgüte und die Überprüfung der Ergebnisse auf ihre logische Konsistenz.

Der Vorteil der bayes'schen Schätztheorie gegenüber klassischen Schätzmethoden besteht aus zwei Aspekten: Zum einen muss in der bayes'schen Schätztheorie keine Funktion maximiert werden. Klassische Prozeduren scheitern oft bereits an der Spezifikation der Startwerte oder finden statt globaler lediglich lokale Maxima. Dieses Problem muss in der bayes'schen Schätztheorie nicht berücksichtigt werden. Zum anderen werden Eigenschaften wie Konsistenz und Effizienz in dieser Theorie sehr einfach erreicht (vgl. Train 2002).

In komplizierteren Modellen ist es selten der Fall, dass die a-posteriori-Verteilung direkt berechnet werden oder durch Züge aus derselbigen approximiert werden kann. In diesen Fällen kann jedoch auf die Methode der Markov-Ketten-Simulation zurückgegriffen werden, in denen die gesuchte a-posteriori-Verteilung der stationären Verteilung der Markov-Kette entspricht. Die am weitest verbreitete Methode der Markov-Ketten-Simulation ist der Metropolis-Algorithmus und hier insbesondere der Gibbs-Sampler.

4.3.2 Ziehen aus Verteilungen

Die Idee der Markov-Ketten-Simulation ist es, einen Random Walk in dem Parameterraum der unbekanntenen Größen zu simulieren, dessen stationäre Verteilung die a-posteriori-Verteilung der Parameter gegeben der beobachteten Daten ist. Zieht man Zufallszüge einer speziell konstruierten Markov-Kette und wiederholt diese Simulation lange genug, so erhält man Züge der gesuchten Verteilung. Wie bereits oben erwähnt, bietet sich der Gibbs-Sampler und der Metropolis-Hastings-Algorithmus zur Simulation der Markov-Kette an. Es kann gezeigt werden, dass der Gibbs-Sampler ein Spezialfall des Metropolis-Algorithmus ist (siehe auch Gelman, Carlin, Stern & Rubin 1995). Im Folgenden sollen beide jedoch getrennt voneinander diskutiert werden.

4.3.2.1 Der Gibbs-Sampler

Um Züge aus einer Verteilung zu erhalten, werden im Gibbs-Sampler die Zufallszüge alternierend und konditional der vorangegangenen Züge gezogen. Tanner und Wong (1987) zeigen, dass unter gewissen, leicht erreichbaren Bedingungen die Approximationen auch

tatsächlich gegen die gesuchte Verteilung konvergieren.

Sei für ein $p > 1$ die Zufallsvariable X gegeben und es gelte $X = (X_1, \dots, X_p)$, wobei die X_i entweder ein- oder mehrdimensional sind. Weiter gelte die Annahme, dass konditionale Verteilungen f_1, \dots, f_p existieren mit

$$X_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_p \sim f_i(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_p).$$

Sei X^0 beliebig gewählt. Der zugehörige Gibbs-Sampler ist dann gegeben durch den folgenden Übergang von X^t zu X^{t+1} (vgl. Robert & Casella 2004):

Gibbs-Sampler:

Gegeben $x^t = (x_1^t, \dots, x_p^t)$ generiere

$$X_1^{t+1} \sim f_1(x_1 | x_2^t, \dots, x_p^t)$$

$$X_2^{t+1} \sim f_2(x_2 | x_1^{t+1}, x_3^t, \dots, x_p^t)$$

.

.

.

$$X_p^{t+1} \sim f_p(x_p | x_1^{t+1}, \dots, x_{p-1}^{t+1})$$

Für genügend große t ist dann X^t ein Zug aus der gemeinsamen Verteilung von X und nicht mehr abhängig von der a-priori festgelegten Startverteilung. Es lassen sich also Zufallszüge von X generieren, welche auf den konditionalen Verteilungen basieren und damit besonders einfach zu berechnen sind. Somit ist selbst das Ziehen in hoch-dimensionalen Problemen durchführbar. Der Gibbs-Sampler eignet sich insbesondere für das Simulieren auf Basis von hierarchischen Strukturen, wie sie in der bayes'schen Schätztherorie benutzt werden, weil in diesen das Runterbrechen auf niedrigdimensionale Teilgrößen besonders einfach ist. (Eine Illustration zur Anwendung des Gibbs-Samplers am Beispiel einer linearen Regression findet sich in Anhang D.)

Zwei Probleme entstehen jedoch bei der iterativen Simulation von Zufallszügen einer Verteilung: Zum einen gibt es keine feste Regel, ab welchem t die Konvergenz der Markov-Kette erreicht ist und zum anderen besteht selbst nach dieser Konvergenz das Problem der seriellen Korrelation der Züge der aufeinander folgenden Iterationen (Gelman et al. 1995, S. 329). Während das letztere Problem sehr einfach durch Auslassen von einzelnen Zügen gelöst werden kann (d.h. nur jeder k -te Zug wird für die späteren Analysen verwendet), wird das Problem der Konvergenz der Markov-Kette, wie oben bereits erwähnt, dadurch gelöst, dass die ersten Züge dieser Kette bei der Berechnung der a-posteriori-Verteilung nicht berücksichtigt werden. Die Anzahl dieser ersten Züge wird dabei in den meisten

praktischen Anwendungen sehr groß gewählt, so dass davon ausgegangen werden kann, dass diese Anzahl die Konvergenz der Kette sichert. Ob ab diesem Zeitpunkt tatsächlich Konvergenz vorliegt, wird meist mittels grafischer Analyse der Iterationswerte der einzelnen Parameter bestimmt (vgl. Allenby & Ginter 1995). Analytische Tests zur Bestimmung der Konvergenz von Markov-Ketten werden von Cowles und Carlin (1996) diskutiert. Eine Möglichkeit wäre die Simulation verschiedener Markov-Ketten mit unterschiedlichen Startwerten und ein Vergleich der Varianz innerhalb sowie zwischen den Ketten. Eine solche Statistik wird von Gelman et al. (1995, S. 331f.) vorgeschlagen und auch von Klapper et al. (2005) verwendet, jedoch ist eine analytische Bestimmung der Konvergenz im Rahmen von Untersuchungen mit Paneldaten auf Grund des hohen rechnerischen Aufwands meist sehr unpraktikabel und daher wird in dieser Arbeit darauf verzichtet.

4.3.2.2 Der Metropolis-Hastings-Algorithmus

Schlagen alle Versuche aus einer gegebenen Verteilung Zufallszahlen zu ziehen und insbesondere auch der oben diskutierte Gibbs-Sampler fehl, so kann der Metropolis-Hastings-Algorithmus verwendet werden. Dieser Algorithmus wurde ursprünglich von Metropolis, Rosenbluth, Rosenbluth, Teller und Teller (1953) entwickelt und schließlich von Hastings (1970) generalisiert. Eine allgemeine und verständliche Beschreibung sowie der Beweis der Konvergenz finden sich bei Robert und Casella (2004). An dieser Stelle wird lediglich ein für diese Arbeit wichtiger Spezialfall diskutiert.

Sei wieder f die Verteilung, aus der Zufallszüge gezogen werden sollen und sei X^0 eine beliebige Zahl (oder Vektor). Der Metropolis-Hastings-Algorithmus definiert den Übergang von X^t zu X^{t+1} wie folgt (vgl. Train 2002):

Metropolis-Hastings-Algorithmus:

1. Definiere $\tilde{X}^{t+1} = X^t + \eta$, wobei η ein Zug aus einer beliebigen Verteilung mit Erwartungswert 0 ist. Meist wird hier die Normalverteilung benutzt.
2. Ist $f(\tilde{X}^{t+1}) > f(X^t)$, so akzeptiere \tilde{X}^{t+1} und setze $X^{t+1} = \tilde{X}^{t+1}$.
Ist $f(\tilde{X}^{t+1}) \leq f(X^t)$, so akzeptiere \tilde{X}^{t+1} mit Wahrscheinlichkeit $f(\tilde{X}^{t+1})/f(X^t)$.
Wird \tilde{X}^{t+1} akzeptiert, so setze $X^{t+1} = \tilde{X}^{t+1}$, andernfalls setze $X^{t+1} = X^t$

Für genügend große t ist X^t ein Zug aus der Verteilung f .

Der Metropolis-Hastings-Algorithmus umgeht also eines der wesentlichen Probleme bei der Erzeugung von Zufallszügen aus komplexen Verteilungen: das direkte Ziehen aus diesen. Oft existieren für solche Verteilungen nämlich nur mathematische Definitionen, für

das Erzeugen von Zufallszahlen gibt es meist keine Regeln. Der Metropolis-Hastings-Algorithmus benötigt nun lediglich das Ziehen aus einer beliebigen Verteilung mit Erwartungswert 0 in Schritt 1, sowie die Berechnung der in Betracht stehenden Verteilungsfunktion an einzelnen Punkten in Schritt 2. Der erste Schritt stellt z.B. mit Standardsoftware zur Generation von Zufallszügen aus der Normalverteilung kein Problem dar und auch der zweite Schritt kann, wenn eine mathematische Definition der betreffenden Verteilungsfunktion vorliegt, sehr einfach umgesetzt werden. Somit ist der Metropolis-Hastings-Algorithmus ein vielseitiges Instrument zur Generierung von Zufallszügen aus beliebigen Verteilungen, welches auch in den Analysen der vorliegenden Arbeit Anwendung findet. Allerdings bleibt festzuhalten, dass dieser nur eingesetzt werden sollte, wenn keine anderen Möglichkeiten zum Ziehen aus einer Verteilung anwendbar sind: Prinzipiell ist der Aufwand dieser iterativen Bestimmung von Zufallszügen höher als wenn, wie bei dem Gibbs-Sampler, direkt aus den in Betracht stehenden Verteilungen gezogen wird.

4.3.3 Anwendung der bayes'schen Schätztheorie

Im Folgenden soll die Anwendung der bayes'schen Schätztheorie auf die in dieser Arbeit verwendeten und in Abschnitt 4.1 und 4.2 vorgestellten Modelle erklärt werden. Dabei wird zunächst der hierarchische Aufbau der Modelle erläutert, um im Anschluss die Schätzmethodik und die unterliegenden a-priori-Annahmen zu diskutieren.

4.3.3.1 Der hierarchische Aufbau der Modelle

Die Modelle basieren beide zum einen auf beobachtbaren Daten, zum anderen aber auch auf nicht-beobachtbaren, d.h. latenten, individualspezifischen Parametern. Diese individualspezifischen Parameter gilt es zu schätzen. Die gemeinsame a-posteriori-Verteilung dieser Parameter ist nicht bekannt.

Die beobachtbare abhängige Variable in den Modellen ist das Kaufverhalten zum Zeitpunkt t , d.h. die Wahl des Kaufzeitpunktes sowie die Mengen- und Markenwahl $Q_{nt} = (Q_{n1t}, \dots, Q_{nJ+1t})$. Dabei gibt Q_{njt} an, wie viele Einheiten von Marke j der Haushalt n

wählt. Die Struktur der Abhängigkeiten in den Modellen kann in hierarchischer Form dargestellt werden:

Q_{nt}		$\theta_n, Q_{nt-1}, Inv_{nt}, PP_t, P_t, \epsilon_{nt}$	Kaufverhalten
Inv_{nt}		$\theta_n, Inv_{nt-1}, \bar{C}_n, Q_{nt-1}$	Lagerbestand
θ_n		$\bar{\theta}, \Sigma_\theta$	Heterogenität
$\bar{\theta}$		$\theta_0, \Sigma_{\theta_0}$	
Σ_θ		$\sigma_0, \Sigma_{\sigma_0}$	
ϵ_{nt}			Störterm.

mit θ_n als individuenspezifischem Parameter und $\{\theta_n\}$ als Allgemeinheit dieser. Die gemeinsame Dichtefunktion der $\{\theta_n\}$ lasse sich beschreiben durch zwei Parameter $\bar{\theta}$ und Σ_θ , welche wiederum eigenen Dichteverteilungen folgen. Zudem existieren noch die das Kaufverhalten beeinflussenden Störgrößen, welche unabhängig und identisch extremwert verteilt sind.

Gemäß der oben postulierten Modelle ist das Kaufverhalten Q_{it} abhängig von den individuellen Präferenzen, dem letzten Kaufverhalten, dem Lagerbestand, der wahrgenommenen Preispromotionhäufigkeit in der Produktkategorie, den Preisen der aktuellen Periode und Störtermen. Der Lagerbestand wiederum hängt ab von dem Lagerbestand und dem Konsum der letzten Periode, dem Kaufverhalten in der letzten Periode und dem individuenspezifischen Parameter θ_n . In den Modellen mit fixem Konsum entfällt diese Stufe der Hierarchie, da dann der Lagerbestand bereits vor Schätzung des Modells deterministisch festgelegt wird.

Alle Modelle lassen sich somit durch eine hierarchische Abfolge von konditionalen Verteilungen beschreiben. Das folgende Kapitel erläutert, wie sich die bayes'sche Schätzmethode diese Struktur zunutze macht.

4.3.3.2 Spezifikation der a-priori-Annahmen und Schätzung der Modelle

Gesucht ist gemäß den vorherigen Ausführungen die gemeinsame a-posteriori-Verteilung der individuellen Parameter $\{\theta_n\}$ für jedes zu schätzende Modell. Da die Schätzung dieser Parameter in der Theorie unabhängig von der gewählten Modellspezifikation ist, wird im Folgenden nicht zwischen diesen unterschieden. Zu beachten ist jedoch, dass sich die individuellen Parameter drei Teilmengen $\{\beta_n\}$, $\{\gamma_n\}$ und $\{\delta_n\}$ zuordnen lassen. Die Parameter der ersten Teilmenge, die $\{\beta_n\}$ unterliegen dabei keiner Beschränkung. Sowohl positive als auch negative Werte können für sie in Frage kommen. In diese Teilmenge fallen beispielsweise die Parameterschätzer der markenspezifischen Intercepts oder auch die

Reaktion der Konsumenten auf ihr eigenes, vergangenes Kaufverhalten (d.h. die Strukturelle State Dependence). Für die zweite Teilmenge gilt, dass ihre Elemente ausschließlich positive Werte annehmen dürfen. In diese Teilmenge fallen die Parameter, welche aus sachlogischen oder modelltheoretischen Gründen auf Werte größer Null restringiert sind. So sind dies beispielsweise die Preisparameter der einzelnen Modelle oder auch der Parameter aus der Budgetrestriktion des Modells von Arora et al. (1998). Die Parameter $\{\delta_n\}$ hingegen dürfen lediglich Werte zwischen 0 und 1 annehmen, so z.B. die Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen oder der wahrgenommenen Preispromotionhäufigkeiten.

Bei der Mehrzahl der Anwendungen der bayes'schen Schätztheorie im Marketing und insbesondere bei der Schätzung von Mixed Logitmodellen, werden lediglich normalverteilte Parameter erlaubt. Da die Normalverteilung jedoch sowohl positive als auch negative Werte annehmen kann und noch dazu keine obere oder untere Grenze für sie existiert, ist sie in vielen Modellen und insbesondere in den in dieser Arbeit betrachteten ungeeignet. Sowohl klassische als auch bayes'sche Schätzmethoden können dieses Problem zwar umgehen, jedoch treten in beiden Fällen spezifische Probleme auf (Train 2001): So sind andere Verteilungen als die Normalverteilung mit klassischen Methoden einfach zu implementieren, jedoch ist es äußerst schwierig, dann noch die Korrelationen zwischen den Parametern zu berücksichtigen. Bayes'sche Schätzmethoden hingegen haben keine Probleme mit der Berücksichtigung von Korrelationen, werden aber extrem langsam, wenn aus anderen Verteilungen simuliert werden soll. So verwenden Arora et al. (1998) zwar die Gamma-Verteilung zur Sicherstellung von positiven Parameterschätzern, doch ist deren Implementierung extrem aufwendig und macht die Schätzung insbesondere bei großen Datensätzen sehr langsam.

Eine Möglichkeit, beschränkte Verteilungen mit korrelierten Parametern zu schätzen wird von Train und Sonnier (2005) diskutiert. Der Lösungsansatz der beiden Autoren basiert dabei auf der Beobachtung, dass bayes'sche Methoden schnell bleiben, so lange lediglich Transformationen der Normalverteilung verwendet werden, die keine zusätzlichen Parameter benötigen. Die für diese Arbeit wichtigsten Verteilungen, welche sich als solche Transformationen der Normalverteilung ergeben, sind die Log-Normalverteilung sowie Johnsons S_B -Verteilung (siehe Johnson & Kotz 1970). Sei β normalverteilt mit Mittelwert b und Varianz W , so lautet die Transformation bei der Log-Normalverteilung $c = \exp(\beta)$. Der Erwartungswert der Log-Normalverteilung ist dann $E(c) = \exp(b+W/2)$. Die Transformation auf Bereiche zwischen 0 und 1 mittels Johnsons S_B -Verteilung ist $c = \exp(\beta)/(1 + \exp(\beta))$. Die Berechnung der Momente dieser Verteilung gestaltet sich äußerst schwierig und lediglich die Berechnung des Medians gelingt mittels geschlossener Form: $\text{Median}(c) = 1/(1 + \exp(b/W))$ (vgl. Train & Sonnier 2005). Da der Einfluss der a-priori-Verteilung auf die resultierende a-posteriori-Verteilung und damit die individuellen

Schätzer auf Grund des Datenumfangs sehr gering ist, werden in dieser Arbeit auf Grund der einfachen Handhabbarkeit neben der Normalverteilung diese beiden Verteilungen für die beschränkten Parameter verwendet.

Sei also $\{\theta_n\}$ die Gesamtmenge aller zu schätzenden, individuellen Parameter vor der Transformation, so wird a-priori angenommen, dass diese normalverteilt mit Mittelwert $\bar{\theta}$ und Varianz Σ_θ sind. Die Schätzung dieser Parameter erfolgt mit Hilfe des Gibbs-Samplers und des Metropolis-Hastings-Algorithmus. Es werden so lange iterative Züge aus den bedingten Verteilungen der Parameter gezogen, bis diese gegen die gemeinsame Verteilung konvergieren, d.h. bis die Markov-Kette die Stationarität erreicht hat. Jede dieser Iterationen besteht dabei aus den folgenden drei Schritten:

1. Ziehe $\{\theta_n\}$ bedingt $\bar{\theta}$ und Σ_θ .
2. Ziehe $\bar{\theta}$ bedingt $\{\theta_n\}$ und Σ_θ .
3. Ziehe Σ_θ bedingt $\{\theta_n\}$ und $\bar{\theta}$.

Es wird der Gibbs-Sampler benutzt, um durch Ziehen aus den konditionalen Verteilungen Züge aus der gemeinsamen Verteilung der Parameter zu generieren. In jeder der drei konditionalen Verteilungen wird das Wissen aus den Daten berücksichtigt und während die Schritte 2 und 3 gemäß Train (2002) sehr einfach zu implementieren sind, muss für das Ziehen aus der bedingten Verteilung des ersten Schrittes auf den Metropolis-Hastings-Algorithmus zurückgegriffen werden. Es ist zu beachten, dass der erste Schritt dabei eigentlich aus zwei Teilschritten besteht: zum einen dem Ziehen aller individualspezifischen Parameter aus einer Normalverteilung und zum anderen aus der Transformation einer Teilmenge der Parameter, um lognormalverteilte, bzw. beschränkte Züge für $\{\gamma_n\}$ und $\{\delta_n\}$ zu erhalten.

1. Schritt: Ziehen von $\{\theta_n\}$

Sei $\theta_n^{(p)}$ der Zug aus der letzten Iteration. Definiere den nächsten Zug durch

$$\theta_n^{(n)} := \theta_n^{(p)} + \Delta\theta,$$

wobei $\Delta\theta$ ein Zug aus der Normalverteilung $NV(0, \text{Chol}(\Sigma_\theta)\sqrt{(\rho)})$ mit $\rho > 0$ ist. Sei gemäß den Gleichungen (3.14), (3.15) und (3.22) $Pr_n^{(p)}$ die Wahrscheinlichkeit des Eintreffens des beobachteten Verhaltens von Konsument n bei zugrunde liegendem Parameter $\theta_n^{(p)}$ bzw. dessen Transformation $\gamma_n^{(p)}$ oder $\delta_n^{(p)}$ (analog $Pr_n^{(n)}$). Die Funktionswerte der a-posteriori-Verteilung $f(\theta_n|\bar{\theta}, \Sigma_\theta)$ an den Stellen $\theta_n^{(p)}$ und $\theta_n^{(n)}$ berechnen sich durch das Produkt der a-posteriori-Verteilung der θ_i ($\sim NV(\bar{\theta}, \Sigma_\theta)$) mit der Wahrscheinlichkeit des Eintreffens:

$$f(\theta_n^{(p)}) = Pr_i^{(p)} \exp(-0.5(\theta_n - \bar{\theta})\Sigma_\theta^{-1}(\theta_n - \bar{\theta}))$$

und $f(\theta_n^{(n)})$ analog. Dem Metropolis-Hastings-Algorithmus folgend wird der neue Zug von θ_n mit einer Wahrscheinlichkeit von

$$p = \min \left[\frac{f(\theta_n^{(n)})}{f(\theta_n^{(p)})}, 1 \right]$$

als neuer Zug aus der a-posteriori-Verteilung akzeptiert.

2. Schritt: Ziehen von $\bar{\theta}$

Die a-posteriori-Verteilung $f(\bar{\theta}|\{\theta_n\}, \Sigma_\theta)$ lässt sich darstellen (vgl. Train 2002) als:

$$f(\bar{\theta}|\{\theta_n\}, \Sigma_\theta) = \text{NV} \left(\sum_{n=1}^N \theta_n / N, \Sigma_\theta / N \right).$$

Züge dieser Verteilung sind einfach zu simulieren und somit ist kein zusätzlicher Metropolis-Hastings-Algorithmus notwendig.

3. Schritt: Ziehen von Σ_θ

Die a-posteriori-Verteilung $f(\Sigma_\theta|\{\theta_n\}, \bar{\theta})$ lässt sich darstellen (vgl. Train 2002) als:

$$f(\Sigma_\theta|\{\theta_n\}, \bar{\theta}) = \text{IW} \left(\sigma_0 + N, \Sigma_{\sigma_0} + \sum_{n=1}^N (\theta_n - \bar{\theta})'(\theta_n - \bar{\theta}) \right).$$

IW steht dabei für die Inverse-Wishart-Verteilung, aus der gemäß Train (2002) einfach Zufallszahlen gezogen werden können. Als a-priori-Parameter werden $\sigma_0 =$ Anzahl der Exogenen und $\Sigma_{\sigma_0} =$ Einheitsmatrix gesetzt, was nach Arora et al. (1998) einen vernachlässigbaren Einfluss auf die Schätzergebnisse hat.

Hat die durch diese drei Schritte definierte Markov-Kette ihre Stationarität erreicht, so werden weitere Iterationen durchgeführt, um Züge aus den a-posteri Verteilungen sowohl der individuellen Parameter als auch des Mittelwerts und der Varianz zu erhalten. Die Erwartungswerte dieser Verteilungen können dann gemäß Train (2002) wie Maximum Likelihood Schätzer interpretiert werden.

4.4 Bewertung der Modellgüte

Zur Bewertung der Modellgüte werden im empirischen Teil der Arbeit zwei verschiedene Kriterien herangezogen: die *LogMarginal Density* sowie ein auf Auswahlwahrscheinlichkeiten basiertes Kriterium *Fit 2*. Diese Kriterien werden sowohl zur Berechnung des

In-Sample als auch des Hold-Out Fits verwendet und sollen im Folgenden kurz näher beschrieben werden. Die Vorgehensweisen zur Bestimmung des In-Sample und Hold-Out Fits unterscheiden sich dabei lediglich durch die zugrunde liegenden Daten: Für den In-Sample Fit werden die Beobachtungen verwendet, die auch zur Schätzung des Modells dienen, während zur Berechnung des Hold-Out Fits Beobachtungen benutzt werden, die nicht in die Schätzung eingehen.

4.4.1 Bayes'scher Modellvergleich mittels LogMarginal Density

Die LogMarginal Density eignet sich insbesondere, um nicht genestete Modelle miteinander zu vergleichen. Sie basiert auf der bayes'schen Methode zum Vergleich beliebiger Modelle M_1, \dots, M_k gegeben beobachteter Daten Y mit Hilfe der a-posteriori-Wahrscheinlichkeit der Modelle. Gemäß des Satzes von Bayes ergibt sich zunächst für die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit des Modells M_i

$$L(M_i|Y) = \frac{L(Y|M_i)L(M_i)}{L(Y)} \quad (4.3)$$

mit $L(M_i)$ als a-priori-Wahrscheinlichkeit des Modells, $L(Y|M_i)$ als Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Daten bedingt der Gültigkeit von Modell M_i und $L(Y)$ als allgemeine Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der beobachteten Daten (Rossi, Allenby & McCulloch 2005). Diese a-posteriori-Wahrscheinlichkeit kann nun herangezogen werden, um zwei verschiedene Modelle miteinander zu vergleichen. Das a-posteriori-Verhältnis von zwei Modellen M_i und M_j ergibt sich mit Gleichung (4.3) durch

$$\frac{L(M_i|Y)}{L(M_j|Y)} = \frac{L(Y|M_i)}{L(Y|M_j)} \times \frac{L(M_i)}{L(M_j)}. \quad (4.4)$$

Da in dieser Arbeit keine a-priori-Annahmen über die Vorteilhaftigkeit eines Modells über das andere gemacht werden und somit alle Modelle gleich wahrscheinlich sind, reduziert sich die rechte Seite von Gleichung (4.4) auf ihren ersten Term. Die Güte zweier Modelle kann in der vorliegenden Arbeit demnach direkt über die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Daten bedingt der Gültigkeit der Modelle beurteilt werden. Diese Wahrscheinlichkeit ist eine Randdichte und entspricht gerade dem Erwartungswert über alle möglichen Werte der Parameter θ des Modells (Allenby 1990):

$$L(Y|M_i) = \int L(Y|\theta, M_i)L(\theta|M_i)d\theta. \quad (4.5)$$

Die logarithmierte Form dieser Randdichte ist die LogMarginal Density. Sie wird insbesondere in Studien verwendet, welche eine bayes'sche Schätzung der Parameter vornehmen (z.B. Allenby et al. 1999). In der klassischen Schätztheorie wird meist das von Schwarz (1978) eingeführte *Bayesian Information Criteria* (BIC) als Approximation für die LogMarginal Density verwendet. Dies liegt darin begründet, dass in der klassischen Schätztheorie keine Informationen über die a-posteriori-Verteilung der Parameter θ vorliegen und somit eine Näherung benötigt wird. Der Nachteil des BIC ist jedoch, dass es selbst bei einer sehr großen Anzahl an Beobachtungen keine korrekte Berechnung der LogMarginal Density liefert, sondern mit einem Fehler der Ordnung $O(1)$ behaftet ist (siehe Kass & Raftery 1995, für eine ausführliche Diskussion).

Im Rahmen der bayes'schen Schätzung kann die LogMarginal Density hingegen sehr einfach berechnet werden. Mit Hilfe der in den einzelnen Iterationen berechneten Parameter und der Technik des *Importance Sampling* von Newton und Raftery (1994) gelingt eine Berechnung des Integrals in Gleichung (4.5), die, so die Autoren, fast sicher gegen den wahren Wert der LogMarginal Density konvergiert. Das Importance Sampling bedient sich dabei einer zusätzlichen Dichtefunktion, mit deren Hilfe sich folgender Schätzer für die Randdichte ergibt (vgl. Rossi et al. 2005):

$$\hat{L}(Y|M_i) = \left(\frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \frac{1}{L(\theta^r|M_i)} \right)^{-1}$$

mit R als Anzahl der Züge nach Erreichen der Konvergenz der Markov-Kette und $L(\theta^r|M_i)$ als Likelihood in der r -ten Iteration. Die LogMarginal Density wird entsprechend mit den logarithmierten Werten der Likelihood berechnet. Das Importance Sampling ist bei der empirischen Anwendung der bayes'schen Schätztheorie unter anderem auf Grund seiner Einfachheit die am weitest verbreitete Methode zur Berechnung der LogMarginal Density. In einem neueren Arbeitspapier von Lenk (2005) weist der Autor jedoch darauf hin, dass diese Art der Berechnung durchaus problematisch sein kann, da die Schätzung auch bei einer großen Anzahl von MCMC-Zügen eben nicht gegen den wahren Wert konvergiert. Und auch Liechty, Fong und DeSarbo (2005) zweifeln die Eignung der mittels des Importance Sampling berechneten LogMarginal Density zur Bewertung der Modellgüte an. Zwar schlägt Lenk Methoden zur Korrektur dieser Verzerrung vor, doch wurden diese auf Grund ihrer Komplexität noch nicht in empirischen Untersuchungen verwendet. In dieser Arbeit wird daher neben der LogMarginal Density noch ein weiteres Fitmaß verwendet, welches im folgenden Abschnitt vorgestellt wird.

4.4.2 Berechnung der Modellgüte anhand von Auswahlwahrscheinlichkeiten

Eine zweite Möglichkeit die Güte eines Modells zu bestimmen ist die Berechnung von Trefferquoten auf Basis der individuellen Parameterschätzer. Hierzu wird zunächst für jedes Individuum und jede Kaufgelegenheit die Wahrscheinlichkeit für die Wahl einer Marken-Mengen-Kombination (hierzu wird auch die Nichtkauf-Option gezählt) berechnet. Im Anschluss wird ein Vektor erstellt, welcher für jede Kaufgelegenheit die Wahl derjenigen Marken-Mengen Kombination vorhersagt, die die höchste Auswahlwahrscheinlichkeit besitzt. Die Hit-Rate berechnet sich dann als Verhältnis der korrekt vorhergesagten Wahlen zu der Gesamtanzahl an Kaufgelegenheiten. Der Nachteil dieser Hit-Rate ist, dass nur das absolute Verhältnis von richtig vorhergesagten zu der gesamten Anzahl an Wahlen und nicht die jeweiligen Anteile der einzelnen Marken-Mengen-Kombinationen berücksichtigt werden. Eine Alternative ist der von McFadden (1979) vorgeschlagene Fit1, welcher die Variation der Anteile richtig vorhergesagter Wahlen mit dem aggregierten Anteil der entsprechenden Marken-Mengen-Kombination berücksichtigt. Die Basis für die Berechnung dieses Fit1 bildet dabei eine Vorhersagetabelle, welche eine Matrix ist, die genau so viele Spalten und Zeilen besitzt, wie Marken-Mengen-Kombinationen existieren. Jeder Eintrag N_{ij} gibt dabei an, bei welcher Anzahl von Kaufgelegenheiten (über alle Konsumenten und Kaufgelegenheiten summiert) die Wahl der Marken-Mengen-Kombination i vorhergesagt, jedoch j beobachtet wurde. Die oben diskutierte Hit-Rate entspricht in dieser Schreibweise gerade dem Verhältnis zwischen der Spur dieser Matrix und der Gesamtanzahl der Kaufgelegenheiten. Der Fit1 berücksichtigt hingegen auch die jeweiligen Anteile der Marken-Mengen-Kombinationen in den beobachteten Daten und wird berechnet mit Hilfe folgender Formel:

$$\text{Fit1} = \frac{\sum_i \frac{N_{ii}}{N_{..}} - \left(\frac{N_{..}}{N_{..}}\right)^2}{1 - \sum_i \left(\frac{N_{..}}{N_{..}}\right)^2}$$

mit $N_{.i}$ als Anzahl der Beobachtungen bei denen die Kombination i gewählt wurde und mit $N_{..}$ als gesamte Anzahl an Beobachtungen. Je höher dieser Fit1 ist, desto besser kann ein Modell die Daten vorhersagen. Der maximale Wert, den ein Modell dabei erreichen kann, ist 1.

Während der Fit1 auf vorhergesagten Kaufentscheidungen basiert und in dieser oder ähnlicher Weise in empirischen Marketing-Studien verwendet wird, kritisiert Train (2002, S. 79) eine solche Evaluation der Güte eines Modells: „This statistic incorporates a notion that is opposed to the meaning of probabilities and purpose of specifying choice

probabilities“. Kritisiert wird demnach, dass in den Modellen bei der Spezifikation der stochastischen Nutzenfunktionen zwar die Unsicherheit des Forschers hinsichtlich der tatsächlichen Motivation der Konsumenten berücksichtigt wird, durch die deterministische Vorhersage von Kaufentscheidungen jedoch ein Widerspruch entsteht. Vielmehr darf und kann der Forscher lediglich Wahlwahrscheinlichkeiten für einzelne Alternativen vorhersagen, nicht jedoch tatsächliche Entscheidungen. Dementsprechend weisen Louviere, Hensher und Swait (2000, S. 55) auf die Möglichkeit hin, einen Fit2 zu berechnen, welcher statt auf vorhergesagten Entscheidungen auf vorhergesagten Auswahlwahrscheinlichkeiten basiert. Ebenso wie zur Berechnung des Fit1 wird dabei eine quadratische Matrix erstellt, welche jedoch statt der Einträge N_{ij} die Elemente P_{ij} enthält. P_{ij} gibt dabei die Summe der Auswahlwahrscheinlichkeiten für die Marken-Mengen-Kombination j an, wenn in den Daten die Entscheidung für die Kombination i beobachtet wurde. Analog berechnet sich dann der Fit2 durch

$$\text{Fit2} = \frac{\sum_i \frac{P_{ii}}{P_{..}} - \left(\frac{P_{..}}{P_{..}}\right)^2}{1 - \sum_i \left(\frac{P_{..}}{P_{..}}\right)^2}.$$

Dieses Fitmaß wird im Folgenden neben der LogMarginal Density zur Evaluation der Güte der Modelle verwendet.

4.5 Auswertung der Effekte von Preispromotions

Um die Auswirkungen von Preispromotions auf das Kaufverhalten und insbesondere auf die Generierung zusätzlicher Absätze quantifizieren zu können, wird sich im Marketing im Rahmen der Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl drei unterschiedlicher Ansätze bedient: der mathematischen Dekomposition (vgl. Gupta 1988), dem regressionsbasierten Ansatz (vgl. van Heerde, Leeflang & Wittink 2004) und der Simulation mittels Monte Carlo-Methoden (Ailawadi et al. 2005). Da nur der erstere und der letztere dieser Ansätze auf Haushaltspaneldata angewendet werden kann, werden nur diese beiden im Folgenden diskutiert.

4.5.1 Mathematische Dekomposition

Die mathematische Dekomposition der Effekte von Preispromotions kann sowohl mit Hilfe von Elastizitäten als auch mittels Abverkaufszahlen vorgenommen werden. Dabei handelt es sich in beiden Fällen um numerische Berechnungen hinsichtlich der Auswirkungen von

Preisreduktionen auf den Absatz. Im Folgenden werden diese Ansätze und die damit einhergehenden Implikationen diskutiert.

4.5.1.1 Dekomposition mittels Elastizitätenberechnung

Um die Effekte von Preispromotions auf das Kaufverhalten quantifizieren zu können, wurde in der früheren Literatur meist das Konzept der Elastizitäten zu Hilfe genommen. Bezogen auf die Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl geben die entsprechenden Elastizitäten an, um wie viel Prozent sich die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der Produktkategorie, einer Marke oder einer Menge erhöht, wenn der Preis der Marke um ein Prozent gesenkt wird. Grundlage für die Berechnung der Elastizitäten, wie sie unter anderem auch in den Artikeln von Gupta (1988), Chintagunta (1993) oder Bell et al. (1999) verwendet werden, ist dabei folgende Gleichung:

$$S_j = P(k) * P(j|k) * Q_j. \quad (4.6)$$

In dieser Gleichung ist S_j der Marktanteil von Marke j , $P(k)$ die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie, $P(j|k)$ die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf von Marke j bedingt eines Kaufs in der Produktkategorie und schließlich Q_j die gekaufte Menge von Marke j . Gleichung (4.6) kann sowohl individuen-spezifisch als auch aggregiert verwendet werden.

Die Elastizität des Marktanteils von Marke j hinsichtlich ihres Preises wurde dann berechnet mit Hilfe der Formel

$$\eta_{S_j} = \frac{\partial S_j}{\partial \text{Preis}_j} \frac{\text{Preis}_j}{S_j} = \frac{\partial P(k)}{\partial \text{Preis}_j} \frac{\text{Preis}_j}{P(k)} + \frac{\partial P(j|k)}{\partial \text{Preis}_j} \frac{\text{Preis}_j}{P(j|k)} + \frac{\partial Q_j}{\partial \text{Preis}_j} \frac{\text{Preis}_j}{Q_j}. \quad (4.7)$$

Dies entspricht gerade

$$\eta_{S_j} = \eta_{kj} + \eta_j + \eta_{Q_j} \quad (4.8)$$

mit η_{S_j} als Marktanteils-Elastizität von Marke j , η_{kj} Kaufzeitpunkts-Elastizität, η_j als Markenwahl-Elastizität und η_{Q_j} als Mengen-Elastizität hinsichtlich einer Veränderung des Preises von Marke j . Gleichung (4.8) zeigt also auf, dass sich die Elastizität des Marktanteils einer Marke als Summe dreier Komponenten darstellen lässt.

Diese Dekomposition der Elastizitäten in ihre drei Bestandteile (vgl. Gleichung (4.8)) war lange Zeit die gängigste Methode um die Effekte von Marketing-Mix Elementen und insbesondere des Preises auf den eigenen Marktanteil und den der Wettbewerber zu beurteilen (vgl. Gupta 1988; Bucklin et al. 1998). Im Einklang mit den Ergebnissen früherer Studien

zeigten Bell et al. (1999) in einer Metaanalyse, dass die Markenwechsel-Komponente von Gleichung (4.8) mit durchschnittlich 75 Prozent die beiden anderen Komponenten (Kaufzeitpunkt: 11 Prozent; Kaufmenge 14 Prozent) dominiert. Die primären Effekte (Kaufzeitpunkt und Menge) machen demnach nur ein Viertel der Gesamteffekte aus, während die Markeneffekte absolut im Vordergrund stehen. Die häufigste Interpretation dieser Ergebnisse in der Literatur war dementsprechend, dass der größte Effekt einer Preisänderung einer Marke die Markenwechselwahrscheinlichkeiten betrifft (z.B. Gupta 1988; Dekimpe, Hanssens & Silva-Risso 1999; Sethuraman, Srinivasan & Kim 1999; Dhar, Hoch & Kumar 2001).

Dass diese Auslegung der Ergebnisse jedoch nur sehr eingeschränkt gültig ist, illustrieren van Heerde, Gupta und Wittink (2003) anhand eines einfachen, an die Ergebnisse von Gupta (1988) angelehnten, Beispiels: Sei eine Marke j gegeben mit einem durchschnittlichen Marktanteil von 18 %, sei die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der entsprechenden Produktkategorie 20 %, sei die durchschnittlich gewählte Menge einer jeden Marke gerade eine Einheit und ferner gäbe es 1000 Kaufgelegenheiten für die Produktkategorie. Liegen also keine weiteren Marketing-Mix Aktionen vor, resultieren insgesamt 200 Verkäufe in der Kategorie, wovon 36 auf die betrachtete Marke entfallen. Sei nun $\eta_{S_j} = 0.248$ und sei $\eta_{kj} = 0.034$, $\eta_j = 0.210$ und $\eta_{Q_j} = 0.004$ die Elastizitäten hinsichtlich einer Feature- oder Display-Aktion, so folgt für dieses Beispiel und gemäß der bisherigen Interpretation, dass die primären Effekte dieser Aktion gerade 16 % $(=(0.034+0.004)/0.248)$ ausmachen, während die sekundären Effekte, d.h. die Veränderung, die durch einen Markenwechsel entsteht, circa 84 % $(=0.210/0.248)$ betragen. Bei einer solchen Feature- oder Display-Aktion erhöht sich also der absolute Anteil der Marke j auf Grund der Gesamtelastizität $\eta_{S_j} = 0.248$ um 9.2 Einheiten auf 45.2 $(=1.248 \cdot 36)$ Einheiten. Mit $\eta_j = 0.210$ vergrößert sich die Wahlwahrscheinlichkeit von Marke j bei einer Feature- oder Display-Aktion auf 21.8% $(=1.210 \cdot 18\%)$ und dementsprechend verringern sich die Wahlwahrscheinlichkeiten der anderen Marken auf insgesamt 78.2%. Bei einem konstanten Kategorieabsatz von 200 Einheiten würden diese Marken also nur noch 156.4, und somit 7.6 Einheiten weniger als üblich absetzen.

Es wird jedoch nicht nur die Wahrscheinlichkeit für die Wahl der Marke größer, eine Feature- oder Display-Aktion erhöht auch die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der Produktkategorie von 20% auf 20.7% $(=1.034 \cdot 20)$. Somit findet eine Kategorieexpansion von 200 auf $0.207 \cdot 1000 = 207$ Einheiten statt. Da die Wettbewerbermarken gemäß obigen Berechnungen bei einer Feature- oder Display-Aktion von Marke j zusammen einen Marktanteil von 78.2% haben, entfallen 5.4 dieser zusätzlichen sieben Einheiten auf diese Marken. Insgesamt erfahren die Wettbewerbermarken also einen Nettoverlust von $-7.6 + 5.4 = -2.2$ Einheiten und verkaufen damit nur noch insgesamt 161.8 Einheiten. Stellt man nun

den Gesamtverlust der Wettbewerbermarken von 2.2 Einheiten dem Gesamtgewinn der Marke j von 9.2 Einheiten gegenüber, so sind bei der Berücksichtigung von Kategorieexpansionseffekten nur noch 24.3% der zusätzlichen Abverkäufe durch einen Markenwechsel bedingt.

Es lässt sich festhalten, dass die Zerlegung der Elastizitäten gemäß Gleichung (4.8) in ihre drei Komponenten zwar prinzipiell eine Kategorieexpansion erlaubt, die tatsächlichen Effekte für den Markenwechsel jedoch auf Basis konstanter Absätze berechnet werden. Die bisher übliche Interpretation der Ergebnisse ist demnach nur im Fall von konstanten Kategorieabverkäufen zulässig.

4.5.1.2 Der Unit Sales Approach

Auf Grund obiger Kritik an der Dekomposition der Gesamtelastizitäten schlagen van Herde et al. (2003) den *Unit Sales Approach* zur Evaluation der einzelnen Effekte vor. Dieser Ansatz berücksichtigt explizit die Möglichkeit einer Expansion der Produktkategorie. Im Gegensatz zur Elastizitätenberechnung wird dabei von tatsächlichen Abverkäufen ausgegangen

Basis des Unit Sales Approaches ist folgende Gleichung

$$S_j = \sum_{k=1}^J S_k - \sum_{k=1, k \neq j}^J S_k, \quad (4.9)$$

welche besagt, dass die eigenen Absätze von Marke j gerade der Differenz aus den gesamten Kategorieabsätzen und der Summe der Wettbewerberabsätze entsprechen. Betrachtet man nun den Einfluss einer infinitesimalen Änderung des Preises der Marke j auf diese Absätze, so ergibt sich aus Gleichung (4.9) folgende Beziehung:

$$\frac{\partial S_j}{\partial \text{Preis}_j} = \frac{\partial \sum_{k=1}^J S_k}{\partial \text{Preis}_j} - \frac{\partial \sum_{k=1, k \neq j}^J S_k}{\partial \text{Preis}_j}. \quad (4.10)$$

Durch Division beider Seiten von Gleichung (4.10) mit $\partial S_j / \partial \text{Preis}_j$ wird die linke Seite der Gleichung zu 1 und in der rechten Seite bleiben zwei Terme stehen. Der erste Term,

$$PD_j = \frac{\partial \sum_{k=1}^J S_k / \partial \text{Preis}_j}{\partial S_j / \partial \text{Preis}_j} \quad (4.11)$$

ist dabei die Komponente der primären Nachfrage, welche dem Verhältnis des Effekts von Marketing-Mix Aktionen auf den Gesamtabsatz der Kategorie zu dem Effekt dieser

auf den eigenen Absatz entspricht. Die Komponente der sekundären Nachfrage, welche das Verhältnis der Summe der Verluste der Wettbewerbermarken zu den eigenen Effekten darstellt, ist gerade der zweite Term der rechten Seite:

$$SD_j = \frac{-\partial \sum_{k=1, k \neq j}^J S_k / \partial \text{Preis}_j}{\partial S_j / \partial \text{Preis}_j}. \quad (4.12)$$

Auf Basis der Daten der bis zu diesem Zeitpunkt veröffentlichten Artikel berechnen van Heerde et al. (2003) die sekundäre Nachfrage in den verschiedenen Produktkategorien mittels des Unit Sales Approach neu. Als Kernergebnis finden sie, dass dieser sekundäre Effekt im Schnitt nur 33 % ausmacht und damit weit unter den 75 % liegt, welche in den bisherigen Studien angegeben wurden. Nur ein Drittel der zusätzlichen Absätze einer Marke resultieren also durch Markenwechsel. Zwei Drittel der Abverkäufe können hingegen zusätzlichen Käufen in der Produktkategorie oder größeren Mengen pro Kaufakt zugeschrieben werden.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Interpretation der Dekomposition von Elastizitäten stets nur unter der Prämisse erfolgen kann, dass der Kategorieabsatz konstant ist. Andernfalls werden die sekundären Effekte weit überschätzt. Insofern empfiehlt sich zur Untersuchung der Wirkung von Preispromotions in sich ausdehnenden Kategorien die Verwendung des Unit Sales Approaches. Nichtsdestotrotz weisen van Heerde et al. (2003) darauf hin, dass auch dieser Ansatz ungeeignet ist, wenn dynamische Effekte wie Lagerhaltung oder Erwartensbildung von Konsumenten in den Daten vorliegen. Der Unit Sales Approach erlaubt lediglich eine Analyse der aktuellen Situation, gibt jedoch keine Auskunft darüber, wie primäre und sekundäre Effekte zustande kommen. So ist nicht klar, ob mehr gekauft und gleichzeitig mehr konsumiert wird, oder aber ob Konsumenten lediglich mehr kaufen um ihre Lagerbestände aufzubauen. Somit sind beide Ansätze, die Dekomposition mittels Elastizitäten ebenso wie der Unit Sales Approach, nicht geeignet die mittelfristigen Effekte von Preispromotions abzubilden und werden daher beide in dieser Arbeit nicht verwendet.

4.5.2 Bewertung durch Simulation

Eine weitere Möglichkeit, die Effekte von Preispromotions auf Basis von Haushaltsdaten zu bestimmen, ist die Verwendung von stochastischen Simulationsalgorithmen. Diese Algorithmen sind unter dem Namen *Monte Carlo Simulation* bekannt und insbesondere wegen ihrer hohen Flexibilität weit verbreitet (vgl. Ailawadi & Neslin 1998; Silva-Risso et al. 1999). Dabei ist die Monte Carlo Simulation ein statistisches Verfahren zur Berechnung von Erwartungswerten beliebiger Funktionen.

In dieser Arbeit wird die Monte Carlo Simulation verwendet, um auf Basis der geschätzten individuellen Parameter die Entscheidungen der Konsumenten bei gegebenen Preisen zu simulieren. Die Vorteilhaftigkeit dieser Methode liegt darin begründet, dass nicht nur die aktuelle Reaktion der Konsumenten auf den Marketing-Mix, sondern noch dazu die durch einen solchen Kauf entstehenden Dynamiken (z. B. höherer Lagerbestand, veränderte Sensitivitäten durch häufigere Preispromotions) und deren Einfluss auf das Kaufverhalten durch eine mehrperiodige Betrachtung beurteilt werden können.

Prinzip der Monte Carlo Simulation ist das Beurteilen der Reaktion der Konsumenten in verschiedenen Marktszenarien, welche sich über mehrere Perioden erstrecken können. Zunächst müssen daher diese verschiedenen Marktszenarien festgelegt werden. Dazu zählen insbesondere der Marketing-Mix der einzelnen Marken, sowie deren Verfügbarkeit. Anschließend werden für jeden einzelnen Kunden anhand der in der vorangegangenen Schätzungen erhaltenen individuellen Parameterwerte die Wahrscheinlichkeiten für die Auswahl der einzelnen Alternativen berechnet. Iterativ werden dann die dynamischen Effekte, welche die Kaufentscheidungen beeinflussen, aktualisiert.

Ein einfaches Beispiel soll die Vorgehensweise der Monte Carlo Simulation veranschaulichen: Startpunkt ist die Spezifikation von Anfangswerten, wie der Loyalität des Konsumenten zu den einzelnen Marken oder aber sein Lagerbestand in der Produktkategorie. Auf diesen Werten basierend wird dann der Nutzen aller Alternativen für die erste Periode berechnet und gemäß der daraus entstehenden Auswahlwahrscheinlichkeiten die Wahl einer dieser Alternativen zufällig zugeordnet. Für die nächste Periode müssen dann, basierend auf der simulierten Wahl, neue Werte berechnet werden. So reduziert sich der Lagerbestand durch den Konsum in der Zwischenzeit, erhöht sich jedoch gleichzeitig, falls in der ersten Periode eine Menge größer Null gewählt wurde. Ebenso verändert sich durch die Wahl einer Marke die Loyalität des Konsumenten zu allen Marken und somit variieren die Exogenen der Nutzenfunktion in der zweiten Periode abhängig von der simulierten Entscheidung der ersten Periode. Dies impliziert dann wieder veränderte Auswahlwahrscheinlichkeiten für die einzelnen Marken-Mengen-Kombinationen und so ziehen sich die Auswirkungen der simulierten Entscheidungen durch alle folgenden Perioden. Wiederholt man diese Simulation der Kaufsequenz oft genug, so kann man die Quotienten der simulierten Käufe zu der Anzahl der Simulationen in jeder Periode als Kaufwahrscheinlichkeiten der einzelnen Marken-Mengen-Kombinationen in der jeweiligen Periode interpretieren.

Durch Summation über die Kaufwahrscheinlichkeiten der Individuen wird schließlich der durchschnittliche Absatz der einzelnen Marken in jeder Periode berechnet und somit ein Vergleich der Effektivität unterschiedlicher Marketing-Maßnahmen ermöglicht. Die Abhängigkeit der Ergebnisse von den Startwerten wird durch Veränderung dieser oder aber durch die Wahl einer genügend großen Anzahl an Burn-In Perioden umgangen. Burn-In

Perioden sind dabei die ersten Perioden einer Simulation, welche noch sehr stark durch die Startwerte beeinflusst sind und daher in den Analysen nicht berücksichtigt werden. Die Anzahl dieser Burn-In Perioden wird dabei meist mittels grafischer Aufbereitung der Simulationsergebnisse bestimmt.

5 Die Daten der empirischen Untersuchung

Die Daten der empirischen Analysen wurden von der GfK Nürnberg bereitgestellt. Es handelt sich dabei um Haushaltspaneldaten aus zwei Produktkategorien schnell drehender Konsumgüter. Die erste Produktkategorie lässt sich dem Getränkemarkt zuordnen, wohingegen die zweite Kategorie im Weiteren unter der Bezeichnung Brotaufstrich geführt wird. Zwischen den Kategorien bestehen keine Substituts- oder Komplementärbeziehungen und beide Kategorien nehmen nur einen sehr kleinen Teil des Budgets der Haushalte ein, so dass davon ausgegangen werden kann, dass Preisaktionen innerhalb dieser Kategorien nicht zu Geschäftsstättenwechsel führen. Die Daten der beiden Produktkategorien umfassen unterschiedliche Jahre und Haushalte, so dass eine gemeinsame Untersuchung nicht möglich ist. Neben der Information, wann die Haushalte welche Marke in welcher Menge zu welchem Preis und in welchem Geschäft gekauft haben, liegen zusätzlich Informationen darüber vor, wann die Haushalte überhaupt eingekauft haben. Somit ermöglichen die Daten eine explizite Berücksichtigung der Kaufgelegenheiten, bei denen nicht in den untersuchten Produktkategorien eingekauft wurde. Es liegen in beiden Produktkategorien leider keine Informationen über weitere Marketing-Aktivitäten, wie Handzettel oder Sonderplatzierungen vor.

5.1 Produktkategorie Brotaufstriche

Bei der betrachteten Produktkategorie handelt es sich um einen wohldefinierten und abgegrenzten Teilmarkt der Gesamtkategorie Brotaufstriche. Die Haltbarkeit der Produkte in diesem Teilmarkt ist auf wenige Wochen begrenzt und zudem müssen sie ab dem Zeitpunkt des Kaufs gekühlt gelagert werden. Die Daten der Produktkategorie Brotaufstriche stammen aus den Jahren 2002 und 2003.

5.1.1 Datenselektion und -aufbereitung

Im Folgenden findet zunächst die Beschreibung der Selektion der Daten statt. Daran anschließend erfolgt eine kurze Diskussion der Aufbereitung der Haushaltspaneldaten für die späteren Analysen.

5.1.1.1 Auswahl der Haushalte

Der Produktkategorie Brotaufstrich lassen sich im Jahr 2002 insgesamt 9 verschiedene Artikel und im Jahr 2003 insgesamt 12 verschiedene Artikel zuordnen. Alle diese Artikel besitzen ähnliche Eigenschaften und liegen in der gleichen Packungsgröße vor. Fünf dieser Artikel dominieren dabei jedoch in beiden Jahren den Gesamtmarkt mit einem kumulierten Marktanteil von mehr als 95 Prozent und daher beschränken sich die folgenden Analysen auf insgesamt 132 Haushalte, die im Untersuchungszeitraum ausschließlich diese Artikel gewählt haben. Durch diese Einschränkung wird sichergestellt, dass die Haushalte nur diese fünf Artikel bei einem Kauf in Betracht ziehen und dass die Attraktivität der Produktkategorie somit ausschließlich durch diese fünf Artikel determiniert wird. Für eine bessere Lesbarkeit werden die Produkte von nun an Marke A, Marke B etc genannt.

Im Jahr 2002 kauften die gewählten Haushalte insgesamt 1473 mal in der Produktkategorie mit einer durchschnittlichen Häufigkeit von 11.1 Käufen pro Jahr und Haushalt. Im Jahr 2003 sind es insgesamt 1497 Käufe in der Kategorie mit einer durchschnittlichen Häufigkeit von 9.3 Käufen pro Jahr und Haushalt.

Die Analysen wurden weiterhin beschränkt auf Haushalte, welche mindestens zweimal pro Jahr in der Kategorie einkaufen. Des Weiteren wurden nur Haushalte betrachtet, die nicht mehr als acht Packungen pro Einkaufsakt wählen. Diese Beschränkungen garantieren zum einen, dass die Konsumenten regelmäßige Verwender der Produkte sind und diese Produkte dementsprechend Relevanz für sie besitzen. Zum anderen wird dadurch auch ausgeschlossen, dass die Produkte anders als für den privaten Konsum verwendet werden. Der Datensatz reduziert sich dadurch auf 87 Haushalte mit 767 Kaufakten in der Produktkategorie in 2002 und mit 748 Kaufakten in 2003. Diese Käufe fanden im Jahr 2002 in 46 und im Jahr 2003 in 44 verschiedenen Einkaufsstätten statt. Insgesamt wurden für die betrachteten Haushalte im ersten Jahr des Untersuchungszeitraums 18637 Besuche von insgesamt 156 Einkaufsstätten verzeichnet, im zweiten Jahre waren es 18620 Besuche in 150 Einkaufsstätten. Durch Elimination der Einkaufsstätten, in welchen die fünf Artikel nie verkauft wurden, reduziert sich die Anzahl der unterschiedlichen Einkaufsstätten auf 108 in 2002 und auf 86 in 2003. Des Weiteren wurden nur Kaufakte berücksichtigt, bei denen mindestens einer der fünf Artikel vorhanden war, was die Anzahl der Beobachtungen in 2002 auf 13714 und in 2003 auf 14439 reduziert.

5.1.1.2 Aufbereitung der Preisinformationen

Um das Verhalten der Konsumenten in der Produktkategorie erklären zu können, müssen die Preise der Produkte in allen von den Haushalten im Untersuchungszeitraum besuchten

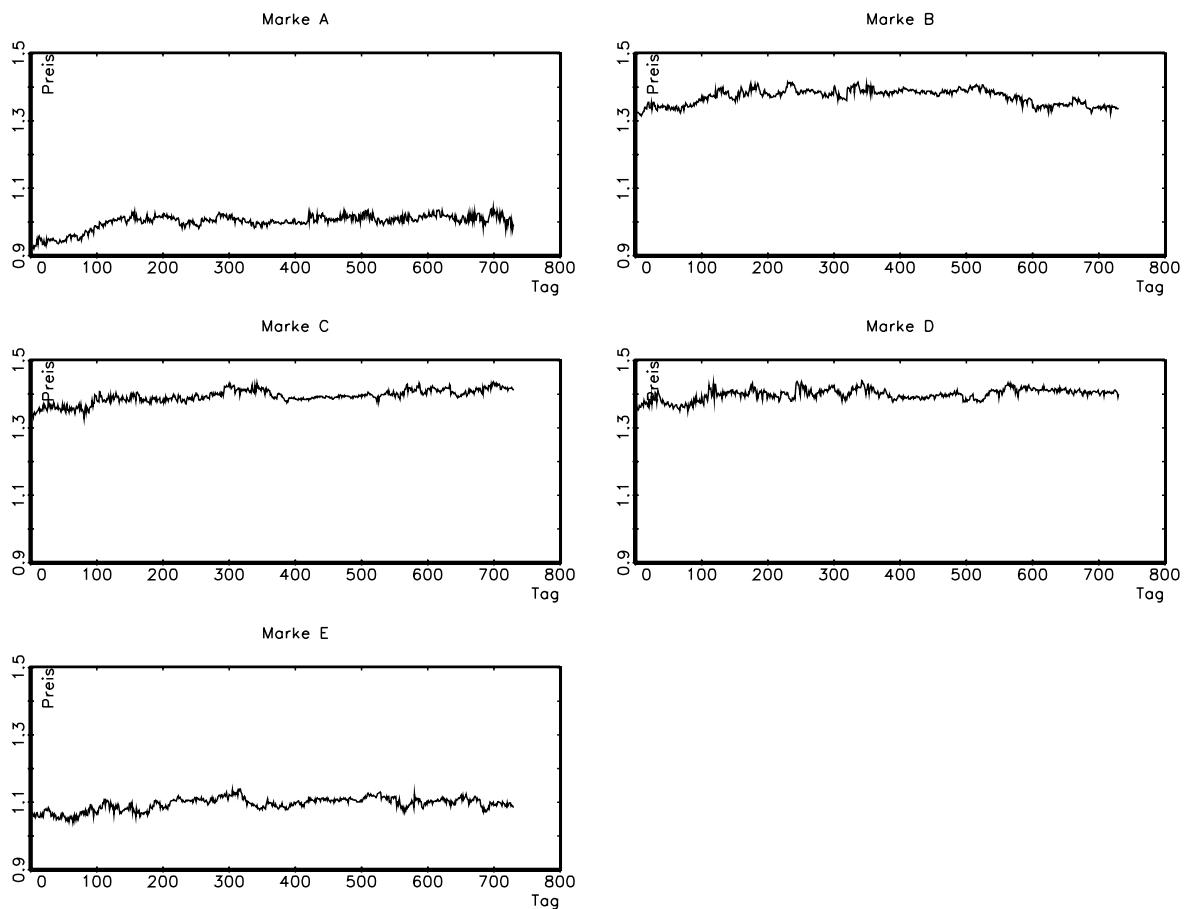
Einkaufsstätten bekannt sein. Da jedoch nur die Angaben der Haushalte hinsichtlich der Preise der von ihnen gewählten Produkte vorliegen, bedarf es einer zusätzlichen Aufbereitung der Preisinformationen, welche im Folgenden kurz dargestellt werden soll. Ziel ist dabei das Erstellen einer Preismatrix, welche für jeden Tag und jedes Geschäft die Preise der einzelnen Artikel enthält.

Um keine Informationen zu verlieren, wird zunächst aus den Originaldaten diese Preismatrix soweit möglich aufgefüllt. Sollten dabei Haushalte am gleichen Tag im gleichen Geschäft für den gleichen Artikel verschiedene Preise berichtet haben, wird der am häufigsten angegebene Preis verwendet (bei gleich häufigen Preisen der Mittelwert dieser). Die resultierende Matrix weist noch recht viele Lücken auf, da nicht an jedem Tag jeder Artikel in jedem Geschäft gekauft wurde. Ziel der weiteren Datenaufbereitung ist die Elimination dieser Lücken. Für jedes Geschäft, jeden Tag und jeden Artikel wird daher im Folgenden überprüft, ob eine Preisinformation vorliegt. Ist das nicht der Fall, so werden die vorangegangenen und nachfolgenden sieben Tage nach entsprechenden Informationen durchsucht. Sind Aufzeichnungen über die Preise des Artikels innerhalb dieses Zeitraums vorhanden, so wird das Maximum dieser Preise zum Auffüllen der Matrix verwendet, da davon ausgegangen wird, dass der Artikel bei einem Nichtkauf mindestens so teuer ist wie bei einem Kauf. Der Zeitraum von einer Woche vor und nach dem Kauf wird gewählt, weil die Preisaktionen des Handels meist auf eine Woche beschränkt sind. Sollte innerhalb dieses Zeitraums kein weiterer Kauf des Artikels in dem entsprechenden Geschäft getätigt worden sein, so wird der Zeitraum auf 30 Tage vor und 30 Tage nach dem Kauf ausgedehnt. Sollte auch dann keine Preisinformation für den Artikel vorliegen, so wird davon ausgegangen, dass der Artikel an dem entsprechenden Tag in der Einkaufsstätte nicht verfügbar war.

5.1.2 Deskriptiva des aufbereiteten Datensatzes

Nachdem nun die Selektion der untersuchten Artikel und der Haushalte sowie die Aufbereitung der Preisinformationen diskutiert wurde, sollen im Folgenden die in die empirischen Analysen eingehenden Daten detailliert beschrieben werden. In Abbildung 5.1 finden sich zunächst die Preisentwicklungen der einzelnen Marken über alle Einkaufsstätten aggregiert. Um keine Rückschlüsse auf die Produktkategorie zu erlauben, wurden die Preise aller Marken so standardisiert, dass Marke A einen durchschnittlichen Preis von 1 hat (die Währung ist somit in den weiteren Ausführungen irrelevant). Es wird deutlich, dass die Preise aller Marken über den Zeitraum recht stabil sind. Preisvariationen lassen sich damit ausschließlich durch zeitlich begrenzte Preisaktionen (d.h. Preispromotions) erklären.

Abbildung 5.1: Preisentwicklung in der Kategorie Brotaufstriche



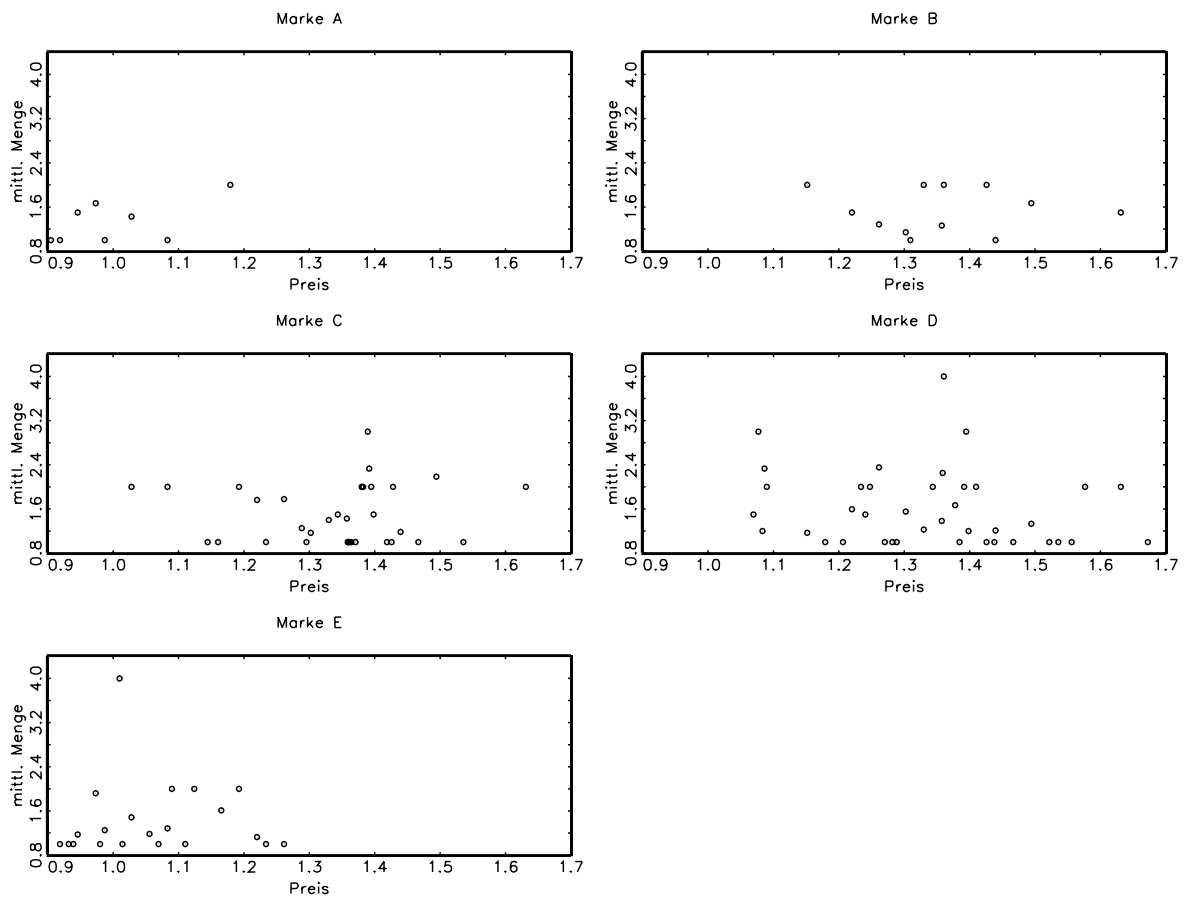
In Tabelle 5.1 finden sich die Deskriptiva des in der Analyse verwendeten Datensatzes der Produktkategorie Brotaufstriche. Es finden sich hier die Marktanteile der einzelnen Marken im Sample, sowie deren Verfügbarkeit bei den einzelnen Kaufgelegenheiten und der Anteil der Haushalte, die jemals diese Marke gekauft haben. Des Weiteren sind der mittlere Preis nach Standardisierung, der mittlere erhaltene Preis nach Standardisierung, der mittlere Rabatt, der mittlere erhaltene Rabatt und die mittlere gekaufte Menge der Marken angegeben. Der mittlere Preis ist dabei der Durchschnitt aller beobachteten Preise der Marke, wohingegen der mittlere erhaltene Preis der Durchschnitt der Preise der Marke zu den Zeitpunkten ist, an denen die Marke tatsächlich gekauft wurde. Analog wurden der mittlere Rabatt und der mittlere erhaltene Rabatt berechnet. Diese Rabatte geben an, wie groß die prozentuale Abweichung der Preise unterhalb des Mittelwerts der Preise von diesem Mittelwert ist.

Mit mehr als 39 Prozent Marktanteil ist Marke C die deutlich stärkste Marke innerhalb des Samples. Mit einem Preis von durchschnittlich 1,36 liegt sie dabei im oberen Bereich der beobachteten Preise. Marke D ist die teuerste Marke, erlangt aber dennoch einen Marktanteil von knapp 31 Prozent. Schwächste Marke ist Marke A mit nicht mal

Tabelle 5.1: Deskriptiva der Produktkategorie Brotaufstrich

Marke	mittlerer Preis	mittlerer erhaltener Preis	mittlerer Rabatt (in %)	mittlerer erhaltener Rabatt (in %)	mittlere gekaufte Menge	Anteil im Sample	Verbreitung im Sample	Verfügbarkeit im Sample
A	1.00	0.95	8.96	7.71	1.40	4.81	13.79	65.19
B	1.34	1.35	6.46	4.59	1.31	6.51	14.94	57.76
C	1.36	1.33	3.39	3.53	1.52	39.05	71.26	90.70
D	1.38	1.33	4.57	5.54	1.45	30.61	55.17	80.93
E	1.06	1.02	8.70	12.66	1.33	19.02	18.39	54.83

Abbildung 5.2: Mittlere gekaufte Mengen vs. Preise in der Kategorie Brotaufstriche



5 Prozent Marktanteil. Sowohl die recht niedrigen mittleren gekauften Mengen als auch die geringen Abweichungen der mittleren erhaltenen Preise von den mittleren Preisen deuten darauf hin, dass in dieser Produktkategorie die Konsumenten weniger sensitiv hinsichtlich Preispromotions sind und lediglich dann in der Kategorie kaufen, wenn ihr Vorrat aufgebraucht ist. Auch deuten die Statistiken darauf hin, dass die Haushalte keine großen Anreize sehen, sich mit mehreren Packungen der Produkte zu bevorraten. Die Verteilungen der mittleren gekauften Mengen versus der Preise der einzelnen Marken (vgl. Abbildung 5.2) zeigen ebenfalls keine auffällige Korrelationen und unterstützen somit die-

se Annahme. Eine Begründung hierfür könnte die schnelle Verderblichkeit der Produkte sowie die Notwendigkeit der kühlen Lagerung sein.

5.2 Produktkategorie Getränke

Bei der zweiten Produktkategorie handelt es sich um einen wohldefinierten und abgegrenzten Teilmarkt der Gesamtkategorie Getränke. Die Produkte dieses Teilmarktes sind mehrere Monate haltbar und bedürfen keiner besonderen Lagerung. Die Daten der Produktkategorie Getränke stammen aus den Jahren 1999 und 2000 und somit noch aus der Zeit vor der Einführung des Euro.

5.2.1 Datenselektion und -aufbereitung

Wie bereits für die Produktkategorie Brotaufstriche, findet im Folgenden zunächst die Beschreibung der Selektion der Daten statt. Daran anschließend erfolgt eine kurze Diskussion der Aufbereitung der Haushaltspaneldaten für die späteren Analysen.

5.2.1.1 Auswahl der Haushalte

Der im Fokus stehenden Produktkategorie Getränke lassen sich im Jahr 1999 insgesamt 81 verschiedene Artikel und im Jahr 2000 insgesamt 88 verschiedene Artikel zuordnen. Alle diese Artikel besitzen ähnliche Eigenschaften und liegen in der gleichen Packungsgröße vor. Die Artikel lassen sich gemäß den Angaben der GfK Nürnberg in 1999 zu 62 und in 2000 zu 67 homogene Submarken zusammenfassen, welche die Basis der Analysen dieser Arbeit bilden. Die Produktkategorie Getränke ist demnach um einiges differenzierter als die Produktkategorie Brotaufstriche. Dennoch dominieren auch hier sieben dieser Submarken in beiden Jahren den Gesamtmarkt mit einem kumulierten Marktanteil von mehr als 72 Prozent. Die folgenden Analysen beschränken sich daher auf insgesamt 562 Haushalte, die im Untersuchungszeitraum ausschließlich diese Submarken gewählt haben. Für eine bessere Lesbarkeit werden die sieben Submarken von nun an Marke 1, Marke 2 etc. genannt.

Im Jahr 1999 kaufen die ausgewählten Haushalte insgesamt 6956 mal in der Produktkategorie mit einer durchschnittlichen Häufigkeit von 12.4 Käufen pro Jahr und Haushalt. Im Jahr 2000 sind es insgesamt 8260 Käufe in der Kategorie mit einer durchschnittlichen Häufigkeit von 14.7 Käufen pro Jahr und Haushalt.

Wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche wurden die Analysen weiterhin beschränkt auf Haushalte, welche mindestens fünfmal pro Jahr in der Kategorie einkaufen. Des Weiteren wurden nur Haushalte betrachtet, die nicht mehr als zehn Packungen pro Einkaufsakt wählen. Wiederum garantieren diese an die Kategorie angepassten Beschränkungen zum einen, dass die Konsumenten regelmäßige Verwender der Produkte sind und diese Produkte dementsprechend Relevanz für sie besitzen. Zum anderen wird dadurch ebenfalls wieder ausgeschlossen, dass die Produkte anders als für den privaten Konsum gekauft werden. Der Datensatz reduziert sich dadurch auf 212 Haushalte mit 2612 Kaufakten in der Produktkategorie in 1999 und mit 2652 Kaufakten in 2000. Diese Käufe fanden im Jahr 1999 in 78 und im Jahr 2000 in 73 verschiedenen Einkaufsstätten statt. Insgesamt wurden für die betrachteten Haushalte im ersten Jahr des Untersuchungszeitraums 50145 Besuche von insgesamt 180 Einkaufsstätten verzeichnet, im zweiten Jahre waren es 47583 Besuche in 164 Einkaufsstätten. Durch Elimination der Einkaufsstätten, in welchen die sieben Artikel nie verkauft wurden, reduziert sich die Anzahl der unterschiedlichen Einkaufsstätten auf 141 in 1999 und auf 128 in 2000. Des Weiteren wurden nur Kaufakte berücksichtigt, bei denen mindestens einer der sieben Artikel vorhanden war, was die Anzahl der Beobachtung in 1999 auf 44275 und in 2000 auf 41785 reduziert.

5.2.1.2 Aufbereitung der Preisinformationen

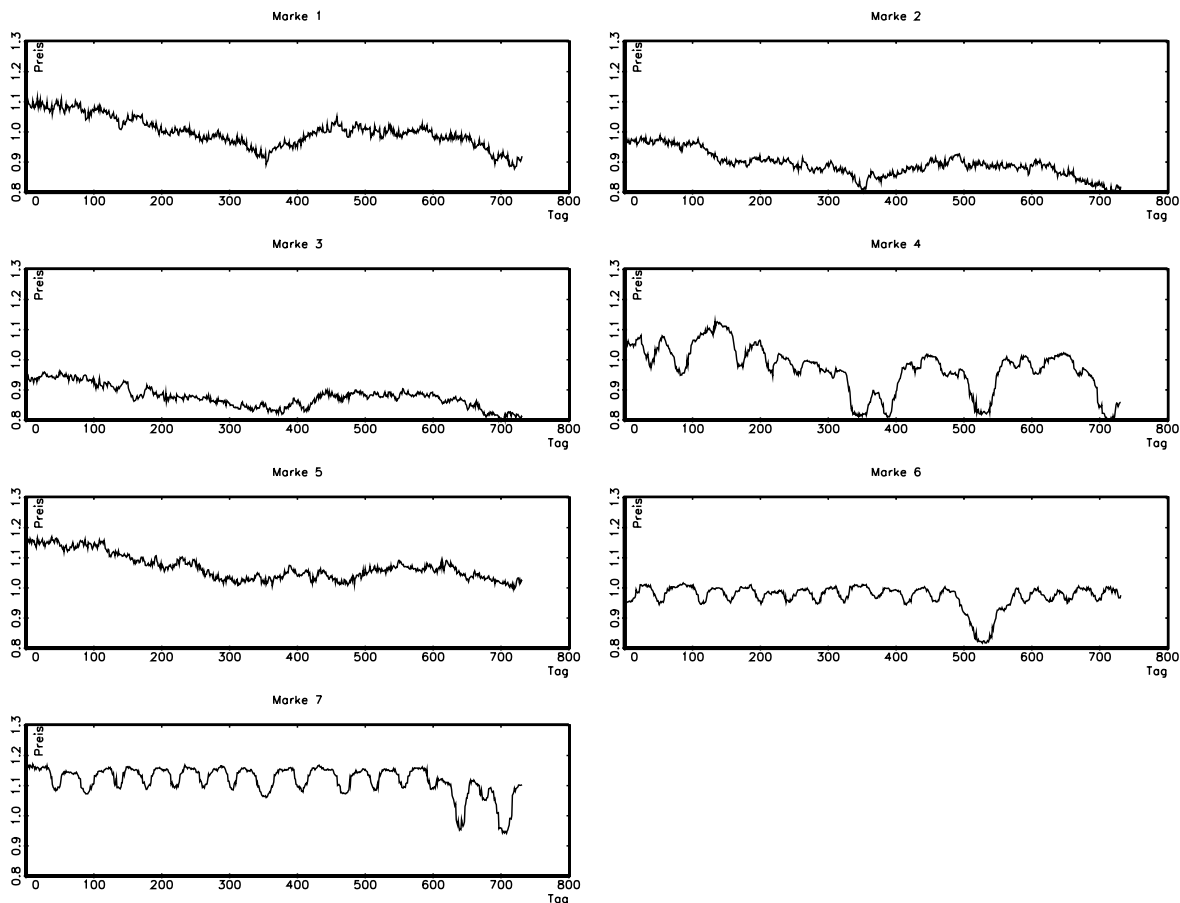
Ebenso wie in der Produktkategorie Brotaufstriche müssen auch für die Produktkategorie Getränke die Preisinformationen jeder Marke für jede Kaufgelegenheit zusammengestellt werden. Zu diesem Zweck wird analog zum Vorgehen oben, für jeden Tag, jedes Geschäft und jede Marke zunächst versucht, entsprechende Informationen aus dem Originaldatensatz zu extrahieren. Im Gegensatz zur ersteren Produktkategorie finden sich in der Kategorie Getränke sehr viel weniger Lücken wieder, da diese Kategorie von vielen Haushalten und auch sehr häufig gekauft wird. Dennoch bedarf es auch hier eines weiteren Auffüllens der Preismatrix, welches dem gleichen Ablauf folgt wie das Auffüllen der Preismatrix in der Kategorie Brotaufstriche (vgl. Abschnitt 5.1.1.2, S. 105).

5.2.2 Deskriptiva des aufbereiteten Datensatzes

Die Preisentwicklungen der einzelnen Marken in der Produktkategorie Getränke finden sich in Abbildung 5.3 über alle Einkaufsstätten aggregiert. Auch hier wurden zum Zweck der Unkenntlichmachung der Produktkategorie die Preise aller Marken derart standardisiert, dass Marke 1 einen durchschnittlichen Preis von 1 erhält. Im Gegensatz zu der Kategorie Brotaufstriche sind die Preise in dieser Kategorie recht homogen. Auffällig ist jedoch, dass die Preise aller Marken stark schwanken und sich insgesamt ein negativer

Preistrend auf diesem Markt ausmachen lässt, welcher durch fallende Rohstoffpreise verursacht wurde.

Abbildung 5.3: Preisentwicklung in der Kategorie Getränke



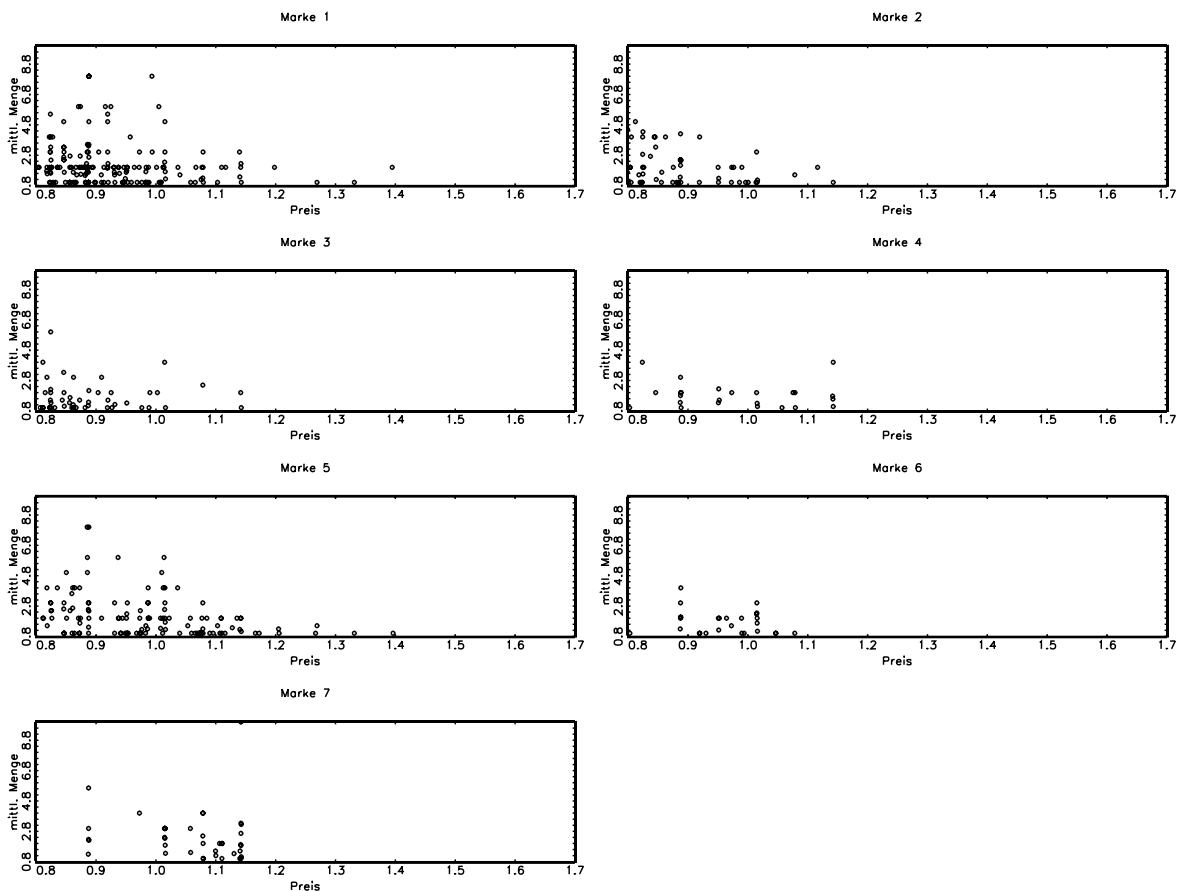
Die Deskriptiva des in der Analyse verwendeten Datensatzes der Produktkategorie Getränke finden sich in Tabelle 5.2. Wiederum stehen hier die Marktanteile der einzelnen Marken im Sample, deren Verfügbarkeit sowie der Anteil der Haushalte, die jemals diese Marke gekauft haben. Ebenfalls sind an dieser Stelle der mittlere Preis nach Standardisierung, der mittlere erhaltene Preis nach Standardisierung, der mittlere Rabatt, der mittlere erhaltene Rabatt und die mittlere gekaufte Menge der Marken angegeben.

Stärkste Marke innerhalb des Samples ist Marke 1 mit einem Anteil von fast 33 Prozent und einer Verfügbarkeit in mehr als 93 Prozent der Beobachtungen. Wie bereits oben erwähnt, ist das Preisgefüge recht homogen in diesem Markt, so dass zwischen der günstigsten Marke 2 und der teuersten Marke 7 im Schnitt nur eine Differenz von 0.22 Einheiten besteht. Die mittleren erhaltenen Preise liegen für alle Marken unter den mittleren beobachteten Preisen, was vermuten lässt, dass die Konsumenten in dieser Produktkategorie recht preissensitiv sind. Diese Vermutung findet weitere Bestätigung in der erhöhten

Tabelle 5.2: Deskriptiva der Produktkategorie Getränke

Marke	mittlerer Preis	mittlerer erhaltener Preis	mittlerer Rabatt (in %)	mittlerer erhaltener Rabatt (in %)	mittlere gekaufte Menge	Anteil im Sample	Verbreitung im Sample	Verfügbarkeit im Sample
1	1.00	0.91	11.57	12.52	2.07	32.79	60.38	93.24
2	0.87	0.82	13.64	13.25	2.26	14.78	27.83	83.29
3	0.86	0.83	10.45	9.24	1.75	12.11	23.11	71.34
4	0.95	0.93	10.80	11.20	1.54	6.81	13.68	61.46
5	1.04	0.99	7.93	9.70	1.99	9.97	23.58	80.94
6	0.95	0.93	7.70	7.38	1.56	5.02	15.09	61.39
7	1.08	1.06	7.36	7.23	1.67	18.52	27.83	62.89

Abbildung 5.4: Mittlere gekaufte Mengen vs. Preise in der Kategorie Getränke



durchschnittlichen Anzahl an gekauften Packungen, welche 1.88 beträgt. Auch die schwachen, aber vorhandenen Korrelationen der mittleren gekauften Mengen mit den Preisen der einzelnen Marken (vgl. Abbildung 5.4) unterstützen die These der Preissensitivität der Konsumenten, sowie die daraus resultierenden Käufe von größeren Mengen in dieser Kategorie. Auf Grund der einfachen und langen Lagerfähigkeit der Produkte könnten die Konsumenten in dieser Kategorie demnach durch geschickte zeitliche Platzierung ihrer Käufe Geld sparen.

5.3 Aus den Daten resultierende Implikationen für die Modellierung

Die beiden zur Verfügung stehenden Datensätze unterschieden sich hinsichtlich mehrerer Merkmale, welche jeweils auf die Charakteristika der Produktkategorien zurückzuführen sind und die an dieser Stelle auf Grund ihrer möglichen Relevanz für die späteren Schätzungen festgehalten werden sollen. Die Produktkategorie Brotaufstriche zeichnet sich im Gegensatz zur Getränkeategorie durch weniger häufige Käufe, niedrigere abverkaufte Mengen und wesentlich niedrigere Preise aus. Für die Analysen könnte dies ein Indiz sein, dass die Konsumenten in dieser Kategorie weniger Preisbewusstsein besitzen und die Preise selbst einen geringeren Einfluss auf das Kaufverhalten haben. In dieser Kategorie erscheint daher ein Einfluss vergangener Preise auf die aktuelle Evaluation der zur Auswahl stehenden Alternativen eher unwahrscheinlich. In der Getränkeategorie hingegen sind bei den einzelnen Marken sehr große Preisschwankungen zu verzeichnen, welche zum Teil mit einer starken Regelmäßigkeit auftreten. Da die Konsumenten in dieser Kategorie häufiger einkaufen und diese einen etwas größeren Teil des Haushaltsbudgets ausmacht, kann hier ein stärkerer Einfluss der aktuellen und auch der vergangenen Preise auf das Kaufverhalten vermutet werden. Weiterhin ist auf Grund der recht restriktiven Verwendungsmöglichkeiten beider Produktkategorien zu vermuten, dass der Lagerbestand keinen Einfluss auf den Konsum hat. Lediglich in der Produktkategorie der Brotaufstriche könnte ein geringer Einfluss des Lagerbestands auf den Konsum auf Grund der beschränkten Haltbarkeit und der notwendigen Kühlung der Produkte denkbar sein.

Um zeitvariierende Preissensitivitäten, welche von der Häufigkeit vergangener Preispromotions abhängen, mit in die Nutzenfunktionen aufzunehmen, müssen, wie bereits in Kapitel 4.2.4 kurz skizziert, für beide Kategorien Indikatorvariablen $PROM_n^t$ für jeden Haushalt n und jeden Zeitpunkt t definiert werden. Diese Indikatorvariablen sollen angeben, ob zum aktuellen Zeitpunkt eine Preispromotion in der Produktkategorie vorliegt. Da in den von der GfK bereitgestellten Daten keine entsprechenden Informationen über Preispromotions vorliegen, müssen die Indikatorvariablen vor der Schätzung der Modelle selbst generiert werden. Zunächst wird daher ein Kategoriepreis berechnet, der für den Konsumenten als Ankerpunkt für die Beurteilung der Preisgünstigkeit der Produktkategorie dient. In dieser Arbeit wird der niedrigste Preis der in der Produktkategorie zum Zeitpunkt des Einkaufs vorhandenen Marken als ein solcher Kategoriepreis verwendet. Diese Wahl findet darin ihre Begründung, dass der niedrigste Preis einer Produktkategorie gemäß der Referenzpreistheorie von Konsumenten oft als Ankerpunkt verwendet wird und somit eine große Relevanz bei der Beurteilung von Preisen besitzt (vgl. Boztug 2002). Um Preispromotions zu identifizieren, werden in der Marketing-Literatur oft spezielle Al-

gorithmen verwendet, in denen die aktuellen Preise mit den vorangegangenen und darauf folgenden Preisen verglichen werden (Abraham & Lodish 1993; Gedenk & Neslin 1999). Die Anwendung dieser Algorithmen im gegebenen Kontext gestaltet sich aus mehreren Gründen als nicht durchführbar: Die in der Arbeit vorliegenden Daten sind Haushaltspaneldaten und daher existieren im Prinzip lediglich Informationen über die Preise der gewählten Marken. Erst durch die oben beschriebene Aufbereitung dieser Informationen gelingt es, eine Matrix zu erstellen, welche für jeden Tag und jedes Geschäft die Preise und Verfügbarkeit der einzelnen Marken angibt. Bereits eine solche Matrix ist mit Fehlern behaftet und somit wird eine Identifikation von Preispromotions auf Markenebene mittels der vorgeschlagenen Algorithmen bereits etwas schwieriger. Da in dieser Arbeit jedoch nicht die Preispromotions der einzelnen Marken, sondern vielmehr die Preispromotions der Kategorie von Interesse sind, müsste ein entsprechender Algorithmus auf den Kategoriepreis angewendet werden. Dieser Kategoriepreis, d.h. der niedrigste Preis der Kategorie, ist allerdings selbst erheblichen Schwankungen unterworfen, die zum Teil nicht nur auf die Preisvariabilität der Marken selbst, sondern vielmehr auf deren Verfügbarkeit zurückzuführen sind. Die Identifikation von Preispromotions mittels der gängigen Algorithmen wäre demnach nicht mehr durchführbar.

Auf Grund der eben angeführten Punkte, wird in dieser Arbeit eine sehr vereinfachte Methode zur Identifikation von Preispromotions verwendet. So wird definiert, dass eine Preispromotion aus der Sicht eines Konsumenten genau dann vorliegt, wenn der aktuelle Kategoriepreis um drei Prozent unterhalb des zuletzt beobachteten Kategoriepreises liegt. Gedenk und Neslin (1999) verwenden zur Identifikation von Preispromotions auf Markenebene eine Abweichung von zehn Prozent, Marktforschungsunternehmen hingegen oft bereits einen Schwellenwert von fünf Prozent (persönliches Interview mit AC Nielsen, 21.09.2006). Da markenspezifische Preise sehr viel stärkeren Schwankungen unterworfen sind als Kategoriepreise, scheint daher für die Berechnung von Kategoriepromotions ein recht niedriger Wert von drei Prozent angemessen. Beispielhafte Analysen zur Sensitivität dieser Spezifikation führten zu keinen nennenswerten Unterschieden in den Ergebnissen. Eine Begründung dieser recht einfachen Vorgehensweise zur Identifikation von Preispromotions findet sich wiederum in der Referenzpreistheorie und der Operationalisierung des Referenzpreises selbst. So gehen viele Autoren davon aus, dass Konsumenten nur ein geringes Preisgedächtnis besitzen und sich lediglich an den Preis beim letzten Kaufakt erinnern (vgl. Krishnamurthi et al. 1992; Mayhew & Winer 1992). Nichtsdestotrotz ist an dieser Stelle festzuhalten, dass diese Art der Identifikation von Preispromotions diese tendenziell eher unterschätzt und somit kritisch zu bewerten ist. Weiterhin problematisch ist, dass durch die Definition des Kategoriewertes als niedrigsten Preis der Produktkategorie, unterstellt wird, dass Konsumenten hauptsächlich durch die Preise der günstigsten Marken der Kategorie beeinflusst werden, es jedoch möglich wäre, dass sie das Preisniveau einer

Produktkategorie vielmehr anhand der Preise der von ihnen präferierten Marken evaluieren. Um diese Möglichkeit nicht auszuschließen, wurden in vorangehenden Analysen auch Spezifikationen getestet, in welchen der Kategoriewert als ungewichteter oder mit den Markenpräferenzen gewichteter Mittelwert der zum Zeitpunkt des Kaufaktes vorhandenen Marken operationalisiert wurde. Es zeigte sich, dass die Art der Operationalisierung des Kategoriewertes keinen nennenswerten Einfluss auf die Ergebnisse hatte und somit werden im folgenden Kapitel die Analysen, in welchen der niedrigste Preis der Kategorie als Ankerpunkt gewählt wurde, vorgestellt.

6 Die empirischen Befunde

In diesem Kapitel werden sowohl die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Brotaufstriche als auch für den Getränkemarkt diskutiert. Es werden für beide Kategorien die separaten und die gemeinsamen Modelle in allen zuvor diskutierten Spezifikationen (vgl. Kapitel 4.2.5) geschätzt. Für jeden Haushalt werden die ersten fünf Beobachtungen zur Initialisierung und die letzten fünf Beobachtungen zur Berechnung der Prognosegüte (Hold-Out) verwendet.

6.1 Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Brotaufstriche

6.1.1 Modellgüte und Parameterschätzer

In diesem Unterkapitel wird zunächst die Güte der einzelnen Modellspezifikationen erörtert. Die Ergebnisse für die Spezifikationen im Rahmen der separaten Modellierung à la Gupta (1988) finden sich in Tabelle 6.1 (S. 117), die der Modellierung innerhalb eines einheitlichen Nutzenmaximierungsmodells in Tabelle 6.4 (S. 122). In diesen Tabellen sind jeweils die Mittelwerte und Varianzen der Verteilungen der individuellen Basisparameter aufgeführt. Für die Parameter, welche auf positive Werte restringiert sind, stehen hier die Mittelwerte und Varianzen vor der Transformation. Das Gleiche gilt für die Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen und der Wahrnehmung der Preispromotions, welche auf das Einheitsintervall beschränkt sind.

Auffällig ist zunächst, dass die am höchsten parametrisierten Modelle, d.h. diejenigen, welche sowohl einen flexiblen Konsum als auch eine Reaktion auf vergangene Preispromotions und einen variablen Verfallsparameter bei der Berechnung der Loyalitätsvariablen zulassen, die höchste LogMarginal Density im In-Sample Fit aufweisen. Ebenso sind die Werte der LogMarginal Density der stärker parametrisierten, separaten Modelle durchweg höher als die der gemeinsamen Modelle. Dieser auffällige Zusammenhang zwischen der Anzahl der Parameter und der vermeintlichen Modellgüte lässt vermuten, dass die Berechnung der LogMarginal Density mittels der in der Marketing-Forschung ausschließlich

und somit auch in dieser Arbeit verwendeten Technik des Importance Sampling von Newton und Raftery (1994) tatsächlich nicht korrekt ist und vielmehr der von Lenk (2005) bewiesenen Simulationsverzerrung unterliegt (vgl. Kapitel 4.4). Auf Grund dieser Ausführungen wird in der Kategorie Brotaufstriche der Fokus auf den Fit2 gelegt, welcher die Auswahlwahrscheinlichkeiten der einzelnen Marken-Mengen-Kombinationen mit den tatsächlich getätigten Käufen vergleicht.

6.1.1.1 Separate Modellierung

Im Hinblick auf den Fit2 zeigt sich in der separaten Modellierung eine deutliche Überlegenheit des Modells Inv-Gloy, also des Modells, welches sowohl von einem fixen täglichen Konsum als auch von dem bereits vordefinierten Verfallsparameter von 0.8 bei der Loyalitätsvariablen ausgeht. Dieses Modell weist die höchsten Fit-Werte bei jeder der drei Entscheidungen sowohl im Sample selbst als auch für die vorherzusagenden Beobachtungen auf. Allen Spezifikationen ist jedoch gemein, dass die Vorzeichen der einzelnen Parametermittelwerte mit der Marktanteilsverteilung in der Kategorie und auch mit den gängigen Erwartungen übereinstimmen. So ist in allen Spezifikationen der Einfluss des Lagerbestands sowohl auf den Kaufakt selbst als auch auf die Mengewahl negativ. Auch die Konstante für den Kauf ist negativ, was bedeutet, dass Konsumenten häufiger nicht in der Produktkategorie kaufen. Der Kategoriewert hingegen hat in allen Fällen einen positiven Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs: Je attraktiver das Gesamtbild der Kategorie ist, desto eher findet demnach ein Kauf in der Kategorie statt. Des Weiteren ist die Wirkung der vergangenen Kaufakte auf das aktuelle Kaufverhalten in allen Modellen positiv und signifikant. Dementsprechend liegt in der Kategorie Brotaufstriche Inertia als positive Form der Strukturellen State Dependence vor.

Betrachtet man nun das beste Modell, also jenes mit fixem Konsum und vorspezifiziertem Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen, so erfüllen hier alle Parameterschätzer die a-priori-Erwartungen im Hinblick auf ihre Vorzeichen. Da der Nutzen der fünften Marke (Marke E) in allen Modellen zur Identifikation auf Null restringiert wurde, sind zunächst die Parameterschätzer der markenspezifischen Konstanten dementsprechend zu interpretieren. Wie erwartet, haben die beiden abverkaufsschwächsten Marken, d.h. Marken A und B, im Vergleich zu der (drittgrößten) Marke E negative, die beiden stärksten Marken C und D hingegen positive Nutzenbeiträge. Auch die Größenordnung zwischen Marken A und B und Marken C und D spiegeln dabei die tatsächlichen Marktanteile wider. Allerdings weisen die relativ großen Varianzen auf eine starke Heterogenität bezüglich der Markenpräferenzen hin. Unter Berücksichtigung der in Kapitel 4.3.3.2 spezifizierten Transformation des Preisparameters der Markenwahl, erhält man für diesen eine Log-Normalverteilung mit Erwartungswert $2.5068 (= \exp(0.1544 + 1.5292/2))$. Auch der Para-

6.1 Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Brotaufstriche

Tabelle 6.1: Vergleich der separaten Modelle: Brotaufstriche

	Inv-Gloy	Inv-Gloy-Preisvar	Inv-Gloyvar-Preisvar	Inv-Gloyvar	Invvar-Gloyvar	Invvar-Gloyvar	Invvar-Gloy-Preisvar	Invvar-Gloyvar-Preisvar	Invvar-Gloy
Marke A	-4.0208 (0.8462)	9.9232 (4.1604)	-3.1096 (1.5204)	7.4393 (6.0733)	-2.7941 (0.6253)	4.7916 (1.6206)	-2.4052 (0.6464)	3.8680 (2.0516)	-2.9002 (0.8881)
Marke B	-2.6743 (1.3018)	13.1386 (7.3407)	-1.9653 (0.8106)	9.8782 (3.9664)	-1.7398 (0.6430)	7.1956 (2.4702)	-1.2549 (0.5694)	6.6475 (3.1289)	-1.3709 (0.6785)
Marke C	1.6519 (0.3497)	4.1468 (1.2710)	1.7465 (0.3376)	4.0901 (1.3132)	1.5759 (0.3124)	3.1635 (0.8557)	1.4571 (0.3436)	4.8859 (1.0263)	2.0980 (0.3590)
Marke D	1.1587 (0.3627)	5.4087 (1.6353)	1.1769 (0.4210)	5.8662 (1.9609)	1.0807 (0.3979)	4.9685 (1.3736)	0.9589 (0.4104)	5.8605 (1.9412)	7.8305 (0.4691)
ln(Preis)	0.1544 (0.2952)	1.5292 (0.5447)	-2.8325 (0.3784)	1.5472 (0.5652)	-1.5386 (0.3181)	1.8333 (0.5493)	0.1112 (0.2871)	1.6927 (0.5668)	0.4631 (0.2303)
LOY-Wirkung	1.6737 (0.4079)	6.1554 (1.9013)	1.7121 (0.3822)	5.7646 (1.6808)	2.1685 (0.5194)	12.2702 (3.5208)	1.7548 (0.7790)	19.1970 (8.4387)	1.1441 (0.3824)
Konstante Kauf	-7.0730 (0.6976)	7.5104 (3.0445)	-7.8467 (0.6056)	8.6906 (2.6954)	-7.9476 (0.6361)	10.0213 (2.9707)	-7.6101 (0.5401)	6.5068 (2.1613)	-7.0704 (0.7301)
Lager Kauf	-1.2749 (0.1888)	1.2435 (0.3662)	-1.3370 (0.2113)	1.4790 (0.4380)	-1.4186 (0.2385)	1.7956 (0.5035)	-1.2398 (0.2058)	1.4736 (0.4343)	-1.7481 (0.3538)
Kategoriewert	1.2133 (0.1779)	0.7730 (0.2127)	1.4006 (0.1733)	0.8345 (0.2382)	1.4438 (0.1884)	1.1391 (0.2764)	1.4054 (0.1556)	0.8693 (0.2313)	1.3065 (0.2095)
Konstante Menge	-0.5005 (0.1381)	0.8415 (0.1831)	-0.5665 (0.1465)	0.9576 (0.2245)	-0.5265 (0.1417)	0.9456 (0.2106)	0.1843 (0.7464)	-0.2545 (0.1880)	-0.2841 (0.1954)
Lager Menge	-0.3628 (0.2029)	0.6359 (0.1778)	-0.3713 (0.1912)	0.7116 (0.1782)	-0.3958 (0.1870)	0.7435 (0.1943)	-0.9031 (0.7437)	-0.6793 (0.2193)	-0.4779 (0.2517)
ln(Preis)	-4.8017 (1.2501)	4.6728 (2.2151)	-4.1861 (0.8961)	5.2286 (3.1200)	-6.7458 (1.0677)	8.9703 (5.6681)	-1.9456 (0.5101)	2.5518 (1.2693)	-5.6643 (0.8344)
LOY-Decay					0.8779 (0.4569)	7.6402 (3.1676)	0.7855 (0.6727)	10.1508 (5.6974)	
flex Konsum									
PP-Häuf. Decay									
PP-Häuf. Marke									
PP-Häuf. Menge									
Lognormaldens	-6266.1826 (-102.6262)	-6229.7270 (-102.4474)	-6177.8456 (-105.7470)	-6221.1205 (-102.1088)	-5965.1406 (-125.9223)	-5952.8500 (-132.6304)	-5927.1636 (-124.3044)	-6008.7750 (-127.9166)	
Fit2 Kauf	0.2473 (0.3269)	0.1135 (0.2827)	0.1200 (0.2974)	0.1206 (0.2656)	0.1779 (0.2805)	0.1146 (0.2657)	0.1010 (0.2383)	0.1919 (0.2825)	
Fit2 Marke	0.2590 (0.3505)	0.1195 (0.3013)	0.1281 (0.3148)	0.1296 (0.2817)	0.1850 (0.2936)	0.1168 (0.2765)	0.1050 (0.2483)	0.1965 (0.2965)	
Fit2 Menge	0.2396 (0.3269)	0.1039 (0.2814)	0.1150 (0.2934)	0.1689 (0.2692)	0.1689 (0.2825)	0.1019 (0.2663)	0.0883 (0.2420)	0.1778 (0.2837)	
Fit2 gesamt	0.2341 (0.3343)	0.0965 (0.2887)	0.1047 (0.2992)	0.1028 (0.2681)	0.1552 (0.2786)	0.0881 (0.2619)	0.0740 (0.2321)	0.1659 (0.2838)	

meter der Strukturellen State Dependence ist positiv und die Heterogenität innerhalb der betrachteten Personen ist recht ausgeprägt, was sich durch eine relativ große Varianz auszeichnet. Somit findet sich zwar hauptsächlich Inertia in dieser Produktkategorie wieder, doch gibt es auch nach Abwechslung suchende Konsumenten.

Mit Blick auf die Variablen, welche die Entscheidung zwischen Kauf und Nichtkauf beeinflussen, zeigen sich, wie bereits oben diskutiert, wiederum die erwarteten Vorzeichen. Die Konstante für einen Kauf ist negativ, was bedeutet, dass in dieser Kategorie ein Nichtkauf wahrscheinlicher als ein Kauf ist. Ebenso hat der Lagerbestand einen negativen Einfluss auf die Kaufwahrscheinlichkeit, wohingegen sich die Attraktivität der Produktkategorie, welche mittels der Formulierung des Nested-Logitmodells berechnet wird, positiv auswirkt. Die Heterogenität bei den letzten beiden Variablen ist recht gering, was sich in den hohen Varianzen widerspiegelt. Dies ist intuitiv einsichtig, da angenommen werden kann, dass alle Konsumenten in etwa gleich auf ihre Lagerbestände und die Attraktivität der Kategorie reagieren. Die etwas größere Varianz bei der Konstanten könnte hingegen durch unterschiedliche Verbrauchsquoten entstehen.

Auch die Konstante der Mengenwahl hat einen negativen Mittelwert, was bedeutet, dass die Konsumenten eher kleinere Mengen bevorzugen. Die dazugehörige, recht geringe Varianz deutet darauf hin, dass diesbezüglich wenig interindividuelle Heterogenität existiert. Dies stimmt durchaus mit den Beobachtungen in dieser Produktkategorie überein, da generell nur wenige Packungen pro Einkaufsakt gekauft werden (mittlere gekaufte Menge zwischen 1.31 und 1.52 Einheiten pro Kaufakt). Erwartungsgemäß hat der Lagerbestand auch einen negativen Einfluss auf die Mengenwahl, wobei hier die Varianz etwas größer ist, d.h. einige Konsumenten entscheiden sich auch ungeachtet ihres Lagerbestands für eine bestimmte Menge. Nach Transformation des Preisparameters der Mengenwahl erhält man für dessen Log-Normalverteilung einen schwach positiven Erwartungswert von $0.0850 (= \exp(-4.8017 + 4.6728/2))$. Der Preis hat in dieser Kategorie demnach nur einen sehr geringen Einfluss auf die Mengenwahl und auch diese Beobachtung deckt sich mit der relativ geringen Anzahl an durchschnittlich gewählten Packungen der einzelnen Marken.

Aus der Höhe der Fit2-Werte lassen sich zunächst keine Rückschlüsse über die absolute Güte der Modelle ziehen, da keine Vergleichswerte aus der Literatur vorliegen. So finden sich in den Arbeiten zur Analyse von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl meist ausschließlich Angaben über die Likelihoodwerte, jedoch keine Angaben über die tatsächliche Fähigkeit des Modells die Daten abzubilden (vgl. Ailawadi et al. 2005). Lediglich Erdem et al. (2003) geben einen Vergleich von simulierten und tatsächlich beobachteten Käufen an, verwenden jedoch kein aggregiertes Gütemaß. Um die Ergebnisse dieser Arbeit dennoch vergleichbar zu machen, finden sich in den Tabellen 6.2 und 6.3 in Anlehnung

an die Studie der oben genannten Autoren ebenfalls Vergleiche von tatsächlich getätigten und vorhergesagten Käufen für beide Teile des Beobachtungszeitraums.

Tabelle 6.2: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: In-Sample / Brotaufstriche

Daten						
	Marken					
Menge	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	Menge gesamt
1	2.82	5.03	22.73	20.25	14.53	65.36
2	1.72	1.86	12.12	8.20	6.47	30.37
3	0.00	0.00	0.28	0.62	0.00	0.90
4	0.00	0.14	1.72	1.03	0.21	3.10
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.14	0.00	0.14
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.14	0.00	0.00	0.14
Marke gesamt	4.55	7.02	36.98	30.23	21.21	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 94.68%						
Modell						
	Marken					
Menge	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	Menge gesamt
1	3.30	3.59	25.81	19.14	16.19	68.02
2	0.96	1.12	8.43	5.23	4.28	20.01
3	0.21	0.46	2.74	1.42	1.02	5.85
4	0.04	0.27	0.94	0.44	0.24	1.92
5	0.01	0.21	0.35	0.15	0.06	0.77
6	0.00	0.22	0.13	0.05	0.02	0.43
7	0.00	0.38	0.06	0.02	0.01	0.47
8	0.00	2.29	0.17	0.02	0.05	2.53
Marke gesamt	4.51	8.55	38.63	26.46	21.86	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 92.27%						

Es zeigt sich in Tabelle 6.2, dass das Modell recht gut geeignet ist, die beobachteten und zur Schätzung verwendeten Daten abzubilden. So wird die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf nur geringfügig unterschätzt (92.27 statt 94.68 Prozent) und auch die Gesamtabverkäufe der einzelnen Marken können recht gut reproduziert werden. Bei der Mengenauswahl hingegen zeigt sich, dass das Poisson-Modell die Datenstruktur nicht besonders gut abbilden kann. Zwar wird der Abverkauf von einer Menge noch recht gut prognostiziert, der von zwei Mengen wird jedoch massiv zu Gunsten der anderen Mengen unterschätzt. Während in den beobachteten Daten neben einer, zwei und vier Mengen kaum andere Mengenauswahlen getroffen werden, zwingt das Poisson-Modell eine Struktur auf, welche eine kontinuierliche Abnahme der Kaufwahrscheinlichkeiten für größere Mengen prognostiziert und somit nicht geeignet ist, die Diskontinuität beispielsweise bei der Anzahl von drei Mengeneinheiten zu erklären.

Tabelle 6.3: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: Hold-Out / Brotaufstriche

Daten						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	11.76	11.76	35.29	17.65	5.88	82.35
2	0.00	0.00	0.00	11.76	0.00	11.76
3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.00	5.88	0.00	0.00	5.88
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Marke gesamt	11.76	11.76	41.18	29.41	5.88	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 96.09%						
Modell						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	4.70	9.65	23.84	19.66	13.34	71.20
2	1.14	2.09	7.41	6.19	3.35	20.19
3	0.21	0.47	2.46	1.90	0.73	5.77
4	0.03	0.12	0.96	0.59	0.15	1.85
5	0.01	0.03	0.41	0.18	0.03	0.65
6	0.00	0.01	0.17	0.06	0.00	0.24
7	0.00	0.00	0.06	0.02	0.00	0.08
8	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.03
Marke gesamt	6.10	12.37	35.33	28.60	17.60	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 89.42%						

Die gleiche Problematik lässt sich in den Hold-Out Daten (siehe Tabelle 6.3) erkennen. Auch hier kann die Poisson-Verteilung die Abverkäufe der einzelnen Mengen nicht adäquat abbilden. Des Weiteren ist das Modell nicht in der Lage, die Veränderung in der Struktur der Markenabverkäufe der Hold-Out Daten zu berücksichtigen. Während die Konsumenten im Prognosezeitraum abweichendes Verhalten vom Schätzzeitraum zeigen (insbesondere Marke E wird seltener gekauft), bleibt das Modell recht unflexibel und prognostiziert Ergebnisse, die eher mit den Beobachtungen aus dem Schätz- als aus dem Prognosezeitraum übereinstimmen. Auch wird die Nichtkaufwahrscheinlichkeit um fast sieben Prozent (89.42 statt 96.09 Prozent) unterschätzt, und entspricht somit wiederum vielmehr den Beobachtungen aus dem Schätz- als aus dem Prognosezeitraum.

6.1.1.2 Gemeinsame Modellierung

In der gemeinsamen Modellierung, in welcher der Kauf aus einem einzigen Nutzenmaximierungsproblem resultiert, finden sich zunächst in allen Spezifikationen Parameterschätzer, welche mit den Erwartungen übereinstimmen. So spiegeln auch hier die Parameter der Markenkonstanten die tatsächlichen Marktanteile wider und der Lagerbestand hat in allen Spezifikationen einen signifikant negativen Einfluss auf die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs. Ebenso wie in der separaten Modellierung ist die Wirkung der vergangenen Kaufakte auf das aktuelle Kaufverhalten positiv, was die Annahme von Inertia in der Produktkategorie Brotaufstriche untermauert.

Während in der separaten Modellierung das Modell mit fixem Konsum und vorspezifiziertem Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen klar allen anderen Modellen hinsichtlich des Fit² überlegen ist, findet sich in der gemeinsamen Modellierung keine solch deutliche Beobachtung. Stattdessen ist hier das Modell mit einem flexiblen Konsum den anderen Modellen beim In-Sample Fit in allen drei Komponenten und auch beim Hold-Out Fit der Mengewahl überlegen, jedoch zeigt das Modell Invvar-Gloyvar-Preisvar bessere Fit-Werte bei dem Hold-Out Fit hinsichtlich der Markenwahl und des Nichtkaufs. Da die letzteren Werte jedoch nur unwesentlich besser sind als die des Modells Invvar-Gloy, dieses jedoch auf den anderen Dimensionen deutlich überlegen ist, wird im Folgenden das Modell Invvar-Gloy, d.h. das Modell mit flexiblem Konsum und vorspezifiziertem Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen, als bestes Modell gewählt.

Wie in der separaten Modellierung entsprechen die Parameterschätzer der Nutzen der einzelnen Marken den tatsächlichen Marktanteilen. Doch auch hier zeigen sich große Varianzen, welche auf eine starke Streuung der markenspezifischen Präferenzen innerhalb der Bevölkerung hinweisen. Wie bereits oben erwähnt, haben die in der Vergangenheit getätigten Käufe grundsätzlich einen positiven Einfluss auf den aktuellen Nutzen der bisher gewählten Marken. Die dazugehörige, recht hohe Varianz deutet allerdings darauf hin, dass manche Konsumenten in dieser Kategorie durchaus eine gewisse Abwechslung hinsichtlich ihrer Markenwahl bevorzugen. Der Mittelwert des Preisparameters μ nach Transformation gemäß der für diesen Parameter angenommenen Log-Normalverteilung beträgt $2.0103 = \exp(0.0422 + 0.5 * 1.3122)$. Während für die Parameter α und γ keine direkten Interpretationen und somit a-priori keine Erwartungen existieren, überrascht doch der Parameter des flexiblen Konsums, der durch seinen negativen Wert auf eine große Flexibilität der Konsumenten hinsichtlich der Anpassung ihres Konsums an ihren Lagerbestand hinweist (siehe dazu auch Kapitel 4.2.3). Dieses Ergebnis steht im Widerspruch zu dem Ergebnis der separaten Modellierung, in der das Modell mit fixem demjenigen mit flexiblen Konsum klar überlegen war. Gemildert wird diese Dissonanz jedoch, wenn zu-

Tabelle 6.4: Vergleich der gemeinsamen Modelle: Brotaufstriche

	Inv-Gloy	Inv-Gloy-Preisvar	Inv-Gloyvar-Preisvar	Inv-Gloyvar	Invvar-Gloyvar-Preisvar	Invvar-Gloy-Preisvar	Invvar-Gloyvar-Preisvar	Invvar-Gloy
Marke A	-2,0768 (1,2960)	11,8323 (5,5585)	-1,9270 (0,8382)	8,9706 (4,1554)	-2,4165 (1,0752)	5,7430 (2,6635)	-1,7074 (0,7941)	3,4951 (2,0687)
Marke B	-1,2296 (1,1065)	18,7486 (7,0434)	-0,5302 (1,0654)	18,6747 (7,0164)	-1,0870 (0,9628)	11,2183 (4,3358)	-1,0364 (0,6801)	5,6543 (2,8191)
Marke C	3,4735 (0,6963)	12,1932 (4,0635)	3,7729 (0,5771)	12,6463 (3,3226)	2,5811 (0,6003)	6,9531 (2,6107)	2,2411 (0,4716)	5,8526 (2,2007)
Marke D	2,8023 (0,6878)	13,9214 (4,7440)	3,1454 (0,6318)	15,0047 (3,7913)	2,2406 (0,6161)	8,1246 (3,2058)	1,7963 (0,5163)	7,7155 (2,6117)
LOY-Wirkung	1,1274 (0,3035)	2,5111 (0,9336)	1,3844 (0,3016)	2,4898 (0,7878)	1,9974 (0,3050)	3,0854 (0,9428)	2,2030 (0,3963)	4,3154 (1,5320)
Lager	-1,1739 (0,1702)	0,9378 (0,2765)	-1,2234 (0,1923)	1,0587 (0,3401)	-1,2821 (0,1892)	1,1956 (0,3599)	-1,2055 (0,1909)	1,0438 (0,3173)
α	-7,0471 (0,6248)	6,3647 (2,6024)	-7,4680 (0,5266)	7,4435 (2,0734)	-6,6444 (0,5343)	4,2170 (1,9379)	-6,3206 (0,4310)	2,4198 (1,1483)
μ	-0,2183 (0,4166)	1,6094 (0,7220)	-2,0513 (0,3972)	1,6075 (0,6273)	-2,2025 (0,5415)	1,6271 (0,6408)	-0,0342 (0,2839)	1,2816 (0,4409)
γ	0,4462 (0,0754)	0,3819 (0,0690)	0,4463 (0,0780)	0,4132 (0,0747)	0,4532 (0,0815)	0,4380 (0,0791)	0,4514 (0,0782)	0,4061 (0,0734)
Log-Decay								
flex. Konsum								
PP-Häuf. Decay								
PP-Häuf.								
Logmargdens	-6347,3681 (-135,4085)	-6316,5335 (-114,2136)	-6322,9522 (-107,7761)	-6344,2008 (-174,0237)	-6096,1844 (-104,4842)	-6043,3950 (-113,5919)	-6019,1494 (-122,5940)	-6052,3444 (-115,8279)
Fit2 Kauf	0,0544 (0,2486)	0,0123 (0,2356)	0,0067 (0,2321)	0,0847 (0,2628)	0,0893 (0,2455)	0,0873 (0,2624)	0,1286 (0,2687)	0,1495 (0,2675)
Fit2 Marke	0,0606 (0,2639)	0,0177 (0,2498)	0,0124 (0,2449)	0,0921 (0,2776)	0,0941 (0,2542)	0,0923 (0,2774)	0,1361 (0,2841)	0,1573 (0,2820)
Fit2 Menge	0,0509 (0,2514)	0,0051 (0,2350)	-0,0005 (0,2292)	0,0814 (0,2627)	0,0795 (0,2455)	0,0736 (0,2613)	0,1268 (0,2697)	0,1616 (0,2802)
Fit2 gesamt	0,0368 (0,2524)	-0,0053 (0,2378)	-0,0100 (0,2319)	0,0686 (0,2650)	0,0644 (0,2394)	0,0660 (0,2666)	0,1106 (0,2738)	0,1292 (0,2710)

sätzlich die Varianz des Konsumparameters berücksichtigt wird. Diese ist verhältnismäßig groß und zeigt, dass die Eigenschaft des flexiblen Konsums durchaus nur bei einem Teil der Konsumenten anzutreffen ist.

Tabelle 6.5: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: In-Sample / Brotaufstriche

Daten						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	2.82	5.03	22.73	20.25	14.53	65.36
2	1.72	1.86	12.12	8.20	6.47	30.37
3	0.00	0.00	0.28	0.62	0.00	0.90
4	0.00	0.14	1.72	1.03	0.21	3.10
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.14	0.00	0.14
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.14	0.00	0.00	0.14
Marke gesamt	4.55	7.02	36.98	30.23	21.21	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 94.68%						
Modell						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	8.03	5.49	24.89	20.62	14.92	73.95
2	2.77	0.93	6.21	4.56	3.20	17.66
3	0.81	0.20	2.01	1.30	0.79	5.12
4	0.26	0.06	0.79	0.46	0.24	1.81
5	0.09	0.02	0.36	0.19	0.09	0.74
6	0.03	0.01	0.18	0.08	0.03	0.34
7	0.01	0.00	0.09	0.04	0.01	0.17
8	0.01	0.00	0.13	0.05	0.01	0.20
Marke gesamt	12.02	6.72	34.66	27.30	19.30	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 94.34%						

Die Güte des Modells lässt sich wiederum anhand der Fit2-Werte beurteilen. Diese sind in allen Dimensionen des Kaufzeitpunkts, der Marken- und schließlich der Mengenwahl schlechter als die vergleichbaren Werte der besten Spezifikation der separaten Modellierung. So liegt der Fit2 für den Kauf in der Kategorie im separaten Modell bei 0.2473 (0.3269 im Hold-Out) gegenüber 0.1495 (0.2675) im gemeinsamen Modell. Für die Markenwahl liegt der Fit2 bei 0.2590 (0.3505) versus 0.1573 (0.2820) und für die Mengenwahl bei 0.2396 (0.3269) versus 0.1616 (0.2802). Auch im gesamten Modellvergleich ist das separate Modell mit einem Fit2 von 0.2341 (0.3343) dem gemeinsamen Modell mit einem Fit2 von 0.1292 (0.2710) deutlich überlegen (vgl. Tabellen 6.1 und 6.4).

Bei Betrachtung von Tabelle 6.5 fällt zunächst auf, dass das gemeinsame Modell die Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs besser abbildet als die Spezifikation der separaten Model-

Tabelle 6.6: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: Hold-Out / Brotaufstriche

Daten						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	11.76	11.76	35.29	17.65	5.88	82.35
2	0.00	0.00	0.00	11.76	0.00	11.76
3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4	0.00	0.00	5.88	0.00	0.00	5.88
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Marke gesamt	11.76	11.76	41.18	29.41	5.88	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 96.09%						
Modell						
Menge	Marken					Menge gesamt
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E	
1	7.60	9.20	24.71	22.14	11.59	75.23
2	2.53	1.43	5.50	5.06	2.89	17.42
3	0.85	0.25	1.54	1.40	0.68	4.72
4	0.31	0.06	0.53	0.48	0.18	1.55
5	0.12	0.02	0.21	0.19	0.05	0.59
6	0.05	0.01	0.10	0.08	0.02	0.25
7	0.02	0.00	0.05	0.04	0.00	0.12
8	0.02	0.00	0.07	0.04	0.00	0.13
Marke gesamt	11.49	10.97	32.70	29.42	15.41	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 92.07%						

lierung. Die Anteile der Marken und der Mengen werden hingegen wesentlich schlechter durch das gemeinsame Modell reproduziert. Auch in diesem Modell nimmt die Wahrscheinlichkeit für die Wahl größerer Mengen stetig ab, was nicht der unterliegenden Datenstruktur entspricht. Ähnliche Ergebnisse finden sich in den Daten, welche zur Überprüfung der Prognosefähigkeit dienen (vgl. Tabelle 6.6). Auch hier gelingt mittels des gemeinsamen Modells eine bessere Reproduktion der Nichtkaufwahrscheinlichkeit, doch im Gegensatz zur In-Sample Validierung ist bezüglich der Prognose der Markenwahl das gemeinsame Modell dem separaten nicht mehr unterlegen. Vielmehr ist es in der Lage, zumindest teilweise die veränderten Marktanteile zu reproduzieren (d.h. ein stärkerer Abverkauf der Marke A und ein schwächerer der Marke E). Und auch wenn die prognostizierten Mengen der Hold-Out Daten noch erheblich von den tatsächlich gekauften abweichen, so ist hier eine schwache Verbesserung im Vergleich zur separaten Modellierung erkennbar.

6.1.1.3 Vergleich der Modellierungsphilosophien

Insgesamt zeigt sich, dass, gemessen am Fit2, das separate Modell in der Tradition von Gupta die Datenstruktur der Produktkategorie Brotaufstriche am besten abbilden kann. Dennoch hat auch diese Modellspezifikation Probleme bei der Wiedergabe der Abverkäufe der einzelnen Mengen und in der Prognose, wie in den Tabellen 6.2 und 6.3 ersichtlich ist. Generell lassen sich zwar die Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs sowie die Auswahlwahrscheinlichkeiten durch das Nested-Logitmodell recht gut beschreiben, doch scheint die Poisson-Verteilung für die in dieser Kategorie beobachteten Daten nicht besonders gut geeignet. Um zu testen, ob dies an der Auswahl der Exogenen oder aber an der Spezifikation des Modells selbst liegt, wurde des Weiteren eine Modellierung der Mengenwahl mittels des Kumulativen Logitmodells, wie Gupta es verwendet, implementiert. Dieses unterstellt im Gegensatz zur Poisson-Regression keine besondere Struktur hinsichtlich der Auswahlwahrscheinlichkeiten für größere Mengen, führte aber dennoch bei der gleichen Auswahl an exogenen Variablen zu schlechteren Ergebnissen. Es ist somit anzunehmen, dass das schwache Abschneiden der Poisson-Regression auf die Auswahl der exogenen Variablen zurückzuführen ist, welche möglicherweise die Datenstruktur nicht hinreichend erklären können.

Auch das gemeinsame Modell kann die beobachteten Abverkäufe der einzelnen Mengen nicht befriedigend reproduzieren. Im Gegensatz zum separaten Modell gelingt es hier jedoch zumindest teilweise, veränderte Marktanteile der einzelnen Marken im Prognosezeitraum abzubilden. Interessant ist, dass im Gegensatz zur separaten Modellierung in der gemeinsamen Modellierung jene Spezifikation am besten ist, welche auch flexiblen Konsum zulässt. Gemäß den Ausführungen in Kapitel 5.3 wäre ein solcher flexibler Konsum auf Grund der beschränkten Lagerfähigkeit der Produktkategorie durchaus denkbar. Mit Blick auf die relativ große Varianz, welche für den Konsumparameter geschätzt wurde, und die Tatsache, dass in der separaten Modellierung die Spezifikation mit fixem Konsum überlegen ist, kann zusammenfassend festgehalten werden, dass in dieser Produktkategorie keine eindeutigen Aussagen über das tatsächliche Konsumverhalten der Konsumenten gemacht werden können.

6.1.2 Auswirkungen von Preispromotions: Simulation von Marktszenarien

Wie in Kapitel 4.5.2 bereits erwähnt, wird in dieser Arbeit auf die Monte Carlo Simulation zur Evaluation der Auswirkungen von Preispromotions zurückgegriffen. Prinzipiell können mit Hilfe der Monte Carlo Simulation eine Vielzahl an Marketing-Mix-Szenarien

generiert werden, von denen in diesem Abschnitt einige ausgewählte Experimente durchgeführt werden sollen. Da die unterschiedlichen Spezifikationen in der Produktkategorie Brotaufstriche aufzeigen, dass ein separates Modell mit fixem Konsum, fixem Verfallsparrameter der Loyalitätsvariablen von 0.8 und ohne Veränderungen der Preissensitivitäten auf Grund früherer Preispromotions die Daten am besten abbilden kann, wird im Folgenden ein solches Modell verwendet, um die Reaktion der Konsumenten auf Preispromotions in verschiedenen Szenarien zu studieren. Das Ziel der Experimente ist dabei, eigene und Kreuzpreiseffekte der Nachfrage sowohl kurz- als auch langfristig abzubilden. Gemäß den Ausführungen von Kapitel 2.4.1 hängt die Gültigkeit der aus den Experimenten resultierenden Implikationen von der Realitätsnähe dieser Simulationen ab. Nur wenn der Politikwechsel in einem gemäßigten Rahmen stattfindet, können sich dessen Wirkungen berechnen lassen. Bei sehr drastischen Politikwechseln ist hingegen davon auszugehen, dass sich die Marktstruktur derart verändern kann, dass die Modelle keine geeignete Repräsentation der Wirklichkeit mehr darstellen und somit ungeeignet zur Simulation von Konsequenzen des Politikwechsels sind.

Es werden zunächst in einem Basis-Szenario die Abverkäufe der einzelnen Marken-Mengen-Kombinationen und die Wahl der Nichtkauf-Option für einen Zeitraum von 500 Wochen simuliert. Dieser Zeitraum wurde bewusst sehr groß gewählt, um zum einen mögliche Effekte, die durch die Initialisierung entstehen könnten, auszuschließen. Zum anderen dient die Simulation dieses extrem großen Zeitraums jedoch auch dazu, mögliche persistente Effekte von Marketing-Mix-Aktionen auszumachen. Für die Startwerte des Lagerbestands und der Loyalitätsvariablen wird die gesamte Kaufhistorie des jeweiligen Konsumenten benutzt, d.h. die Werte des Lagerbestands und der Loyalitätsvariablen entsprechen gerade den Werten für eine Kaufgelegenheit nach der zuletzt beobachteten Kaufgelegenheit. Der tägliche Konsum des Konsumenten entspricht dabei dem Wert, welcher auch zur Schätzung der Parameter verwendet wurde. Es wird ferner angenommen, dass die Konsumenten einmal wöchentlich eine Einkaufsstätte aufsuchen und alle fünf Marken zu diesem Zeitpunkt vorhanden sind. Zudem wird angenommen, dass die Preise in allen Wochen konstant sind und gerade dem Mittelwert der Preise aus den beobachteten Daten entsprechen. Sowohl die generelle Verfügbarkeit der Marken als auch die konstanten Preise der Marken dienen dabei der Vereinfachung der Simulation. Nur durch solche Annahmen kann garantiert werden, dass die in den Szenarien beobachteten Effekte tatsächlich auf die Preispromotions und nicht etwa auf eine stärkere Verfügbarkeit der Marken zurückzuführen sind. Insgesamt werden die Kaufhistorien der Konsumenten 500-mal simuliert und dann gemittelt (vgl. auch Ailawadi et al. 2005).

Es werden im Folgenden drei unterschiedliche Marktszenarien simuliert. In dem ersten Experiment werden die Effekte einer einmaligen Preisreduktion der einzelnen Marken um je

zehn Prozent untersucht. Dieses Experiment dient der Berechnung von kurzfristigen Preiselastizitäten, wie sie in der Marketing-Literatur üblicherweise verwendet werden. Auch die langfristigen Auswirkungen von einmaligen Preispromotions werden im Rahmen der Simulation dargestellt. Das zweite Experiment betrachtet die gleichzeitige Durchführung von Preispromotions der beiden abverkaufsstärksten Marken C und D. Dieses Experiment soll insbesondere die Abhängigkeit der Wirksamkeit des eigenen Marketing-Mix von dem der Wettbewerber studieren. In einem dritten Experiment werden die Effekte unterschiedlicher Promotionfrequenzen und -tiefen am Beispiel des Marktführers (Marke C) getestet. Zur Diskussion stehen dabei sowohl die Absatz- als auch die Umsatzänderungen, welche sich im Vergleich zum Basis-Szenario ohne jegliche Preispromotion ergeben.

6.1.2.1 Effekte einer einmaligen Preisreduktion

In Tabelle 6.7 finden sich die Ergebnisse, welche aus einer einmaligen Preisreduktion der einzelnen Marken in Woche 250 resultieren. In den Spalten stehen dabei die Marken, für die die Preissenkung durchgeführt wird, in den Zeilen hingegen stehen die mengengewichteten Abverkäufe der einzelnen Marken sowie die Wahl der Nichtkauf-Option jeweils als prozentuale Abweichung vom Basis-Szenario ohne jegliche Promotions. Im oberen Teil der Tabelle sind die kurzfristigen Auswirkungen in der Woche der Preispromotion (d.h. 250. Woche) aufgeführt, während der untere Teil die langfristigen Effekte darstellt. Die langfristigen Effekte wurden dabei berechnet als kumulative Absatzänderungen für den restlichen Simulationszeitraum, d.h. von Woche 250 bis Woche 500. Auch wenn davon auszugehen ist, dass bereits nach wenigen Wochen keine nennenswerten Effekte mehr festzustellen sind, wurde die Zeitspanne bewusst sehr groß gewählt, um sicherzustellen, dass sämtliche langfristigen Effekte berücksichtigt werden.

Hinsichtlich der kurzfristigen Effekte ist zunächst klar erkennbar, dass eine Preispromotion jedweder Marke zu einer Kategorieausdehnung führt: Der Anteil der Nichtkäufe sinkt im Vergleich zum Basis-Szenario um bis zu 1.10 Prozent. Dieser geringe Wert entspricht den Ausführungen der deskriptiven Datenanalyse in Kapitel 5.1, in welchen dokumentiert wurde, dass die Produktkategorie Brotaufstriche wegen ihrer beschränkten Lagerfähigkeit nur in sehr geringem Umfang von Vorratskäufen betroffen ist. Ebenfalls gemäß den Erwartungen führt eine Preispromotion der Marken kurzfristig zu höheren eigenen Absätzen. Die hieraus resultierenden Preiselastizitäten nehmen dabei Werte zwischen -1.582 (Marke B) und -3.038 (Marke A) an. Diese Elastizitäten liegen alle im üblichen Bereich und entsprechen den Erfahrungswerten aus den Produktkategorien der schnell drehenden Konsumgüter. Auch die etwas erhöhten Elastizitäten der Marken A und E bestätigen die Beobachtungen aus der deskriptiven Datenanalyse: Tatsächlich sind diese beiden Marken gerade jene, bei denen der mittlere erhaltene Preis am stärksten vom mittleren gesehenen

Tabelle 6.7: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions der einzelnen Marken : Brotaufstriche

Kurzfristig					
Marke auf Promotion					
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E
Nichtkauf	-0.23	-0.34	-1.06	-1.10	-1.06
Marke A	30.38	0.00	0.96	0.00	0.24
Marke B	0.00	15.82	-0.36	0.36	0.09
Marke C	-0.17	0.00	19.90	0.03	0.03
Marke D	0.12	0.28	1.16	26.01	-0.68
Marke E	-0.06	-0.06	0.29	0.12	30.43

Langfristig					
Marke auf Promotion					
	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E
Nichtkauf	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Marke A	0.15	0.00	0.09	0.04	0.04
Marke B	0.00	0.06	0.00	0.00	0.01
Marke C	-0.01	0.00	0.05	-0.01	0.00
Marke D	0.00	0.00	-0.02	0.11	-0.02
Marke E	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09

Preis abweicht (vgl. Tabelle 5.1). Bei den Kreuzpreiselastizitäten zeigen sich zum Teil unerwartete, positive Vorzeichen, welche jedoch durch die sehr kleinen absoluten Werte nur geringe Bedeutung besitzen. Generell haben Preispromotions einer Marke nur einen sehr kleinen Einfluss auf die Absätze der Wettbewerber. Die zusätzlichen Abverkäufe entstehen demnach hauptsächlich durch Kategorieexpansion, von der auch die konkurrierenden Marken zum Teil profitieren.

Bei den langfristigen Effekten einer einmaligen Preisreduktion der Marken um 10 Prozent zeigt sich, dass durch eine solche Aktion keine andauernden Wirkungen auf den Kategorieabsatz zu verzeichnen sind. Dieses Ergebnis bestätigt die Erwartungen, da die Modellspezifikation, welche dieser Simulation zu Grunde liegt, keinen flexiblen Konsum ermöglicht. Zusätzliche Abverkäufe der Marken resultieren demnach ausschließlich in höheren Lagerbeständen, welche in den Wochen nach der Preispromotion wieder abgebaut werden. Auch langfristig zeigt sich, dass eine einmalige Preispromotion nur sehr geringe Auswirkungen auf die kumulierten Absätze der einzelnen Marken hat. So sind diese Abweichungen hauptsächlich durch einmalige Käufe zum Zeitpunkt der Preispromotion determiniert, Änderungen im Verhalten der Konsumenten können hingegen nicht verzeichnet werden.

An dieser Stelle sollen exemplarisch die Auswirkungen einer Preispromotion der abverkaufsstärksten Marke C für die Woche der Preispromotion sowie die darauf folgenden Wochen dargestellt werden. In Tabelle 6.8 finden sich die prozentualen Veränderungen der einzelnen Marken sowie der Nichtkauf-Option bei einer einmaligen Senkung des

Tabelle 6.8: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen Preispromotion von Marke C

Woche	Nichtkauf	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E
0	-1.06	0.96	-0.36	19.90	1.16	0.29
1	0.14	0.24	0.45	-2.20	-0.71	-0.12
2	0.08	-0.27	0.00	-1.57	-0.70	0.00
3	0.06	0.00	0.00	-1.35	0.00	-0.12
4	0.02	-0.25	0.00	-0.58	-0.08	-0.06
5	0.03	0.00	0.00	-0.89	-0.12	-0.06
6	0.00	1.04	-0.27	-0.03	-0.19	-0.06
7	0.01	0.28	0.00	0.00	-0.20	0.06
8	0.00	0.26	0.09	-0.11	-0.12	0.00
9	0.00	0.00	-0.37	0.00	0.00	0.00
10	0.00	0.00	-0.18	0.11	0.08	0.00
11	-0.01	0.77	0.29	0.07	0.08	-0.12
12	-0.01	0.29	-0.09	0.03	0.12	0.00
13	0.01	0.28	0.17	-0.11	-0.16	-0.06
14	0.01	0.00	-0.65	0.00	0.00	0.00
15	0.01	0.00	0.00	-0.04	-0.08	0.00
16	0.00	0.00	0.00	-0.04	0.00	0.00
Total	-0.71	3.60	-0.92	13.19	-0.92	-0.25

Preises von Marke C um zehn Prozent sowohl für die Woche in der die Preispromotion stattfindet als auch für die folgenden 16 Wochen. Die Zeitspanne von 16 Wochen wird gewählt, da nach dieser Zeit keine nennenswerten Veränderungen in den Absätzen mehr beobachtet werden können. Sie steht im Einklang mit der Zeitspanne von 15 Wochen, welche Erdem et al. (2003) in der Kategorie Ketchup als Dauer der Effekte von einer einmaligen Preispromotion ausmachen konnten. Interessant sind in Tabelle 6.8 insbesondere die Entwicklungen der Abverkäufe der Marken C und D sowie die Veränderungen bei der Wahl der Nichtkauf-Option. Es zeigt sich an dieser Stelle, dass die zusätzliche Anzahl an Käufen in der Kategorie in den nachfolgenden fünf Wochen durch, im Vergleich zum Basis-Szenario, weniger Käufe kompensiert wird. Hinsichtlich der höheren Absätze der Marken C und D wird deutlich, dass diese ebenfalls hauptsächlich durch die Vorverlagerung von Käufen loyaler Konsumenten entstehen: Beide Marken verzeichnen in den Wochen nach der Preisreduktion von Marke C Absatzrückgänge.

6.1.2.2 Auswirkungen einer einmaligen, gleichzeitigen Preisreduktion der beiden abverkaufsstärksten Marken

In Tabelle 6.9 finden sich die Ergebnisse des zweiten Experiments, in welchem gleichzeitige, zehnpromotente Preisreduktionen der abverkaufsstärksten Marken in Woche 250 simuliert werden. Die Tabelle umfasst dabei die Effekte dieser Preisreduktionen sowohl für die Woche, in der die Preissenkungen stattfinden, als auch für die von dieser Promotion beeinflussten 16 Folgewochen. Verglichen mit den Auswirkungen, welche aus Preissenkungen von je einer Marke resultieren (siehe Tabelle 6.7), zeigt sich hier zunächst eine

deutlich größere Kategorieexpansion. Die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie steigt demnach um 2.19 Prozent und damit um etwas mehr als die Summe der einzelnen Effekte (1.06 für Marke C +1.10 für Marke D = 2.16).

Tabelle 6.9: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen, gleichzeitigen Preispromotion der Marken C und D

Woche	Nichtkauf	Marke A	Marke B	Marke C	Marke D	Marke E
0	-2.19	3.35	0.27	18.40	27.20	0.53
1	0.21	-0.49	0.36	-1.99	-1.84	-0.18
2	0.16	-1.07	0.00	-2.69	-1.02	-0.18
3	0.09	0.00	0.19	-1.63	-0.60	-0.31
4	0.04	0.25	0.00	-0.40	-0.04	-0.29
5	0.04	0.26	0.00	-0.92	-0.28	0.00
6	-0.02	1.04	-0.18	0.07	0.08	0.12
7	0.02	-0.83	0.00	0.18	0.04	0.06
8	0.02	-0.26	0.09	-0.32	-0.24	0.00
9	0.01	0.00	-0.37	-0.07	0.12	0.00
10	-0.01	0.00	-0.18	0.00	0.27	0.00
11	-0.02	0.26	0.39	0.11	0.12	-0.12
12	0.01	-0.29	-0.36	0.03	-0.43	0.11
13	0.00	-1.11	0.17	-0.18	-0.04	0.00
14	0.01	-0.47	-0.65	-0.14	0.23	0.00
15	0.00	-1.01	0.00	-0.32	0.20	-0.06
16	0.00	-0.29	-0.09	-0.44	0.12	0.00
Total	-1.63	-0.66	-0.36	9.69	23.89	-0.32

Auch die Preiselastizitäten der beiden Marken auf Promotion entsprechen in etwa den Elastizitäten, wenn nur eine der Marken im Preis reduziert wird. Zusammen mit der Tatsache, dass auch die restlichen Marken von den Preispromotions in der aktuellen Periode profitieren, deutet dieses Ergebnis darauf hin, dass in der Produktkategorie Brotaufstrieche zusätzliche Abverkäufe einer Marke hauptsächlich aus der Verlagerung von Käufen, nicht jedoch durch Markenwechsel entstehen. Dieser Befund wird untermauert durch den Verlauf der Absätze der einzelnen Marken in den Folgeperioden. So nimmt nach den Preispromotions die Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs auf Grund höherer Lagerbestände zu, die Marken C und D hingegen verzeichnen einen Absatzrückgang im Vergleich zum Basis-Szenario.

6.1.2.3 Auswirkungen von Tiefe und Frequenz von Preispromotions

In einem dritten Experiment werden die Auswirkungen wiederholter Preispromotions auf das Konsumentenverhalten untersucht. Insbesondere sollen dabei exemplarisch die Effekte unterschiedlicher Promotionfrequenzen und -tiefen am Beispiel von Marke C analysiert werden. Für die Promotionfrequenz werden Zeitspannen von vier bzw. acht Wochen auf Grund des Verbrauchszyklus in dieser Kategorie gewählt (gemäß der deskriptiven Datenanalyse kaufen die Konsumenten im Durchschnitt 11.1 mal im Jahr 2002 und 9.3 mal im Jahr 2003, was einem Verbrauchszyklus von 4.7, bzw. 5.6 Wochen entspricht). Für

die Tiefe der Promotions werden Preisreduktionen in Höhe von fünf, bzw. zehn Prozent implementiert. Es werden zusätzlich die Effekte einer generellen Senkung des Preises von Marke C aufgeführt.

In Tabelle 6.10 sind für jedes der Szenarien die Veränderungen der über die 500 Wochen kumulierten Abverkäufe der einzelnen Marken und der Nichtkauf-Option als prozentuale Abweichung zum Basis-Szenario dargestellt. Hinsichtlich der sehr schwachen Veränderungen bei der Wahl der Nichtkauf-Option in allen Szenarien, bestätigt dieses Experiment die Ergebnisse aus dem ersten Experiment, in welchem gezeigt wurde, dass langfristig keine Kategorieexpansion zu verzeichnen ist. Dies entspricht wiederum der Natur der Produktkategorie, welche hauptsächlich durch fixe Verbrauchsgelegenheiten und nur in sehr geringem Umfang durch flexiblen Konsum charakterisiert ist.

Tabelle 6.10: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund wiederholter Preispromotions: Brotaufstriche - Marke C

Frequenz	jede 4. Woche		jede 8. Woche		jede Woche
	5%	10%	5%	10%	5%
Tiefe					
Nichtkauf	-0.07	-0.16	-0.04	-0.08	-0.29
Marke A	-1.06	-1.90	-0.74	-1.11	-2.69
Marke B	-0.03	-0.08	-0.02	-0.02	-0.06
Marke C	1.70	3.70	0.87	1.82	6.48
Marke D	-0.21	-0.51	-0.10	-0.22	-0.89
Marke E	-0.05	-0.14	-0.02	-0.06	-0.23
Absatzanteil auf Promotion von Marke C in %	26.82	28.84	13.45	14.64	100.00
Umsatzänderung Marke C in %	-1.35	-2.96	-0.69	-1.49	-5.06

Mit Blick auf die Veränderungen der Absätze der einzelnen Marken zeigen sich in allen Simulationen die erwarteten Vorzeichen: Marke C profitiert von den eigenen Preissenkungen, während alle anderen Marken dadurch Absatzrückgänge verzeichnen müssen. Auch die Größenordnungen zwischen den Szenarien entsprechen dabei den Erwartungen. So bewirken häufigere, bzw. tiefere Preispromotions größere Änderungen in den kumulierten Absätzen als seltene oder niedrige Promotions. Interessant ist an dieser Stelle auch der Vergleich der Kombinationen „jede 4. Woche / 5% Preissenkung“ und „jede 8. Woche / 10 % Preissenkung“, welche nahezu identische Auswirkungen auf die kumulierten Absätze haben. Wie zu erwarten, sind die Effekte einer dauerhaften Preissenkung des Preises von Marke C am größten, sollten aber auf Grund des unterliegenden gravierenden Politik-Wechsels und der daraus möglicherweise resultierenden strukturellen Veränderung des Verhaltens der Konsumenten nur vorsichtig interpretiert werden.

Um die Effektivität der Preispromotions korrekt evaluieren zu können, genügt es nicht, lediglich die Absatzzuwächse von Marke C zu betrachten. Vielmehr müssen die Absätze

auf Promotion, da sie zu einem geringeren Preis erfolgen, hinsichtlich ihrer Profitabilität anders gewichtet werden als solche, welche zu Normalpreis erfolgen. Es finden sich daher in Tabelle 6.10 auch die Anteile der Abverkäufe zu Sonderpreisen. Würden bei einer Promotion genauso viele Absätze wie ohne Promotion generiert werden, würden bei den Simulationen mit einer Frequenz von vier Wochen 25% der Abverkäufe auf Promotion, bei einer Frequenz von acht Wochen hingegen 12.5% der Abverkäufe auf Promotion erfolgen. Tatsächlich zeigt sich aber, dass in allen Szenarien die simulierten Werte über diesen 25% und 12.5% liegen und dass insbesondere tiefere Preispromotions zu einem höheren Anteil von Abverkäufen auf Promotion führen.

In der letzten Zeile von Tabelle 6.10 finden sich schließlich die resultierenden Umsatzänderungen von Marke C, welche wiederum als prozentuale Abweichung vom Basis-Szenario ermittelt werden. Es zeigt sich hier zunächst, dass alle Szenarien zu einem Umsatzrückgang im Vergleich zum Basis-Szenario führen. Insbesondere eine dauerhafte Senkung des Preises von Marke C um fünf Prozent ergibt Verluste um mehr als fünf Prozent. Unabhängig von der Frequenz der Preispromotions wird an dieser Stelle außerdem deutlich, dass die höheren Absätze, welche durch tiefere Promotions entstehen, nicht die dadurch entstehenden niedrigeren Margen kompensieren können. Auch führen seltenere Promotions zu weniger Umsatzrückgang als häufigere Preissenkungen. Während hinsichtlich der kumulierten Absätze noch galt, dass die Kombinationen „jede 4. Woche / 5% Preissenkung“ und „jede 8. Woche / 10 % Preissenkung“ nahezu identische Auswirkungen haben, zeigt sich bei den Umsätzen, dass erstere weniger Umsatzrückgang bewirkt als letztere (-1.35% vs. -1.49%). Somit scheinen in dieser Kategorie häufigere, niedrigere Preissenkungen vorteilhafter als seltene, tiefe Preispromotions, dennoch wären in beiden Fällen Umsatzverluste zu verzeichnen.

6.2 Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Getränke

Die Schätzergebnisse der Mittelwerte und Varianzen der individuellen Basisparameter der Produktkategorie Getränke finden sich für die separate Modellierung in Tabelle 6.11, für die gemeinsame Modellierung in Tabelle 6.14. Wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche stehen hier die Werte der Preisparameter vor der Transformation in eine Log-Normalverteilung, sowie die der Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen und der wahrgenommenen Preishäufigkeit vor deren Transformation auf das Einheitsintervall.

Wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche ist zunächst auffällig, dass die höher parametrisierten Modelle die besten Werte bei der LogMarginal Density im In-Sample Fit

aufweisen. Noch dazu ist in einem Modell (gemeinsame Modellierung: Invvar-Gloy) auf Grund einer zu großen Anzahl an Ausreißern keine Berechnung der LogMarginal Density mittels des Importance Sampling von Newton und Raftery (1994) möglich. Wiederum lässt dieses Ergebnis an der Korrektheit dieser Art der Berechnung der LogMarginal Density zweifeln und somit wird auch in der Kategorie Getränke der Fit2 zur Beurteilung der einzelnen Modellspezifikationen herangezogen.

6.2.1 Modellgüte und Parameterschätzer

6.2.1.1 Separate Modellierung

Während die Überlegenheit der Spezifikation Inv-Gloy in der separaten Modellierung des Brotaufstrichmarktes recht eindeutig war, konkurrieren in der Getränke­kategorie die Modelle Inv-Gloyvar-Preisvar und Invvar-Gloy-Preisvar. Dennoch ist die erstere Spezifikation der letzteren in allen bis auf einen Fit-Wert (Menge/Hold-Out, 0.3205 statt 0.3214) überlegen und wird dementsprechend im Folgenden detaillierter analysiert. Zuvor sei jedoch darauf hingewiesen, dass auch in der Kategorie Getränke allen Spezifikationen gemein ist, dass die Vorzeichen fast aller Parameter mit den gängigen Erwartungen übereinstimmen. So ist der Einfluss des Kategoriewertes auf den Nutzen eines Kaufs positiv, während der Lagerbestand eine negative Wirkung auf die Kaufwahrscheinlichkeit hat. Auch hat der Lagerbestand in allen bis auf zwei Spezifikationen einen negativen Einfluss auf die Mengewahl. Die beiden betroffenen Spezifikationen (Inv-Gloyvar und Invvar-Gloy-Preisvar) weisen jedoch für den Parameter sehr große Varianzen auf, so dass die Interpretation dieser Ausreißer vernachlässigt werden darf. Bezüglich der Varianzen, welche ein Maß für die Heterogenität innerhalb der Bevölkerung sind, fällt auf, dass diese bei allen Spezifikationen für alle Markenkonstanten extrem hoch sind. Schließlich ist festzuhalten, dass in allen Spezifikationen der separaten Modellierung die Wirkung vergangener Kaufakte auf das aktuelle Kaufverhalten positiv ist. Aber auch hier zeigt sich eine relativ große Varianz innerhalb der Bevölkerung, so dass davon ausgegangen werden kann, dass die Konsumenten sich sowohl durch Inertia als auch durch die Suche nach Abwechslung bei ihren Markenwahlentscheidungen leiten lassen.

Als beste Spezifikation im Rahmen der separaten Modellierung wird gemäß den obigen Ausführungen jene mit fixem Konsum, freiem Verfallparameter der Loyalitätsvariablen und Preissensitivitäten, welche abhängig von der Häufigkeit vergangener Preis­promotions sind, gewählt. Dies entspricht den Erwartungen, welche in Kapitel 5.3 im Rahmen der Diskussion der produktkategorie­spezifischen Eigenheiten erörtert wurden. Die Interpretation der Markenkonstanten ist unter Berücksichtigung der Restriktion des Nutzenbeitrags

der letzten Marke auf Null vorzunehmen. Wie bereits oben erwähnt, unterliegen die markenspezifischen Präferenzen zwar sehr großen Schwankungen innerhalb der Konsumenten, doch spiegeln auch hier die Mittelwerte die tatsächlichen Marktanteilsverhältnisse größtenteils wider. Lediglich Marke 5 hat eine unerwartet hohe Präferenz im Vergleich zu den stärkeren Marken 2 und 3. Da diese Beobachtung jedoch für alle Spezifikationen gilt, lässt sich insbesondere auch auf Grund der niedrigeren durchschnittlichen Preise der letzten beiden Marken vermuten, dass diese ihre Abverkäufe hauptsächlich ihrer Preisgünstigkeit und nicht der Loyalität gegenüber den Marken selbst zuzuschreiben haben. Unter Berücksichtigung der Transformation des Preisparameters der Markenwahl erhält man für diesen in der gewählten Spezifikation eine Log-Normalverteilung mit Erwartungswert $5.4284 = \exp(1.1463 + 1.0907/2)$. Des Weiteren ist der Parameter der Strukturellen State Dependence positiv, was auf Inertia in dieser Produktkategorie hinweist. Nichtsdestotrotz ist auch hier die Varianz der Parameterschätzer relativ groß und somit zeigt sich die Heterogenität der Konsumenten, welche zum Teil durchaus nach Abwechslung suchen und dazu öfter die Marke wechseln.

Bei den Exogenen, welche die Kaufentscheidung selbst beeinflussen, zeigt der negative Mittelwert der Konstanten, dass die Konsumenten zunächst eher zu einem Nichtkauf als zu einem Kauf tendieren. Auch der Lagerbestand hat, wie zu erwarten, einen negativen Einfluss auf die Kaufwahrscheinlichkeit. Die letzte erklärende Variable der Kaufentscheidung, der aus dem Nested-Logitmodell stammende Kategoriewert, wirkt sich positiv auf den Nutzen eines Kaufs aus. Demnach steigt die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf, wenn die Attraktivität der Produktkategorie zunimmt.

Mit Blick auf die erklärenden Variablen der Mengewahl fällt zunächst auf, dass die Konstante der Mengewahl einen positiven Mittelwert hat. Zwar unterliegt sie auch einer recht hohen Varianz, doch lässt sich festhalten, dass im Vergleich zur Produktkategorie Brotaufstriche hier etwas größere Mengeneinheiten von den Konsumenten gekauft werden (mittlere gekaufte Menge zwischen 1.54 und 2.27). Ähnlich wie in der Produktkategorie Brotaufstriche ist jedoch die Wirkung des Lagerbestands auf die Mengewahl: Zwar ist der Mittelwert negativ und impliziert somit kleinere Mengenkäufe bei höherem Lagerbestand, doch ist die Varianz etwas größer, was darauf hindeutet, dass einige Konsumenten auch in dieser Kategorie ungeachtet ihres Lagerbestands sich für eine bestimmte Menge entscheiden. Die letzte Exogene der Mengewahl, der logarithmierte Preis der einzelnen Marken hat bereits durch die Spezifikation des Modells einen negativen Einfluss auf die Mengewahl, welcher mit einem Mittelwert von $1.8306 (= \exp(0.2963 + 0.6167/2))$ jedoch stark von Null abweicht.

In Tabelle 6.11 finden sich neben den Angaben zur Erklärung des Auswahlverhaltens durch die exogenen Variablen auch die Angaben über die einzelnen Parameter, wel-

6.2 Die Schätzergebnisse für die Produktkategorie Getränke

Tabelle 6.11: Vergleich der separaten Modelle: Getränke

	Invt-Gloy	Invt-Gloy-Preisvar	Invt-Gloyvar-Preisvar	Invt-Gloyvar	Invtvar-Gloyvar	Invtvar-Gloy-Preisvar	Invtvar-Gloy-Preisvar	Invtvar-Gloy-Preisvar	Invtvar-Gloy							
Marke 1	2.1774 (0.5977)	51.1937 (10.8697)	2.2224 (0.5833)	44.9083 (7.8936)	2.0076 (0.5450)	43.3406 (8.6003)	2.1085 (0.5492)	44.9119 (7.7162)	2.0019 (0.5823)	53.3702 (10.3231)	2.9790 (1.2006)	235.7601 (120.0385)	2.6910 (0.6952)	71.5236 (16.2299)	2.4283 (0.6168)	55.9290 (8.2039)
Marke 2	-1.7939 (0.7240)	63.4314 (14.5991)	-1.2500 (0.7006)	5.5166 (10.3345)	-1.3726 (0.6798)	51.3942 (9.3225)	-1.2221 (0.6554)	49.6534 (8.6984)	-1.3154 (0.6460)	43.2664 (8.6984)	-1.2392 (0.5055)	77.4980 (43.9593)	-1.4799 (0.7713)	60.0049 (14.0733)	-1.0362 (0.6695)	53.3927 (9.1456)
Marke 3	-2.4992 (0.9712)	78.2852 (14.7699)	-2.8103 (0.8676)	73.2155 (17.5365)	-2.0736 (0.7989)	63.6680 (12.2102)	-1.7457 (0.7199)	51.5255 (7.9763)	-2.3104 (0.7535)	78.0904 (14.6694)	-1.2428 (0.9989)	101.1179 (29.1078)	-0.9470 (0.8673)	119.1924 (34.6872)	-2.8127 (1.0594)	90.5254 (18.3285)
Marke 4	-3.9839 (0.7543)	38.0251 (8.6632)	-3.9839 (0.8572)	35.1850 (8.2113)	-2.9743 (0.5947)	20.8233 (4.6933)	-3.8819 (1.0430)	36.9233 (8.1069)	-4.2201 (0.6699)	33.5208 (10.3511)	-1.8158 (0.9092)	104.6105 (38.6558)	-0.7235 (0.7235)	78.6737 (37.5599)	-4.9806 (0.8807)	47.5062 (10.5401)
Marke 5	-0.5876 (0.8631)	44.4064 (9.4880)	-0.4996 (0.5952)	41.4332 (7.3020)	-0.6188 (0.6509)	38.0501 (6.9641)	-0.9008 (0.7222)	56.4735 (12.3103)	-0.3320 (0.6091)	43.1560 (7.4547)	-0.8914 (1.1430)	164.8738 (104.8958)	-0.4057 (0.8982)	67.6189 (13.8132)	-1.0624 (0.6328)	53.3268 (11.1155)
Marke 6	-3.2624 (0.5502)	23.7512 (6.0998)	-2.6565 (0.4975)	18.3953 (3.8345)	-2.5373 (0.4593)	15.0391 (2.8497)	-3.7162 (0.7222)	22.8824 (5.8791)	-1.6943 (0.4783)	18.5455 (3.2034)	-0.9718 (0.9575)	128.2365 (57.7821)	-2.9844 (0.5162)	39.8141 (11.9509)	-3.0122 (0.6026)	30.4579 (7.1827)
In(Preis)	1.3964 (0.0899)	0.7599 (0.1457)	1.1315 (0.1084)	1.0381 (0.1644)	1.1463 (0.1267)	1.0907 (0.1912)	1.3188 (0.0801)	0.7518 (0.1132)	1.3949 (0.0806)	0.7398 (0.1164)	0.7030 (0.3347)	17.7679 (7.4494)	-0.0622 (0.4782)	36.0138 (22.5183)	1.3495 (0.0843)	0.7868 (0.1372)
LOY-Wirkung	0.9057 (0.1713)	1.5084 (0.3266)	0.8916 (0.1600)	1.4734 (0.2928)	1.9800 (0.8328)	3.4299 (0.8328)	1.8025 (0.4629)	6.2016 (2.7876)	0.0861 (0.4313)	5.2178 (1.7267)	0.3342 (0.1195)	1.8897 (0.4121)	0.1039 (0.3452)	14.3665 (4.072)	0.3322 (0.1586)	1.7818 (0.3965)
Konstante Kauf	-0.8770 (0.2691)	3.2897 (0.8723)	-1.5412 (0.2134)	3.1698 (0.9040)	-1.5764 (0.3050)	2.1470 (0.5045)	-1.1952 (0.2195)	2.5013 (0.7888)	-0.0612 (0.3049)	9.1659 (2.9541)	-1.4450 (0.3013)	7.3611 (2.5147)	-1.8516 (0.4068)	15.7355 (3.0461)	-0.7288 (0.3582)	4.9923 (1.2723)
Lager Kauf	-0.7612 (0.0584)	0.3658 (0.0540)	-0.4046 (0.0568)	0.4031 (0.0569)	-0.8359 (0.0600)	0.4250 (0.0611)	-0.7886 (0.0547)	0.3762 (0.0563)	-1.3808 (0.1075)	1.0898 (0.1739)	-1.6395 (0.2245)	9.1892 (3.3756)	-1.4852 (0.0989)	1.6795 (0.4265)	-1.3226 (0.1025)	1.0655 (0.1823)
Kategoriewert	0.8307 (0.0533)	0.2682 (0.0387)	0.9241 (0.0643)	0.3231 (0.0518)	0.9716 (0.0582)	0.3517 (0.0498)	0.3517 (0.0594)	0.3142 (0.0464)	0.9155 (0.0715)	0.3184 (0.0597)	0.8336 (0.1308)	3.1339 (1.2374)	0.9898 (0.0595)	0.4295 (0.0645)	0.8587 (0.0610)	0.2822 (0.0464)
Konstante Menge	2.5577 (0.1721)	1.5940 (0.3734)	2.4132 (0.1945)	1.7864 (0.3469)	2.2825 (0.1368)	1.6086 (0.2779)	1.1843 (0.2902)	6.7257 (1.9678)	2.2199 (0.1930)	1.4598 (0.2713)	1.5755 (0.3874)	23.7104 (13.3900)	1.1334 (0.1020)	1.3757 (0.2889)	2.3528 (0.1464)	1.2719 (0.2631)
Lager Menge	-0.2625 (0.0424)	0.2129 (0.0518)	-0.2838 (0.0518)	0.2566 (0.0391)	-0.2871 (0.0522)	0.2591 (0.0390)	0.9668 (0.3405)	5.0894 (1.5744)	-0.2701 (0.0768)	0.3941 (0.0714)	0.2422 (0.3359)	31.2440 (11.1393)	-0.2199 (0.1096)	0.8294 (0.3180)	-0.2806 (0.0665)	0.3595 (0.0574)
In(Preis)	0.3946 (0.0878)	0.4062 (0.0878)	0.4166 (0.1163)	0.6396 (0.1093)	0.2963 (0.0873)	0.6167 (0.1136)	0.2849 (0.1020)	0.4245 (0.0814)	0.2096 (0.1230)	0.4840 (0.1230)	0.4840 (0.1230)	2.8712 (1.5107)	-1.6649 (0.3336)	18.9553 (10.3286)	0.3062 (0.0867)	0.4038 (0.0878)
LOY-Decay					1.6331 (0.4515)	15.9129 (4.1757)	3.3038 (0.6474)	15.5527 (3.3409)	1.5885 (0.6187)	7.5452 (2.3412)	1.5885 (0.6187)	7.5452 (2.3412)	1.3735 (0.3305)	13.8199 (4.9372)		
flex. Konsum																
PP-Häuf. Decay			3.7354 (0.4051)	1.28720 (2.2849)	3.7164 (0.4017)	11.7037 (2.5679)										
PP-Häuf. Marke			-0.2436 (0.1688)	1.1517 (0.2371)	-0.1565 (0.1452)	1.0866 (0.1836)										
PP-Häuf. Menge			0.3133 (0.1648)	0.9977 (0.2048)	0.2236 (0.1581)	0.9607 (0.2111)										
Lognagdeuns																
Fit2 Kauf																
Fit2 Marke																
Fit2 Menge																
Fit2 gesamt																

che die gewählte Spezifikation so flexibel machen. So finden sich hier die Mittelwerte und Varianzen der Verfallparameter der Loyalitätsvariablen und der wahrgenommenen Preispromotionshäufigkeit, sowie die Wirkung der Preispromotionshäufigkeit auf Marken- und Mengenwahl jeweils vor der Transformation auf die zulässigen Wertebereiche. Somit ergibt sich für den Verfallparameter der Loyalitätsvariablen ein Median von $0.4744 (= 1/(1 + \exp(1.6331/15.9129)))$, welcher deutlich unter dem in der Literatur üblicherweise verwendeten Wert von 0.8 liegt. Dementsprechend wird die Loyalität zu einer Marke im Schnitt um mehr als die Hälfte durch den zuletzt getätigten Kauf bestimmt. Eine solche Dominanz des Letztkaufs würde bei einem vordefinierten Verfallparameter, welcher dem Letztkauf lediglich einen Einfluss von 20 Prozent zuweist, wesentlich unterschätzt.

Der Median des Verfallparameters der wahrgenommenen Preispromotionshäufigkeit beträgt $0.4213 (= 1/(1 + \exp(3.7164/11.7037)))$. Somit bestimmen zwar die zuletzt gesehenen Preise hauptsächlich die Wahrnehmung der Konsumenten hinsichtlich der Häufigkeit von Preispromotions, doch auch die weiter in der Vergangenheit liegenden Promotions haben noch Einfluss darauf. Die Reaktion auf die aktuellen Preise wird durch diese Wahrnehmung der Häufigkeit von Preispromotions gemäß der Modellspezifikation (Preisparameter $\mu^t = \mu - \mu^{PP} P P^t$) beeinflusst. Da μ^t aus modelltheoretischen Gründen positiv sein muss, wurde für die Differenz ebenfalls die Log-Normalverteilung angenommen. Es wurde demnach $\mu^t = \exp(\mu) / \exp(\mu^{PP})^{PP^t}$ geschätzt. Sollten häufigere Preispromotions zu einer erhöhten Preissensitivität führen, so müsste $\exp(\mu^{PP}) < 1$ und damit $\mu^{PP} < 0$ gelten. Da der Mittelwert des Einflusses der Preishäufigkeit auf den Preisparameter der Markenwahl mit -0.1565 negativ ist, führen in der Produktkategorie Getränke häufige Preispromotions demnach zu stärkeren Reaktionen der Konsumenten auf die Preise hinsichtlich ihrer Markenwahl. Bei der Mengenwahl ergibt sich gemäß des Mittelwerts von 0.2236 hingegen eine Schwächung der Wirkung des Preises durch häufigere Promotions. Konsumenten werden also weniger preissensibel bei der Mengenwahl und entscheiden sich daher zunehmend für größere Mengen. Sowohl bei der Marken- als auch bei der Mengenwahl sind die Varianzen der Einflüsse von häufigen Preispromotions jedoch recht hoch, so dass an dieser Stelle deutlich wird, dass auch viele Konsumenten keine veränderten Preissensitivitäten auf Grund der vergangenen Preispromotionfrequenz aufweisen.

Die Fit2-Werte des Modells liegen leicht unter denen des besten Modells der Produktkategorie Brotaufstriche, sind jedoch für alle drei Wahlentscheidungen etwa gleich hoch. Zur Veranschaulichung der Güte der gewählten Spezifikation finden sich in den Tabellen 6.12 und 6.13 wiederum die simulierten Wahlwahrscheinlichkeiten und tatsächlich getätigten Käufe für beide Teile des Beobachtungszeitraums.

Tabelle 6.12: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: In-Sample / Getränke

Daten								
	Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt
1	13.37	5.16	7.91	5.11	4.46	3.55	12.16	51.72
2	9.86	4.03	3.31	2.65	3.02	1.99	6.70	31.57
3	2.01	0.86	0.51	0.08	0.68	0.21	0.43	4.77
4	2.46	1.40	0.74	0.47	0.78	0.23	1.38	7.46
5	0.57	0.21	0.18	0.00	0.18	0.00	0.02	1.15
6	0.76	0.39	0.08	0.02	0.19	0.06	0.25	1.75
7	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04
8	0.45	0.16	0.14	0.02	0.12	0.00	0.10	0.97
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02
10	0.16	0.19	0.12	0.00	0.02	0.00	0.04	0.53
Marke gesamt	29.66	12.41	12.98	8.34	9.45	6.04	21.11	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 93.89%								

Modell								
	Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt
1	14.42	4.59	9.57	4.67	3.40	2.74	11.13	50.52
2	8.58	2.97	3.40	2.00	2.03	1.30	4.72	25.01
3	4.74	1.86	1.38	0.69	1.16	0.54	1.80	12.18
4	2.53	1.13	0.61	0.21	0.67	0.23	0.69	6.07
5	1.31	0.67	0.29	0.06	0.38	0.10	0.27	3.08
6	0.67	0.38	0.15	0.02	0.20	0.04	0.11	1.56
7	0.34	0.22	0.08	0.00	0.10	0.01	0.04	0.79
8	0.17	0.13	0.04	0.00	0.05	0.01	0.02	0.41
9	0.09	0.09	0.02	0.00	0.02	0.00	0.01	0.22
10	0.05	0.08	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.15
Marke gesamt	32.90	12.12	15.54	7.66	8.02	4.97	18.78	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 91.78%								

Die in Tabelle 6.12 aufgeführten Werte zeigen, dass das Modell recht gut in der Lage ist, die zur Schätzung verwendeten Daten zu reproduzieren. Die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf wird nur geringfügig unterschätzt (91.78 statt 93.89 Prozent) und auch die Gesamtabverkäufe der einzelnen Marken können bis auf kleine Abweichungen gut reproduziert werden. Weiter fällt auf, dass der Anteil der Käufe, in denen nur eine Mengeneinheit gewählt wurde, erstaunlich gut von dem Modell wiedergegeben werden können (50.52 statt 51.72 Prozent). Die Wahl von zwei Mengeneinheiten wird jedoch im Modell deutlich unterschätzt und stattdessen wird die Wahl von drei Mengeneinheiten überschätzt. Wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche zeigt sich hier, dass das Poisson-Modell nur bedingt zur Modellierung der Mengenwahl geeignet ist. So kann damit die sich in den Daten zeigende Bevorzugung gerader Anzahl von Mengeneinheiten nicht adäquat abgebildet werden. Das gleiche Problem tritt, allerdings noch um einiges

verstärkt, in den Daten des Vorhersagezeitraums auf (siehe Tabelle 6.13). Hier wird die Wahl von drei Mengeneinheiten deutlich (mehr als zehn Prozent) überschätzt, die der anderen Mengeneinheiten hingegen unterschätzt. Wiederum zeigt sich die Unfähigkeit des Modells die gegebene Datenstruktur zu reproduzieren. Des Weiteren wird mittels des Modells die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf im Prognosezeitraum um fast acht Prozent unterschätzt und auch die Prognose der Markenwahl gelingt nicht überzeugend (vgl. dazu insbesondere die Vorhersagen für die Marken zwei und vier). Insgesamt zeigt sich also, dass das separate Modell die zur Schätzung der Parameter verwendeten Daten recht gut abbilden kann, jedoch Schwierigkeiten bei der Reproduktion des zweiten Teils der Daten hat. In beiden Teilen der Daten können die gewählten Mengen und hier insbesondere die Wahl von drei Mengeneinheiten nicht adäquat abgebildet werden. Das Poisson-Modell und die darin enthaltene Auswahl der exogenen Variablen ist insofern nur bedingt in der Lage, die tatsächliche Datenstruktur in der Produktkategorie Getränke wiederzugeben.

6.2.1.2 Gemeinsame Modellierung

Die gemeinsamen Modelle der Produktkategorie, in welchen der Kauf aus einem einzigen Nutzenmaximierungsproblem resultiert, weisen zunächst in allen Spezifikationen extrem hohe Varianzen auf und lediglich der Lagerbestand hat in allen Spezifikationen das zu erwartende negative Vorzeichen (vgl. Tabelle 6.14). Der Einfluss der letzten Kaufakte auf das aktuelle Kaufverhalten ist in allen bis auf zwei Spezifikationen positiv. In den beiden Fällen, in denen negative Vorzeichen stehen, sind die Varianzen wiederum so groß, dass hier nicht weiter darauf eingegangen werden soll. Die Parameter der Markenkonstanten spiegeln in den gemeinsamen Spezifikationen der Produktkategorie Getränke jeweils grob die tatsächlichen Marktanteile wider, unterliegen jedoch alle den oben erwähnten, extrem hohen Varianzen, welche in diesem Fall nicht nur ein Zeichen für die existierende Konsumentenheterogenität hinsichtlich der Markenpräferenzen sind, sondern möglicherweise darauf hindeuten, dass die gemeinsame Modellierung recht störanfällig ist.

Wie auch in der separaten Modellierung ist in der gemeinsamen Modellierung auf den ersten Blick keine klare Überlegenheit einer Spezifikation über die anderen ausmachbar. Vielmehr zeigt sich, dass die Spezifikation Inv-Gloyvar-Preisvar hinsichtlich des Fit2 für die In-Sample Daten auf allen drei Dimensionen (d.h. Kaufakt, Marken- und Mengenwahl) das beste Modell ist, wohingegen die Spezifikation Invvar-Gloyvar im Hold-Out Sample das beste Modell ist. Da jedoch die Unterschiede bei den In-Sample Daten weitaus gravierender sind als bei den Hold-Out Daten, wird auch in der gemeinsamen Modellierung im Folgenden von der Spezifikation Inv-Gloyvar-Preisvar als der besten Spezifikation ausgegangen.

Tabelle 6.13: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im separaten Modell: Hold-Out / Getränke

Daten		Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt	
1	26.39	2.78	5.56	4.17	1.39	2.78	13.89	56.94	
2	2.78	2.78	4.17	5.56	5.56	2.78	4.17	27.78	
3	0.00	0.00	1.39	0.00	1.39	0.00	0.00	2.78	
4	8.33	0.00	0.00	1.39	1.39	0.00	0.00	11.11	
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
7	0.00	1.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.39	
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
Marke gesamt	37.50	6.94	11.11	11.11	9.72	5.56	18.06	100.00	

Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 93.21 %

Modell		Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt	
1	16.78	3.81	7.66	2.50	4.19	2.82	10.97	48.73	
2	10.20	2.76	3.18	1.25	2.24	1.31	4.40	25.32	
3	5.47	1.99	1.46	0.51	1.28	0.52	1.61	12.83	
4	2.77	1.34	0.71	0.18	0.73	0.21	0.59	6.53	
5	1.34	0.85	0.37	0.06	0.40	0.09	0.22	3.33	
6	0.63	0.52	0.20	0.02	0.20	0.04	0.08	1.69	
7	0.29	0.31	0.11	0.00	0.09	0.01	0.03	0.84	
8	0.12	0.18	0.06	0.00	0.04	0.00	0.01	0.42	
9	0.05	0.10	0.03	0.00	0.02	0.00	0.00	0.20	
10	0.02	0.05	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.09	
Marke gesamt	37.68	11.91	13.80	4.51	9.20	5.00	17.90	100.00	

Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 85.25%

Die Markenkonstanten der besten Spezifikation der gemeinsamen Modellierung sind wiederum relativ zu Marke 7 zu betrachten, deren Nutzen aus Identifikationsgründen auf Null restringiert wurde. Die Größe der Mittelwerte der Markenkonstanten entsprechen dabei wieder weitestgehend der tatsächlichen Verteilung der Marktanteile. Auffällig ist jedoch wie auch in der separaten Modellierung ein sehr hoher Wert für Marke 5, der zudem die Markenkonstanten der abverkaufsstärkeren Marken 2 und 3 übertrifft. Wiederum deutet dies darauf hin, dass Marke 5 lediglich wegen der höheren Preise, nicht aber wegen einer niedrigen Markenpräferenz Einbußen bei den Marktanteilen verzeichnen muss. Die Wirkung der in der Vergangenheit gewählten Marken auf deren aktuellen Nutzen ist in dieser Spezifikation positiv. Somit sind die Konsumenten in dieser Produktkategorie träge in ihrer Entscheidungsfindung und präferieren Marken, die sie bereits kennen. Nichtsdestotrotz findet sich bei dieser Wirkung der Strukturellen State Dependence durchaus auch eine re-

Tabelle 6.14: Vergleich der gemeinsamen Modelle: Getränke

	InV-GloV	InV-GloV-Preisvar	InV-GloVVar-Preisvar	InV-GloVVar	InVVar-GloVVar	InVVar-GloVVar-Preisvar	InVVar-GloVVar-Preisvar	InVVar-GloVVar-Preisvar	InVVar-GloV							
Marke 1	3.9908 (0.7150)	59.6392 (9.1120)	1.8366 (0.4756)	31.1984 (4.2574)	2.0502 (0.4400)	29.1849 (4.0019)	1.8874 (0.4467)	31.0210 (4.4734)	6.2106 (2.3698)	884.4104 (372.3637)	2.1395 (0.4932)	35.4497 (4.6467)	1.9448 (0.5501)	35.1061 (5.2251)	3.2213 (0.9911)	104.8963 (59.9645)
Marke 2	0.7034 (0.9644)	61.4289 (11.1901)	-0.9086 (0.5146)	29.8689 (4.6474)	-0.8043 (0.5289)	31.6348 (4.4391)	-0.8901 (0.5060)	29.9456 (4.4604)	2.2876 (1.0946)	131.0676 (20.8441)	-0.8767 (0.5436)	36.1888 (4.7044)	-0.8718 (0.5355)	32.1263 (5.4322)	0.0210 (0.9397)	128.9794 (66.4446)
Marke 3	-0.8122 (0.8276)	99.0142 (20.8269)	-1.5078 (0.5473)	36.8104 (5.5197)	-1.1021 (0.5432)	38.8321 (5.6062)	-1.2801 (0.5230)	36.1405 (4.9872)	0.5520 (1.6860)	382.8766 (118.8498)	-1.0052 (0.5302)	39.3707 (5.2858)	-1.1764 (0.5954)	36.0079 (5.4947)	-1.8241 (1.5151)	282.7928 (146.1525)
Marke 4	-2.3089 (1.0936)	44.8073 (8.9898)	-3.4365 (0.5356)	21.7341 (3.1767)	-2.7742 (0.6107)	21.2042 (3.7573)	-2.7283 (0.4561)	20.3876 (3.4095)	-0.5342 (0.9905)	101.8568 (17.9407)	-3.2305 (0.8150)	23.0113 (3.5447)	-2.8755 (0.5772)	23.8279 (3.5545)	-2.7988 (0.8047)	50.6608 (21.9723)
Marke 5	0.9526 (0.7555)	58.3921 (9.9937)	-0.7364 (0.6110)	29.2486 (4.3941)	-0.3798 (0.5229)	29.0081 (4.6517)	-0.7832 (0.5308)	28.5829 (4.1205)	2.5886 (1.2882)	253.8246 (76.6626)	-0.2755 (0.5387)	32.6301 (4.7266)	-0.5914 (0.6521)	33.1372 (5.4282)	-0.5338 (1.3295)	159.9756 (79.2772)
Marke 6	-1.0705 (0.9224)	30.5843 (5.9635)	-3.3595 (0.5053)	15.2819 (3.0091)	-2.1157 (0.5126)	16.2947 (3.0614)	-2.8708 (0.7158)	17.7519 (3.5660)	0.8270 (0.9110)	59.2654 (8.4914)	-2.9846 (0.4890)	18.6964 (3.1957)	-2.3422 (0.5446)	17.4121 (2.8321)	-3.3800 (0.6693)	42.6343 (14.7049)
LOY-Wirkung	0.4711 (0.1087)	1.1140 (0.2542)	0.8031 (0.1220)	1.0634 (0.2405)	0.9337 (0.1206)	1.0274 (0.2094)	1.2455 (0.3229)	2.2372 (0.6281)	-0.5700 (0.2693)	11.0928 (1.4403)	0.5521 (0.1244)	1.5167 (0.2542)	-0.4127 (0.2802)	4.6223 (1.0296)	0.0426 (0.1439)	1.6645 (0.5737)
Lager	-0.7077 (0.0515)	0.2980 (0.0439)	-0.7534 (0.0525)	0.3366 (0.0478)	-0.7571 (0.0545)	0.3619 (0.0574)	-0.7438 (0.0554)	0.3255 (0.0480)	-1.2505 (0.1127)	1.9163 (0.2690)	-1.1897 (0.1066)	0.8562 (0.1447)	-1.2404 (0.0931)	0.9399 (0.1377)	-1.3057 (0.3041)	18.8317 (13.0647)
α	-3.8522 (0.5299)	26.3206 (8.5389)	-2.0838 (0.4184)	7.0701 (1.9271)	-2.1845 (0.3112)	8.7735 (2.1100)	-2.0473 (0.3657)	11.0164 (3.5595)	-6.6711 (2.0601)	431.5640 (134.6221)	-2.0412 (0.3191)	7.0194 (1.3495)	-1.4469 (0.4825)	13.1369 (3.5737)	-3.0283 (0.4881)	40.2342 (27.4715)
μ	0.9715 (0.0748)	0.8169 (0.1030)	1.1418 (0.1041)	1.1418 (0.1808)	0.8036 (0.1178)	1.1906 (0.1994)	0.9506 (0.0831)	0.9673 (0.1049)	0.0785 (0.3444)	13.6733 (3.3317)	0.9073 (0.0919)	1.1597 (0.1798)	1.0029 (0.1135)	0.9840 (0.1498)	0.6935 (0.2891)	2.7486 (2.7576)
γ	-1.4571 (0.0393)	0.2819 (0.0314)	-1.4518 (0.0397)	0.2915 (0.0323)	-1.4504 (0.0412)	0.2980 (0.0343)	-1.4554 (0.0393)	0.2875 (0.0324)	-1.4715 (0.0529)	0.5594 (0.0896)	-1.4504 (0.0411)	0.2983 (0.0331)	-1.4502 (0.0410)	0.3043 (0.0341)	-1.4890 (0.0666)	0.7540 (0.5563)
LoV-Decay																
flex. Konsum																
PP-Häuf. Decay																
PP-Häuf.																
Lognormaldens	-23508.8249 (-364.6016)	-23404.9540 (-363.3642)			-23385.0281 (-363.0835)			-23533.1847 (-367.8066)		-22723.6799 -INF		-23045.1131 (-362.8190)		-22964.7566 (-368.9513)		
Fit2 Kauf	0.0639 (0.2357)	0.0729 (0.2225)			0.1954 (0.2697)			0.1200 (0.2655)		0.1400 (0.2762)		0.1303 (0.2707)		0.0056 (0.1969)		0.1726 (0.2733)
Fit2 Marke	0.0804 (0.2628)	0.0867 (0.2492)			0.2134 (0.3025)			0.1362 (0.2972)		0.1563 (0.3080)		0.1453 (0.3017)		0.0175 (0.2220)		0.1916 (0.3079)
Fit2 Menge	0.1327 (0.2721)	0.1399 (0.2624)			0.1808 (0.3016)			0.1940 (0.2990)		0.1940 (0.3032)		0.1824 (0.2974)		0.0858 (0.2410)		0.2135 (0.3019)
Fit2 gesamt	0.0402 (0.2274)	0.0447 (0.2134)			0.1742 (0.2701)			0.0962 (0.2651)		0.1182 (0.2719)		0.1025 (0.2661)		-0.0257 (0.1837)		0.1541 (0.2765)

lativ große Varianz, was auf Heterogenität innerhalb der Konsumenten hindeutet. Folglich existieren neben den Konsumenten, welche meist bereits bekannte Marken kaufen, auch solche, die nach Abwechslung suchen und häufig die Marke wechseln. Der Lagerbestand hat erwartungsgemäß einen negativen Einfluss auf den Nutzen eines Kaufs und die kleine Varianz des Parameters zeigt auf, dass diese Aussage über alle Konsumenten hinweg generalisierbar scheint.

Der Mittelwert des Preisparameters μ nach Transformation beträgt 4.4513(= $\exp(0.9223 + 1.1418/2)$), was auf Grund der unterschiedlichen Skalen der einzelnen Modelle noch keine Rückschlüsse auf die Wichtigkeit der Preise der einzelnen Marken zulässt. Für den Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen ergibt sich ein Median von 0.6301(= $1/(1 + \exp(-1.7807/3.3423))$). Somit ist der Einfluss der zuletzt gekauften Marke zwar nicht ganz so stark wie in der separaten Modellspezifikation (dort waren es mehr als 50%), doch immer noch um mehr als 15 Prozent höher als in der üblichen Modellierung der Loyalitätsvariablen mit dem Wert 0.8. Der ebenfalls transformierte Verfallsparameter der wahrgenommenen Preispromotionhäufigkeit hat einen Median von 0.4385(= $1/(1 + \exp(4.1539/16.8268))$), was im Einklang mit dem Ergebnis aus der separaten Modellspezifikation steht. Demnach dominieren die zuletzt gesehenen Preise die wahrgenommene Preispromotionhäufigkeit mit fast 60 Prozent. Der Einfluss μ^{PP} dieser wahrgenommenen Preispromotionhäufigkeiten auf den Preisparameter $\mu^t = \exp(\mu)/\exp(\mu^{PP})^{PP^t}$ hat einen Erwartungswert von -0.2830 . Somit erhöhen in der Vergangenheit beobachtete Preispromotions die Preissensitivität der Konsumenten auch in der gemeinsamen Modellierung. Dennoch ist in dieser Modellierung ebenfalls zu beachten, dass die Varianz des Parameters recht hoch ist, so dass davon auszugehen ist, dass manche Konsumenten sich durch häufige Preispromotions nicht beeinflussen lassen, oder gerade in der umgekehrten Weise reagieren und weniger preissensibel werden.

Die Fit2-Werte der besten Spezifikation der gemeinsamen Modellierung liegen sowohl für den Kauf, als auch für Marken- und Mengenwahl unter den Werten der besten Spezifikation der separaten Modellierung. Die gemeinsame Modellierung scheint demnach die Daten weniger gut reproduzieren zu können als die separate Modellierung. Um ein genaueres Bild zu gewinnen, sind in den Tabellen 6.15 und 6.16 wiederum die tatsächlichen gegen die von dem Modell prognostizierten Wahlen für beide Teile der Daten abgebildet.

Vergleicht man die Güte der separaten und der gemeinsamen Spezifikation anhand der zur Schätzung der Parameter verwendeten Daten, so zeichnet sich zunächst eine etwas bessere Reproduktion der Nichtkaufwahrscheinlichkeit durch das letzte Modell ab (vgl. Tabelle 6.15). Betrachtet man hingegen die vorhergesagten Anteile der einzelnen Marken, so überschätzt das gemeinsame Modell die Abverkäufe von Marke 1 deutlich und auch bei den anderen Marken gelingt keine wesentlich bessere Prognose. Ähnlich mangelhaft

Tabelle 6.15: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: In-Sample / Getränke

Daten								
	Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt
1	13.37	5.16	7.91	5.11	4.46	3.55	12.16	51.72
2	9.86	4.03	3.31	2.65	3.02	1.99	6.70	31.57
3	2.01	0.86	0.51	0.08	0.68	0.21	0.43	4.77
4	2.46	1.40	0.74	0.47	0.78	0.23	1.38	7.46
5	0.57	0.21	0.18	0.00	0.18	0.00	0.02	1.15
6	0.76	0.39	0.08	0.02	0.19	0.06	0.25	1.75
7	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04
8	0.45	0.16	0.14	0.02	0.12	0.00	0.10	0.97
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02
10	0.16	0.19	0.12	0.00	0.02	0.00	0.04	0.53
Marke gesamt	29.66	12.41	12.98	8.34	9.45	6.04	21.11	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 93.89%								
Modell								
	Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt
1	18.70	5.40	7.62	4.43	4.60	2.77	11.33	54.86
2	8.69	2.47	3.04	1.45	2.00	0.96	4.15	22.75
3	4.34	1.28	1.33	0.49	0.93	0.34	1.63	10.32
4	2.31	0.72	0.64	0.17	0.48	0.13	0.70	5.14
5	1.30	0.43	0.34	0.06	0.26	0.05	0.32	2.76
6	0.75	0.26	0.19	0.02	0.15	0.02	0.16	1.57
7	0.45	0.17	0.11	0.01	0.09	0.01	0.08	0.93
8	0.28	0.11	0.07	0.00	0.06	0.01	0.04	0.57
9	0.18	0.07	0.05	0.00	0.04	0.00	0.02	0.36
10	0.35	0.19	0.10	0.00	0.06	0.00	0.03	0.74
Marke gesamt	37.36	11.09	13.50	6.64	8.66	4.29	18.46	100.00
Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 92.22%								

bildet das gemeinsame Modell die Mengenkäufe ab. So werden die Abverkäufe von drei Mengeneinheiten deutlich über-, die von zwei und vier Mengeneinheiten hingegen unterschätzt. Wie auch dem separaten Modell, gelingt es dem gemeinsamen Modell nicht, die tatsächliche Struktur der Mengenkäufe abzubilden.

Die gleichen Probleme wie für den ersten Teil der Daten zeichnen sich auch bei der Prognosefähigkeit des Modells für den zweiten Teil der Daten ab. Wiederum gelingt eine etwas bessere Prognose der Nichtkaufwahrscheinlichkeit, doch auch hier bleiben die durch das Modell vorhergesagten Anteile der Marken und Mengen weiter von den tatsächlichen Werten entfernt als in der separaten Modellierung.

Tabelle 6.16: Anteil der Marken-Mengen-Kombinationen in den Daten und im gemeinsamen Modell: Hold-Out / Getränke

Daten		Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt	
1	26.39	2.78	5.56	4.17	1.39	2.78	13.89	56.94	
2	2.78	2.78	4.17	5.56	5.56	2.78	4.17	27.78	
3	0.00	0.00	1.39	0.00	1.39	0.00	0.00	2.78	
4	8.33	0.00	0.00	1.39	1.39	0.00	0.00	11.11	
5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
7	0.00	1.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.39	
8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
Marke gesamt	37.50	6.94	11.11	11.11	9.72	5.56	18.06	100.00	

Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 93.21 %

Modell		Marken							
Menge	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7	Menge gesamt	
1	20.09	5.55	7.43	2.41	5.69	1.94	9.03	52.13	
2	9.84	2.75	3.01	0.98	2.48	0.67	3.26	22.99	
3	5.03	1.52	1.36	0.39	1.10	0.23	1.18	10.82	
4	2.73	0.91	0.72	0.16	0.55	0.08	0.45	5.61	
5	1.57	0.57	0.43	0.06	0.30	0.03	0.19	3.15	
6	0.94	0.36	0.27	0.03	0.17	0.02	0.08	1.87	
7	0.58	0.24	0.18	0.01	0.10	0.01	0.04	1.16	
8	0.37	0.16	0.12	0.01	0.06	0.00	0.02	0.74	
9	0.24	0.10	0.08	0.00	0.04	0.00	0.01	0.48	
10	0.51	0.24	0.21	0.00	0.07	0.00	0.01	1.05	
Marke gesamt	41.91	12.40	13.82	4.05	10.57	3.00	14.27	100.00	

Wahrscheinlichkeit für Nichtkauf: 87.56%

6.2.1.3 Vergleich der Modellierungsphilosophien

Vergleicht man die beiden Modellierungsphilosophien hinsichtlich ihrer Leistungsfähigkeit in der Produktkategorie Getränke, so ist auch hier das separate Modell in der Tradition von Gupta dem gemeinsamen Modell überlegen. Diese Überlegenheit manifestiert sich sowohl in den Fit2-Werten als auch im Vergleich der tatsächlichen versus der durch die Modelle vorhergesagten Auswahlwahrscheinlichkeiten. Wie jedoch auch in der Kategorie Brotaufstriche haben beide Modellspezifikationen Probleme bei der Abbildung der Abverkäufe der einzelnen Mengen. Es lassen sich zwar die Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs sowie die Auswahlwahrscheinlichkeiten der Marken durch das Nested-Logitmodell recht gut beschreiben, doch scheinen beide Modellierungsphilosophien nicht besonders gut geeignet, die in dieser Kategorie beobachteten Abverkäufe der Mengen abzubilden.

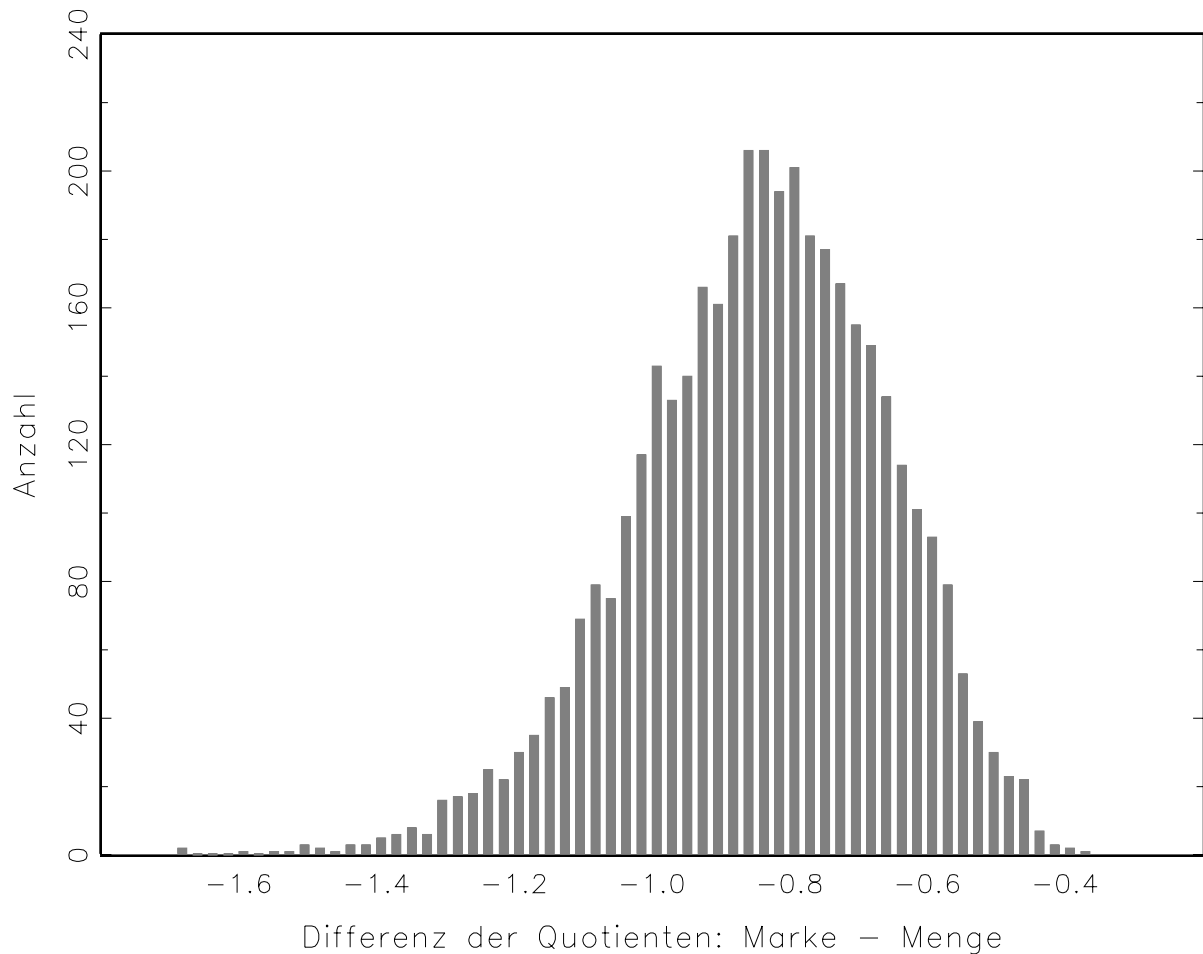
Gemein ist den Modellierungen aber, dass sie die Spezifikation mit fixem Konsum und variablem Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen bevorzugen. Weiterhin deuten beide Modelle darauf hin, dass die Reaktion der Konsumenten auf aktuelle Preise von der in der Vergangenheit wahrgenommenen Häufigkeit von Preispromotions abhängt.

6.2.2 Auswirkungen von Preispromotions: Der Einfluss auf die Preissensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenwahl

Ebenso wie in der Produktkategorie Brotaufstriche, werden auch in der Produktkategorie Getränke die Auswirkungen von Preispromotions auf das Kaufverhalten lediglich im Rahmen des besten Modells, hier also innerhalb der separaten Spezifikation Inv-Gloyvar-Preisvar, dokumentiert. Wie bereits oben diskutiert, deuten die Modellergebnisse darauf hin, dass Preispromotions in dieser Kategorie nicht nur das aktuelle Verhalten beeinflussen, sondern zudem auch langfristige Änderungen bei den Preissensitivitäten der Konsumenten bewirken. In der separaten Modellierung existieren nun Preissensitivitäten sowohl hinsichtlich der Marken- als auch hinsichtlich der Mengenwahl. Die unterschiedliche Stärke, mit welcher Preispromotions diese Sensitivitäten beeinflussen, wird in diesem Abschnitt erörtert. Erst im darauf folgenden Abschnitt erfolgt, wie bereits in Kapitel 6.1.2 für die Produktkategorie Brotaufstriche, die Simulation von verschiedenen Marktszenarien zur Evaluation der Effekte von Preispromotions.

In der separaten Modellierung wirkt der Preis einer Marke in zwei unterschiedlichen, von einander unabhängigen Arten auf das Kaufverhalten der Konsumenten ein. Zum einen bestimmt der Preis den Nutzen der einzelnen Marken mittels des von den vorherigen Preispromotions abhängigen Parameters $\beta_n^t = \beta_n - \beta_n^{PP} PP_n^t$, zum anderen wird jedoch durch den Preis auch die Mengenwahl beeinflusst mittels des Parameters $\delta_n^t = \delta_n - \delta_n^{PP} PP_n^t$. Da die Nutzenfunktionen, welche der Marken- und der Mengenwahl unterliegen, unterschiedliche Skalen besitzen, können die Preisparameter dieser beiden Auswahlentscheidungen nicht direkt miteinander verglichen werden. Auch ob die Stärke des Einflusses der Häufigkeit von Preispromotions auf diese Preisparameter unterschiedlich ist, kann daher nicht direkt evaluiert werden. Eine Möglichkeit, um dennoch die Auswirkungen der Häufigkeit von Preispromotions auf die Preisreaktionen in der Marken- und Mengenwahl miteinander zu vergleichen, ist die Betrachtung der Zusammensetzung der Preissensitivität aus ihren konstanten und variablen Bestandteilen. So kann der Anteil der von den Preispromotions beeinflussten Sensitivität β_n^{PP} (bzw. δ_n^{PP}) dem Anteil der konstanten Sensitivität β_n (bzw. δ_n) gegenübergestellt werden. Die resultierenden Quotienten der Markenwahl (β_n^{PP}/β_n) und der Mengenwahl (δ_n^{PP}/δ_n) können dann, da durch die Quotientenbildung nicht mehr skalenabhängig, direkt miteinander verglichen werden.

Abbildung 6.1: Einfluss von Promotions auf die Preissensitivität in Marken- versus Mengenwahl



In Abbildung 6.1 sind die Häufigkeiten der Differenzen der Quotienten der Mittelwerte der Parameter $(\bar{\beta}^{PP}/\bar{\beta} - \bar{\delta}^{PP}/\bar{\delta})$ aus jeder einzelnen Iteration abgetragen. Deutlich erkennbar ist hier, dass in allen Iterationen der Schätzung, der Quotient $\bar{\beta}^{PP}/\bar{\beta}$ kleiner ist als der Quotient $\bar{\delta}^{PP}/\bar{\delta}$. Somit haben Preispromotions einen größeren Einfluss auf die Preissensitivität der Konsumenten hinsichtlich der Mengen- als der Markenwahl. Konsumenten ändern also eher ihr Mengenwahlverhalten durch Verlagerung von Käufen, als dass sie den einzelnen Marken veränderte Nutzen zuweisen würden. Häufigere Preispromotions machen die Konsumenten demnach in beiden Fällen preissensibler, doch führt dies weniger zu Markenwechseln als zu angepassten Mengenwahlen. In der bisherigen Marketing-Literatur existiert ein solcher Vergleich der langfristigen Auswirkungen von Preispromotions auf die Preissensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenwahl noch nicht, da in keiner der vorherigen Studien beide Wahlentscheidungen gleichzeitig untersucht wurden. Dennoch bestätigt dieser Vergleich gerade die Ergebnisse, welche van Heerde et al. (2003) auch für die kurzfristige Wirkung von Preispromotions nachweisen konnten (vgl. Kapitel

4.5.1.2): Preispromotions bewirken in einem größeren Ausmaß Veränderungen im Mengenauswahlverhalten im Markenwahlverhalten.

6.2.3 Auswirkungen von Preispromotions: Simulation von Marktszenarien

Ebenso wie in der Produktkategorie Brotaufstriche, werden auch in der Produktkategorie Getränke die Auswirkungen von Preispromotions auf das Konsumentenverhalten mittels Monte Carlo Simulationen ermittelt. Zu diesem Zweck wird die beste Spezifikation der Kategorie, ein separates Modell mit fixem Konsum, flexiblem Verfallsparameter der Loyalitätsvariablen und mit Berücksichtigung von Veränderungen der Preissensitivitäten auf Grund früherer Preispromotions, verwendet. Auch in der Produktkategorie Getränke ist das Ziel der Experimente, eigene und Kreuzpreiseffekte der Nachfrage sowohl kurz- als auch langfristig abzubilden. Wiederum gilt gemäß den Ausführungen von Kapitel 2.4.1, dass aus den Experimenten resultierende Implikationen von der Realitätsnähe dieser Simulationen abhängen und nur dann Rückschlüsse zulassen, wenn der simulierte Politikwechsel in einem gemäßigten Rahmen stattfindet.

Auch in der Produktkategorie Kaffee werden zunächst in einem Basis-Szenario die Abverkäufe der einzelnen Marken-Mengen Kombinationen und die Wahl der Nichtkauf-Option für einen Zeitraum von 500 Wochen simuliert. Wiederum wird die gesamte Kaufhistorie der Konsumenten zur Initialisierung des Lagerbestands und der Loyalitätsvariablen benutzt und es wird angenommen, dass die Konsumenten einmal wöchentlich eine Einkaufsstätte aufsuchen. Ebenso wie in der Produktkategorie Brotaufstriche werden zur Vereinfachung der Simulation und der Interpretation der Ergebnisse eine generelle Verfügbarkeit der Marken sowie konstante Preise unterstellt. Die Kaufhistorien der Konsumenten werden 300-mal simuliert und dann gemittelt.

In der Produktkategorie Getränke werden vier unterschiedliche Marktszenarien simuliert. In dem ersten Experiment werden wieder die Effekte einer einmaligen Preisreduktion der einzelnen Marken um je zehn Prozent untersucht. Es wird dabei unterstellt, dass die Konsumenten zuvor keine Preispromotions in der Kategorie wahrgenommen haben und somit ihre Preissensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenauswahl nicht beeinflusst wurden. Dieses Experiment dient der Berechnung von kurzfristigen Preiselastizitäten, wie sie in der Marketing-Literatur üblicherweise verwendet werden. Auch die langfristigen Auswirkungen von einmaligen Preispromotions werden im Rahmen der Simulation dargestellt. Wie in der Produktkategorie Brotaufstriche betrachtet das zweite Experiment die gleichzeitige Durchführung von Preispromotions der beiden abverkaufsstärksten Marken, in diesem Fall der Marken 1 und 7. Dieses Experiment soll wiederum die Abhängigkeit der Wirksamkeit

des eigenen Marketing-Mix von dem der Wettbewerber studieren. In einem dritten Experiment werden die Effekte einmaliger Preispromotions untersucht, wenn die Konsumenten in der Kategorie zuvor alle vier, bzw. alle acht Wochen Preispromotions wahrgenommen haben. Ziel des Experiments ist dabei, die Abhängigkeit der Reaktion der Konsumenten von diesen vorangegangenen Promotions zu testen. In einem vierten Experiment werden, wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche, unterschiedliche Promotionfrequenzen und -tiefen am Beispiel des Marktführers (Marke A) getestet. Zur Diskussion stehen dabei sowohl die Absatz- als auch die Umsatzänderungen, welche sich im Vergleich zum Basis-Szenario ohne jegliche Preispromotion ergeben.

6.2.3.1 Auswirkungen einer einmaligen Preispromotion

Die Ergebnisse der ersten Simulation, in welcher die Auswirkungen einer einmaligen Preispromotion der Marken studiert werden, finden sich in Tabelle 6.17. In diesem Experiment werden die Preise über alle 500 Wochen konstant gehalten und nur in der Promotionwoche (250. Woche) findet eine Preissenkung der jeweiligen Marke um zehn Prozent statt. Es werden wiederum die prozentualen Abweichungen von einem Basis-Szenario ohne Preispromotions dargestellt.

Tabelle 6.17: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions: Getränke

Kurzfristig							
Marke auf Promotion							
	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7
Nichtkauf	-2.06	-0.85	-0.85	-0.25	-0.44	-0.24	-0.77
Marke 1	47.43	1.10	-0.49	0.00	0.37	-0.20	0.18
Marke 2	-0.78	57.30	0.43	0.23	-0.98	0.12	0.27
Marke 3	-1.71	-0.36	34.64	0.00	0.50	0.00	-0.25
Marke 4	-0.30	0.30	0.30	24.45	0.50	2.31	0.40
Marke 5	-0.50	-0.50	0.30	0.00	49.75	-0.20	-0.10
Marke 6	0.12	0.35	0.00	0.00	0.47	30.15	-1.51
Marke 7	-0.01	-0.02	-0.03	0.00	-0.02	0.01	10.43

Langfristig							
Marke auf Promotion							
	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7
Nichtkauf	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Marke 1	0.14	-0.02	-0.01	0.00	-0.01	0.00	0.00
Marke 2	-0.02	0.21	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.00
Marke 3	-0.02	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00
Marke 4	0.00	0.00	0.00	0.07	0.01	0.02	0.00
Marke 5	-0.03	0.00	0.00	0.00	0.18	0.00	0.00
Marke 6	0.00	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.05	0.00
Marke 7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03

Hinsichtlich der kurzfristigen Effekte zeigt sich auch in dieser Kategorie zunächst eine Kategorieexpansion bei einer Preispromotion jedweder Marke. So steigt die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs in der Produktkategorie gemäß den Marktanteilen der einzelnen Marken auf Promotion sogar um bis zu 2.06% und damit ist die Elastizität eines Kaufs in dieser Kategorie fast doppelt so groß wie die höchste Elastizität eines Kaufs in der Kategorie Brotaufstriche. Auch die Preiselastizitäten der einzelnen Marken deuten darauf hin, dass in der Getränke­kategorie die Konsumenten wesentlich preissensibler sind als in der Kategorie Brotaufstriche: So hat zwar Marke 7 eine Preiselastizität von lediglich -1.043 , doch zeigen sich bei den Marken 1, 2 und 5 Zunahmen der Nachfrage um mehr als 45 Prozent bei der vorgegebenen Preispromotion in Höhe von zehn Prozent. Die daraus resultierenden, sehr hohen Elastizitäten von -4.743 (Marke 1) bis -5.730 (Marke 2) bestätigen jedoch die Befunde aus der deskriptiven Datenanalyse der Kategorie in Kapitel 5.2.2, welche starke Abweichungen zwischen den mittleren beobachteten und den mittleren erhaltenen Preisen bei den Marken 1, 2 und 5, jedoch nur geringe Differenzen bei Marke 7 aufzeigen. Die Kreuzpreiselastizitäten bei einer einmaligen Promotion der Marken sind hingegen alle sehr niedrig (unter 0.2) und zum Teil sogar schwach positiv. Dieser Befund deutet darauf hin, dass Preis­promotions in der Produktkategorie Getränke hauptsächlich zu einer höheren Attraktivität der Kategorie führen, von welcher auch die anderen Marken beispielsweise durch erhöhte Aufmerksamkeit der Konsumenten profitieren.

Tabelle 6.18: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einer einmaligen Preispromotion von Marke 1

Woche	Nichtkauf	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7
0	-2.06	47.43	-0.78	-1.71	-0.30	-0.50	0.12	-0.01
1	0.37	-5.67	-0.63	-0.63	0.00	0.00	0.00	0.00
2	0.20	-3.50	-0.12	-0.21	0.00	-0.30	0.00	0.00
3	0.13	-2.32	0.08	-0.19	0.00	-0.20	0.00	0.00
4	0.09	-1.83	-0.61	-0.18	0.00	-0.50	0.00	0.00
5	0.03	-0.18	-0.12	-0.04	0.00	-0.10	-0.12	0.00
6	0.01	0.00	-0.58	-0.18	0.00	-0.10	0.00	0.00
7	0.02	-0.14	-0.28	-0.11	0.00	-0.31	0.00	0.00
8	0.01	0.02	0.04	-0.11	-0.10	-0.19	0.00	0.00
9	0.02	-0.16	-0.08	-0.25	0.00	0.00	0.00	0.00
10	0.00	-0.16	-0.28	0.00	0.00	-0.22	0.00	0.00
11	0.00	0.22	-0.08	-0.04	0.00	0.00	0.40	-0.01
12	0.00	-0.08	0.00	-0.08	0.00	-0.31	0.00	0.00
13	0.01	0.02	-0.15	-0.18	0.00	0.00	0.00	0.00
14	-0.01	0.08	-0.08	-0.11	0.00	0.10	0.00	0.00
15	0.01	-0.04	0.00	-0.15	0.00	0.00	0.00	0.00
Total	-1.17	33.69	-3.67	-4.17	-0.40	-2.63	0.40	-0.02

Bei der langfristigen Evaluation einer einmaligen Preispromotion der Marken zeigen sich für keine Marke andauernde Effekte. Auf Grund des in der Modellspezifikation festgelegten, fixen Konsums, konnten auch hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs keine anderen Ergebnisse erwartet werden. Doch selbst die promoteten Marken profitieren

auf lange Sicht nicht von dieser einen Preispromotion. Vielmehr zeigt sich, dass die kurzfristig erzielten höheren Absätze zu Lasten der späteren Abverkäufe gehen. Preispromotions führen demnach nur zu einer Vorverlagerung der Käufe der Marke auf Promotion, sind jedoch auch in dieser Kategorie kaum geeignet um Konsumenten von den Konkurrenten abzuwerben. Bestätigung findet diese These auch bei der exemplarischen Betrachtung der Abverkäufe aller Marken sowohl während der Woche der Preispromotion von Marke 1 als auch der 15 Folgewochen in Tabelle 6.18. Demnach sinkt die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie ebenso wie die Absätze von Marke 1 in den Wochen nach der Preispromotion. Auch die Marken 2 und 3 verzeichnen nicht nur in der Woche der Promotion von Marke 1 einen Absatzrückgang, sondern ebenso in den darauf folgenden Wochen können im Vergleich zum Basis-Szenario nur eine geringere Anzahl an Mengeneinheiten abgesetzt werden. Bei Betrachtung der Größenordnungen der Absatzverluste zeigt sich jedoch deutlich, dass die Zugewinne von Marke 1 in der Promotionwoche zum großen Teil durch eine Vorverlagerung von Käufen der zu Marke 1 loyalen Konsumenten entstehen.

6.2.3.2 Auswirkungen zeitgleicher Preispromotions der beiden abverkaufsstärksten Marken

In Tabelle 6.19 finden sich die Ergebnisse des zweiten Experiments in der Produktkategorie Getränke, in welchem gleichzeitige, zehnpromozentige Preispromotions der abverkaufsstärksten Marken 1 und 7 in Woche 250 simuliert werden. Die Tabelle umfasst sowohl die direkten Effekte der Preissenkungen auf das aktuelle Verhalten, als auch die Auswirkungen der durch die Promotions beeinflussten 15 Folgewochen. Verglichen mit den Effekten von Preispromotions von nur einer Marke, wie in Tabelle 6.17 aufgeführt, zeigt sich auch in dieser Produktkategorie eine deutlich größere Kategorieexpansion. So steigt die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Produktkategorie um 2.82 Prozent, was in etwa der Summe der Einzeleffekte ($2.06+0.77=2.83$) entspricht.

Die zusätzlichen Abverkäufe der beiden Marken 1 und 7 entsprechen den Auswirkungen, wenn nur eine der beiden Marken auf Promotion ist, und auch die Kreuzpreiselastizitäten bleiben einigermaßen konstant. In den Folgeperioden sinkt die Wahrscheinlichkeit eines Kaufs im Vergleich zum Basis-Szenario und alle Marken können nur geringere Abverkäufe verzeichnen. Insbesondere die zuvor promoteten Marken 1 und 7 sind von diesem Absatzrückgang sehr stark betroffen und somit wird wiederum untermauert, dass eine Preisreduktion in der Produktkategorie Getränke lediglich zur Vorverlagerung von Käufen und nur in sehr geringem Umfang zu einem Markenwechsel führt.

Tabelle 6.19: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund einmaliger, gleichzeitiger Preispromotions der Marken 1 und 7

Woche	Nichtkauf	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7
0	-2.82	47.47	-0.39	-1.96	0.30	-0.60	-1.51	10.42
1	0.50	-5.69	-0.63	-0.63	-0.18	0.00	0.00	-1.38
2	0.26	-3.48	-0.25	-0.32	0.00	-0.30	-0.25	-0.62
3	0.19	-2.36	0.04	-0.19	0.00	-0.40	0.00	-0.47
4	0.11	-1.89	-0.65	-0.22	0.00	-0.30	-0.25	-0.16
5	0.06	-0.18	-0.12	-0.04	0.00	-0.10	-0.12	-0.27
6	0.01	0.00	-0.58	-0.18	-0.18	-0.10	0.00	0.02
7	0.02	-0.14	-0.28	-0.11	0.00	-0.31	0.00	-0.01
8	0.01	0.02	0.04	-0.14	-0.20	-0.19	-0.12	0.03
9	0.02	-0.14	-0.08	-0.28	0.00	0.00	0.00	-0.04
10	0.00	-0.16	-0.28	0.00	-0.09	-0.22	0.26	-0.02
11	0.00	0.22	-0.08	-0.04	0.00	0.00	0.27	-0.04
12	0.00	-0.08	0.00	-0.08	0.00	-0.31	0.00	-0.08
13	0.01	0.02	-0.15	-0.22	0.00	0.00	0.12	0.02
14	0.00	0.06	-0.08	-0.11	-0.09	0.10	0.00	-0.03
15	0.01	-0.02	0.00	-0.18	0.00	0.00	0.12	-0.02
Total	-1.62	33.65	-3.49	-4.70	-0.44	-2.73	-1.48	7.35

6.2.3.3 Reaktion auf Preispromotions nach unterschiedlicher, vorheriger Promotionfrequenz

Das dritte Experiment hat zum Ziel, die kurzfristigen Reaktionen der Konsumenten auf Preispromotions nach unterschiedlicher vorheriger Promotionfrequenz zu untersuchen. Es werden daher für jede Marke drei verschiedene Szenarien simuliert. In dem ersten Szenario findet nur in Woche 250 eine Preissenkung statt und somit entspricht dieses Szenario gerade dem aus Kapitel 6.2.3.1. Es wird an dieser Stelle lediglich zu Vergleichszwecken erneut aufgeführt. In einem zweiten Szenario werden von der 4. Woche im Abstand von vier Wochen, in einem dritten von der 8. Woche im Abstand von acht Wochen Preispromotions der einzelnen Marken durchgeführt. Wie auch im ersten Szenario wird eine zusätzliche Preispromotion in Woche 250 simuliert, um die die dadurch resultierenden Mehrabsätze zu studieren.

In Tabelle 6.20 sind die Ergebnisse der Simulationen dargestellt. Es finden sich hier die prozentualen Abweichungen der Absätze in der Woche der Preissenkung im Vergleich zu den jeweiligen Basis-Szenarien. Wie auch bei der Evaluation der kurzfristigen Eigen- und Kreuzpreiselastizitäten in Kapitel 6.2.3.1, ist in beiden neuen Szenarien klar erkennbar, dass eine einzelne Preispromotion unabhängig von der vorangegangenen Promotionhäufigkeit zunächst hauptsächlich zu Mehrkäufen der promoteten Marke führt. Des Weiteren steigt bei allen Marken die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf in der Kategorie, während die Wettbewerber nur in sehr geringem Umfang von Absatzrückgängen betroffen sind.

Tabelle 6.20: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund von einmaligen Preispromotions nach unterschiedlicher vorheriger Promotionfrequenz: Getränke

Marke auf Promotion							
	Marke 1	Marke 2	Marke 3	Marke 4	Marke 5	Marke 6	Marke 7
vorher keine Preissenkungen							
Nichtkauf	-2.06	-0.85	-0.85	-0.25	-0.43	-0.24	-0.77
Marke 1	47.49	1.03	-0.49	0.00	0.24	-0.20	0.18
Marke 2	-0.66	57.63	0.51	0.23	-1.05	0.12	0.27
Marke 3	-1.78	-0.43	34.98	0.00	0.46	0.00	-0.25
Marke 4	-0.30	0.30	0.30	24.45	0.50	2.31	0.40
Marke 5	-0.30	-0.40	0.30	0.00	49.55	-0.20	-0.10
Marke 6	0.12	0.35	0.00	0.00	0.47	30.15	-1.51
Marke 7	-0.01	-0.02	-0.03	0.00	-0.02	0.01	10.43
vorherige Preissenkungen jede 4. Woche							
Nichtkauf	-2.61	-0.96	-1.04	-0.28	-0.65	-0.27	-1.73
Marke 1	60.62	-1.18	-0.87	0.23	-0.82	-0.03	-1.41
Marke 2	-0.76	63.88	-0.56	-0.33	-0.13	0.03	10.28
Marke 3	-2.22	-0.52	44.62	0.03	0.00	0.06	-0.94
Marke 4	-0.34	-0.34	-0.17	21.77	-0.17	-0.86	17.98
Marke 5	-0.07	-0.21	-0.07	-0.14	64.81	0.07	9.61
Marke 6	0.09	0.09	0.00	0.18	0.00	26.47	29.71
Marke 7	0.00	-0.02	0.00	-0.01	0.00	0.01	11.62
vorherige Preissenkungen jede 8. Woche							
Nichtkauf	-2.25	-0.83	-0.98	-0.25	-0.51	-0.27	-1.23
Marke 1	54.86	-0.57	-0.30	-0.25	-1.30	-0.04	-2.53
Marke 2	-0.46	59.11	-0.04	0.21	-0.25	0.07	3.66
Marke 3	-2.04	-0.78	40.86	-0.10	-0.17	0.10	-2.30
Marke 4	-0.09	0.00	-0.09	20.32	0.09	-0.61	12.53
Marke 5	-0.51	0.00	-0.25	0.00	59.90	-0.25	3.12
Marke 6	-0.09	-0.28	0.00	0.19	-0.37	27.79	18.67
Marke 7	-0.01	-0.02	-0.01	-0.01	-0.01	-0.01	11.19

Bei einem Vergleich der einzelnen Szenarien fällt außerdem auf, dass die Reaktionen der Konsumenten auf die Preise stärker sind, wenn in der Vergangenheit häufiger Preispromotions durchgeführt wurden. Während die Preiselastizität von Marke 1 beispielsweise ohne vorherige Promotions noch 4.749 beträgt, steigt sie bei einer Frequenz von acht Wochen auf 5.486 und bei einer Frequenz von vier Wochen auf schließlich 6.062. Auch steigt die Wahrscheinlichkeit für einen Kauf deutlich stärker, wenn die Konsumenten vorher häufige Preissenkungen wahrnehmen konnten. Diese Beobachtungen untermauern die Schlussfolgerungen, welche aus den Parameterschätzern der separaten Modellierung gezogen werden konnten: Häufigere Preispromotions führen zu einer Zunahme der Preissensitivitäten, welche jedoch auf Grund der niedrigen Kreuzpreiselastizitäten lediglich in einer geschickteren Platzierung der Käufe über die Zeit, nicht jedoch in den erwünschten Marktanteilsgewinnen resultieren. Lediglich bei den Marken 4 und 6 zeigt sich kein derart eindeutiges Bild, was jedoch auch auf die geringen Marktanteile der beiden Marken zurückgeführt werden könnte. So könnten Ungenauigkeiten in der Simulation bei diesen Marken einen wesent-

lich stärkeren Einfluss haben als bei den anderen Marken und demnach die Ergebnisse entsprechend verzerren.

6.2.3.4 Auswirkungen von Tiefe und Frequenz von Preispromotions

Im letzten Experiment werden analog zur dritten Simulation der Produktkategorie Brot-aufstriche die Auswirkungen wiederholter Preispromotions auf das Konsumentenverhalten untersucht. Wie auch in der ersten Kategorie müssen solche Experimente stets mit Vorsicht betrachtet werden, da sie jeweils Szenarien simulieren, welche recht realitätsfern sind. Jedoch können diese Simulationen helfen, die Reaktionen der Konsumenten besser zu verstehen und dieses Wissen in bessere Marketing-Entscheidungen umzusetzen.

Tabelle 6.21: Prozentuale Absatzänderungen auf Grund wiederholter Preispromotions: Getränke - Marke 1

Frequenz	jede 4. Woche		jede 8. Woche		jede Woche
	5%	10%	5%	10%	5%
Tiefe	5%	10%	5%	10%	5%
Nichtkauf	-0.07	-0.29	0.02	-0.08	-5.26
Marke 1	19.75	27.92	7.72	11.08	208.50
Marke 2	15.35	14.43	7.34	6.88	111.21
Marke 3	4.13	3.24	1.47	1.08	40.86
Marke 4	38.24	38.16	17.74	17.70	170.15
Marke 5	40.54	39.33	16.86	16.40	326.72
Marke 6	59.78	59.71	32.47	32.44	249.74
Marke 7	-1.44	-1.46	-0.76	-0.77	-2.56
Absatzanteil auf Promotion von Marke 1 in %	30.02	36.28	15.07	18.63	100.00
Umsatzänderung Marke 1 in %	-3.07	-1.92	-0.74	-1.94	-9.99

In Tabelle 6.21 finden sich die Ergebnisse, welche aus der wiederholten Durchführung von Preispromotions der Marke 1 resultieren. Es wird dabei angenommen, dass die Konsumenten diese Preissenkungen als Promotions der Kategorie wahrnehmen. Es sind dabei die prozentualen Abweichungen der kumulierten Abverkäufe der Marken und der Entscheidungen für die Nichtkauf-Option im Vergleich zum Basis-Szenario ohne jegliche Preissenkungen aufgeführt. Zu beobachten ist zunächst, dass in allen Szenarien die Abverkäufe von Marke 1 zunehmen, während die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf jeweils sinkt. Lediglich das Szenario „jede 8. Woche / 5%“ weist eine Erhöhung der Wahrscheinlichkeit eines Nichtkaufs auf, die jedoch äußerst klein und daher in der weiteren Diskussion vernachlässigt wird.

Auf den ersten Blick verwunderlich sind in Tabelle 6.21 hingegen die Absätze der anderen Marken. So profitieren alle Marken bis auf Marke 7 von den häufigeren Preispromotions des Marktführers. Betrachtet man die betroffenen Marken jedoch genauer, so lässt sich die

Änderung des Kaufverhaltens der Konsumenten durchaus durch die Charakteristika der einzelnen Marken erklären. Da die Konsumenten durch häufigere Preispromotions in der Kategorie Getränke preissensibler werden, sind zunächst Mehrkäufe der preisgünstigeren Marken 2, 3, 4 und 6 zu erwarten. Des Weiteren führen häufigere Preispromotions zu größeren Mengenkäufen jedweder Marke und gerade hiervon profitieren die schwächeren Marken 4, 5 und 6, bei denen sich bereits kleine absolute Absatzänderungen als große prozentuale Abweichungen darstellen. Marke 7 hingegen muss auf Grund ihres hohen Preises starke Verluste in der Markenwahl hinnehmen, welche selbst durch die größeren Mengenkäufe nicht kompensiert werden können.

Wie auch in der Produktkategorie Brotaufstriche zeigt sich nach Berücksichtigung der geringeren Margen während der Promotionwochen, dass Preissenkungen der Marke 1 ihren Umsatz schmälern und somit negativ zu bewerten sind.

6.3 Kritische Betrachtung der empirischen Analysen

Als Abschluss der empirischen Datenanalysen sollen an dieser Stelle nochmals kurz die Ergebnisse des Kapitels zusammenfassend dargestellt werden. Auf Grund der unerwarteten, deutlichen Unterlegenheit der gemeinsamen Modellierung in den beiden Kategorien folgt im Anschluss eine Simulation, die den Unterschied der beiden Modellierungen in der Eignung zur Reproduktion der Daten genauer studieren soll.

6.3.1 Zusammenfassende Darstellung der Ergebnisse aus beiden Kategorien

Bei der Betrachtung der empirischen Ergebnisse beider Produktkategorien ist, wie schon oben erwähnt, zunächst die Überlegenheit der separaten versus der gemeinsamen Modellierung besonders überraschend. Während die Ursachen für diese Überlegenheit erst im späteren Verlauf dieser Ausführungen analysiert werden sollen, kann jedoch bereits festgehalten werden, dass dieses Ergebnis eine Rechtfertigung für die in der Marketing-Literatur üblicherweise verwendete Annahme der Separierbarkeit der drei Kaufentscheidungen darstellt. Die Tatsache, dass sich bei beiden Modellspezifikationen in beiden Kategorien vergleichbare Ergebnisse hinsichtlich des Einflusses der exogenen statischen und dynamischen Variablen zeigen, deutet des Weiteren darauf hin, dass die bisherigen Befunde der Marketing-Forschung unabhängig von der Art der Modellierung sind. Somit untermauert die vorliegende Arbeit die Allgemeingültigkeit der Ergebnisse, welche in der

Vergangenheit hinsichtlich der Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl dokumentiert wurden.

Gegenstand der empirischen Analysen waren zwei Produktkategorien, welche sich durch unterschiedliche Charakteristika auszeichnen. Während die Kategorie Brotaufstriche durch niedrige Preise und recht geringe Lagerfähigkeit beschrieben werden kann, sind in der Kategorie Getränke sowohl höhere Preise als auch eine längere Haltbarkeit der Produkte zu vermerken. Die daraus abgeleitete Hypothese, dass in der letzteren Kategorie die Konsumenten ein größeres Preisbewusstsein haben und stärker die vergangenen Preise zur Evaluation der aktuellen Nutzen der einzelnen Marken verwenden, konnte in den empirischen Analysen bestätigt werden. So zeigen sich außer Struktureller State Dependence keine weiteren dynamischen Einflussgrößen auf das Kaufverhalten in der Kategorie der Brotaufstriche, im Getränkemarkt können hingegen Effekte vergangener Preispromotions auf das aktuelle Preisempfinden ausgemacht werden. Beiden Kategorien ist jedoch gemein, dass der Konsum sehr unflexibel ist und somit keine wirkliche, d.h. andauernde Kategorieexpansion durch Preispromotions bewirkt werden kann.

Um zu untersuchen, woher die Mehrabsätze bei Preispromotions stammen, wurden in beiden Kategorien Experimente auf Basis der besten Modellspezifikationen durchgeführt. Es zeigte sich dabei deutlich, dass sowohl in der Kategorie Brotaufstriche als auch im Getränkemarkt temporäre Preissenkungen hauptsächlich eine Vorverlagerung der eigenen Abverkäufe bewirken. Konsumenten wechseln demnach nicht die Marke auf Grund einer Preispromotion, sondern verschieben lediglich den Zeitpunkt ihres Kaufs. Somit werden die Absätze auf Kosten zukünftiger Käufe, welche zum Normalpreis erfolgt wären, generiert. Bei Betrachtung der Umsätze in Szenarien mit unterschiedlicher Promotientiefe und -frequenz der jeweiligen Marktführer der Kategorien zeigt sich dementsprechend, dass Preispromotions hier eher negativ zu beurteilen sind.

6.3.2 Vorteilhaftigkeit von separater und gemeinsamer Modellierung

Bei der Betrachtung der Ergebnisse beider Produktkategorien fällt insbesondere auf, dass die Spezifikationen, welche aus einer gemeinsamen Modellierung à la Hanemann (1984) stammen, denen der separaten Modellierung von Gupta (1988) unterlegen sind. Dies verwundert insofern, als dass die gemeinsame Modellierung im Gegensatz zur separaten Modellierung eine einzige Nutzenfunktion unterstellt, welche simultan Kaufzeitpunkt, sowie Marken- und Mengenwahl erklären soll. Sie ermöglicht somit explizit die gegenseitige Beeinflussung von Marken- und Mengenwahl, während in der separaten Modellierung diese

beiden Entscheidungen sequentiell ablaufen und dadurch unterstellt wird, dass Konsumenten sich erst für eine Marke und dann für eine bestimmte Menge entscheiden. Denkbar wäre jedoch, dass Konsumenten zunächst eine bestimmte Menge wählen und dementsprechend die Markenwahl anpassen. Bei größeren Mengen könnten auf Grund von Budgetrestriktionen z.B. preisgünstigere Marken gewählt werden, oder aber es werden größere Mengen zu einem bestimmten Anlass (Familienfest o.ä.) benötigt, zu dem auch qualitativ hochwertigere Marken bevorzugt werden. Solche Interaktionen können im separaten Modell nicht abgebildet werden und daher wäre a-priori anzunehmen, dass dieses Modell dem gemeinsamen Modell unterlegen ist. Die Tatsache, dass in den betrachteten Produktkategorien eine Überlegenheit der separaten Modellierung festgestellt wurde, könnte jedoch damit zu begründen sein, dass in diesen Kategorien nur eine sehr kleine Anzahl an Mengeneinheiten gekauft werden und dass noch dazu nur sehr kleine Schwankungen bei den Mengenkäufen vorliegen. Somit wäre es möglich, dass die Mengenwahl für den Konsumenten in den beiden betrachteten Kategorien nicht wirklich zur Entscheidung steht und somit auch keinen Einfluss auf die Markenwahl haben kann.

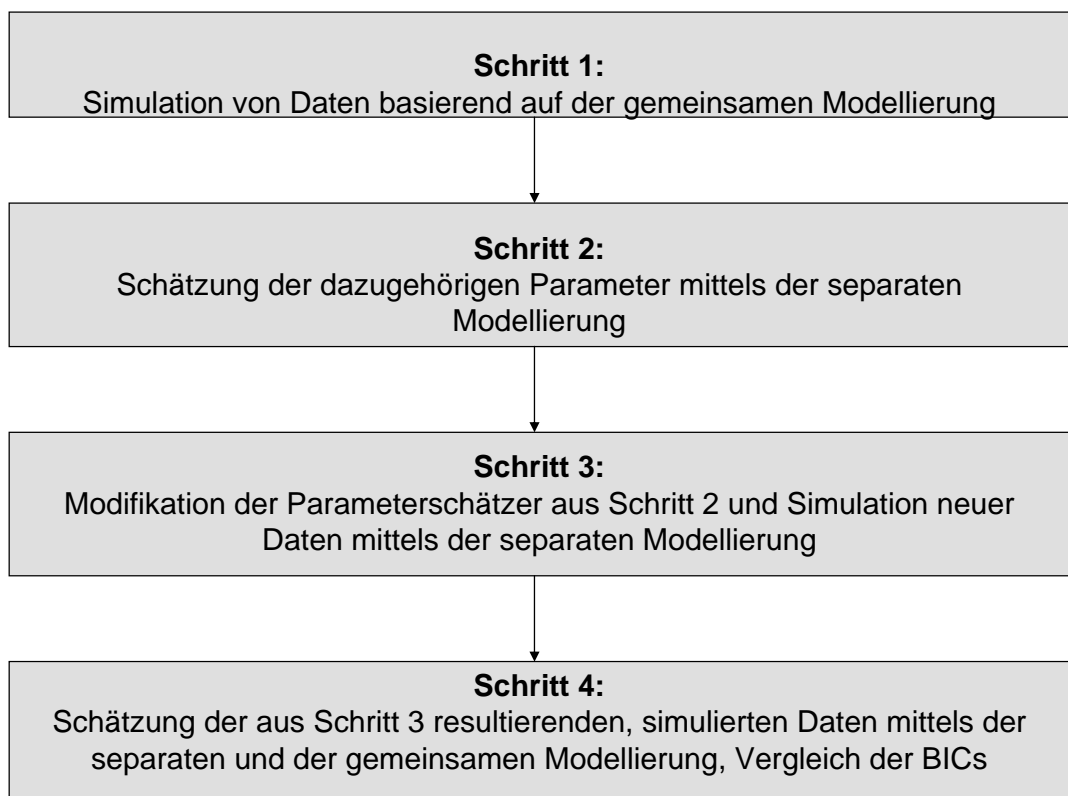
Eine weitere mögliche Begründung für die Überlegenheit der separaten Modellierung in den beobachteten Daten ist ihre größere Flexibilität. Dies drückt sich bereits in der größeren Anzahl an Modellparametern aus, wird jedoch besonders anschaulich, wenn die Rolle des Preises in beiden Modellierungen betrachtet wird. So existiert in der gemeinsamen Modellierung lediglich ein Parameter, der aus der Budgetrestriktion der Konsumenten stammt und deren Reaktion auf die aktuellen Preise sowohl hinsichtlich der Marken- als auch der Mengenwahl abbildet. Im Gegensatz dazu ermöglicht die separate Modellierung völlig unabhängige Reaktionen der Konsumenten auf die Preise. So können Konsumenten bei der Markenwahl besonders preissensibel sein, die Mengenwahl hingegen kann völlig unbeeinflusst davon bleiben.

Um die Auswirkungen unterschiedlich starker Reaktionen der Konsumenten auf die Preise hinsichtlich der Marken- und Mengenwahl zu untersuchen, wird in dieser Arbeit eine Simulationsstudie durchgeführt. Ziel dieser Studie ist es aufzuzeigen, inwiefern das gemeinsame Modell die Datenstruktur reproduzieren kann, wenn die tatsächlichen Preisparameter der Marken- und Mengenwahl von einer Modellierung im Sinne der Budgetrestriktion abweichen. Dazu werden zunächst Daten simuliert, in denen die Preisparameter des separaten Modells gerade so zueinander im Verhältnis stehen, dass sie die Effekte des Preises aus der gemeinsamen Modellierung abbilden können. Im Anschluss daran werden die Preisparameter der Marken- und Mengenwahl systematisch variiert und entsprechend neue Daten simuliert. Die Schätzung dieser Daten mit beiden Modellierungen und der Vergleich der resultierenden BICs (als Approximation der LogMarginal Densities) zeigt dann die Sen-

sitivität der gemeinsamen Modellierung hinsichtlich unterschiedlicher Preisreaktionen in Bezug auf Marken- und Mengenwahl auf.

Zunächst müssen für die separate Modellierung Preisparameter für Marken- und Mengenwahl gefunden werden, deren Verhältnis zueinander gerade dem Verhältnis entspricht, welches aus einer gemeinsamen Modellierung mit nur einem Preisparameter resultieren würde. Nun existiert jedoch keine Regel, nach welcher sich die Parameter der gemeinsamen Nutzenfunktion in die der separaten Nutzenfunktion überführen lassen, und daher ist der erste Schritt der Simulationsstudie die Generierung von Daten mittels der gemeinsamen Modellierung, welche dann mit der separaten Modellierung geschätzt werden um so entsprechende Parameter für die separate Modellierung zu erhalten. Der genaue Ablauf der Simulationsstudie kann Abbildung 6.2 entnommen werden.

Abbildung 6.2: Ablauf der Simulationsstudie

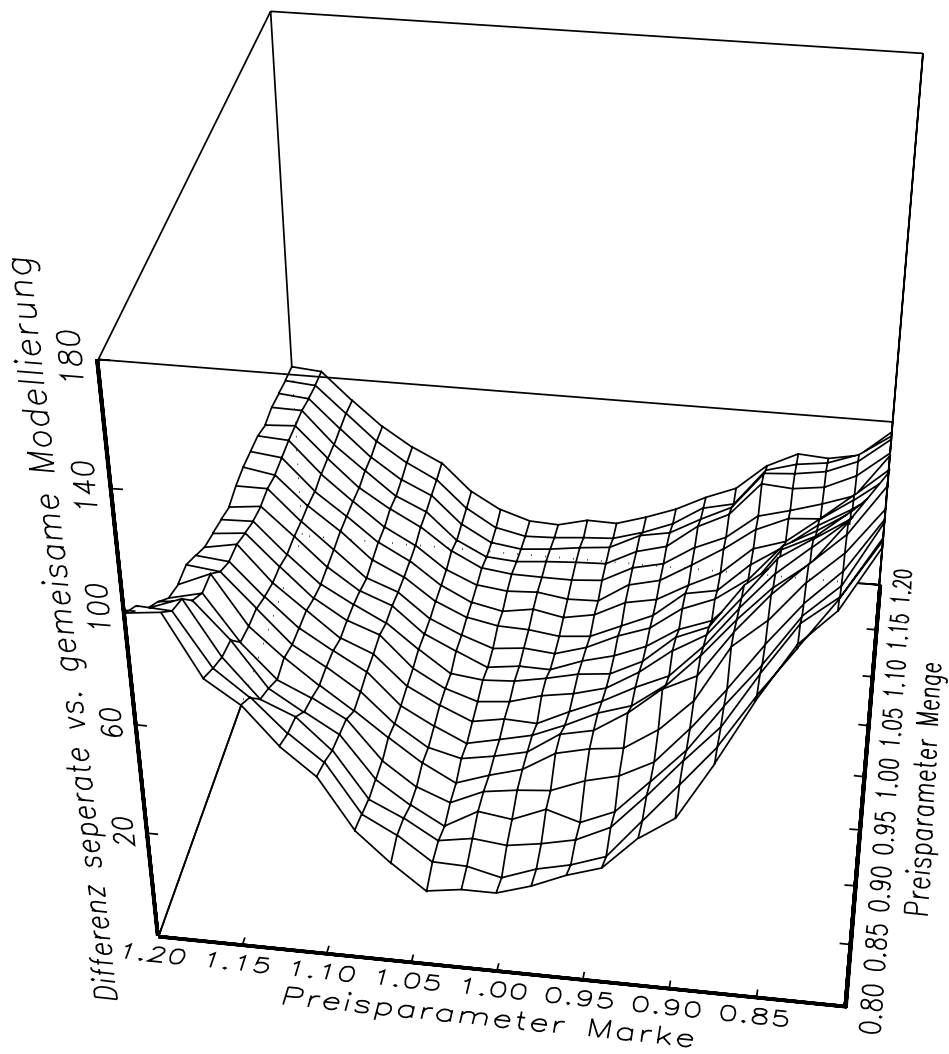


Für den ersten Schritt der Simulationsstudie wird zunächst eine sehr einfache gemeinsame Nutzenfunktion aufgestellt, in welcher die deterministische, wahrgenommene Qualität einer Marke lediglich eine Konstante ist und somit neben den Parametern α und γ aus der Ausgabengleichung sowie μ aus der Budgetrestriktion (vgl. Kapitel 3.3.1.2) nur ein weiterer Parameter das Auswahlverhalten der Konsumenten beeinflusst. Vereinfachend wird

weiterhin angenommen, dass alle Konsumenten homogene Präferenzen haben und nur zwei Marken existieren. Mittels der gemeinsamen Modellierung werden dann für 100 Personen jeweils 150 Wochen simuliert. Diese simulierten Daten werden anschließend mittels des separaten Modells reproduziert. Auf Grund der sehr einfachen Modellstruktur und der unterstellten Homogenität der Entscheidungsträger konnte dafür die in Gauss implementierte Maximum-Likelihood-Methode zur Schätzung der Parameter verwendet werden. Dabei wird unterstellt, dass die Wahl einer Marke nur durch die Markenkonstante und ihren Preis beeinflusst wird. Der Kaufzeitpunkt wiederum wird auf Grund der Nested-Logit-Formulierung determiniert durch eine Konstante und den Kategoriewert. Die erklärenden Variablen der Mengenwahl sind eine Konstante sowie die Preise der Marken. Während im gemeinsamen Modell also vier Parameter ausreichen um die Daten zu simulieren, benötigt das separate Modell sechs Parameter zur Schätzung. Diese sechs geschätzten Parameter werden dann benutzt, um neue Daten zu simulieren. Gemäß der Zielsetzung der Simulationsstudie werden dabei die Preisparameter der Marken- und Mengenwahl schrittweise um bis zu zwanzig Prozent sowohl nach oben als auch nach unten manipuliert, d.h. die ursprünglichen Preisparameter wurden mit Werten zwischen 0.8 und 1.2 multipliziert.

In Abbildung 6.3 finden sich die Differenzen des BIC der separaten und der gemeinsamen Modellierung, welche aus den oben beschriebenen Manipulationen der Parameter resultieren. So wurde für jede Kombination der manipulierten Preisparameter der Marken- und Mengenwahl (vgl. horizontale Ebene) die BICs des separaten und des gemeinsamen Modells berechnet und die Differenz dieser beiden auf der vertikalen Achse abgetragen. Werte größer Null bedeuten dann, dass der BIC des separaten Modells besser ist als der des gemeinsamen Modells, d.h. dass das separate Modell besser in der Lage ist, die Daten abzubilden. Deutlich ist in dieser Abbildung zu erkennen, dass das gemeinsame Modell die Daten dann am besten reproduzieren kann, wenn die Preisparameter dem ursprünglichen Verhältnis aus der Budgetrestriktion entsprechen, d.h. wenn die Werte der Preisparameter nahe 1 liegen. Weichen jedoch die Preisparameter und hier insbesondere der Parameter der Markenwahl von diesem Gleichgewicht ab, so zeigt sich eine wesentliche Verschlechterung der Eignung der gemeinsamen im Vergleich zur separaten Modellierung. Die fehlende Flexibilität der gemeinsamen Modellierung scheint demnach ein großer Nachteil dieser zu sein, welcher sich bereits bei geringen Abweichungen vom Gleichgewicht durch eine schlechtere Modellgüte bemerkbar macht.

Abbildung 6.3: Differenz im BIC separate vs. gemeinsame Modellierung



7 Zusammenfassung und Ausblick

Die vorliegende Arbeit erörterte Ansätze zur Analyse der drei typischen Entscheidungsprobleme des Konsumenten in differenzierten Produktkategorien der schnell drehenden Konsumgüter: der Wahl des Kaufzeitpunkts, der Marken- und der Mengenwahl. Im Zentrum der Diskussionen standen dabei sowohl die richtige Modellierung dieser drei Entscheidungen als auch die Einflussfaktoren, welche diese Entscheidungen bestimmen. Berücksichtigung fanden in den Analysen neben den persönlichen Präferenzen der Konsumenten und den Promotionaktivitäten von Herstellern und Händlern auch die durch diese Aktivitäten resultierenden Dynamiken.

Ausgangspunkt für die vorliegende Arbeit war die gerade in der Marketing-Forschung der letzten Zeit immer häufiger beachtete Tatsache, dass Konsumenten in manchen Produktkategorien nicht nur ihren aktuellen Nutzen maximieren, sondern durchaus auch weiter in der Zukunft liegende Perioden in ihre aktuellen Entscheidungen mit einbeziehen. So lernen die Konsumenten auf Basis ihrer bereits gesammelten Erfahrungen in der Kategorie und nutzen dieses Wissen für ihre Entscheidungen hinsichtlich Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl. Insbesondere in lagerfähigen Produktkategorien können daher regelmäßige Preispromotions dazu führen, dass die Konsumenten ihr Kaufverhalten an die Frequenz der Promotions anpassen. Durch geschickte zeitliche Platzierung der Käufe können sie somit von durchschnittlich günstigeren Preisen profitieren. In der Praxis zeigen sich die Auswirkungen dieses Verhaltens insbesondere in der Vorverlagerung von Käufen und der daraus resultierenden verstärkten Lagerhaltung. Des Weiteren können häufige Preispromotions zu einem stärkeren Preisbewusstsein auf Seiten der Konsumenten und somit zu veränderten Preissensitivitäten führen. Werden solche dynamischen Veränderungen im Verhalten der Konsumenten bei der Evaluation von Marketing-Mix-Strategien nicht berücksichtigt und stattdessen lediglich kurzfristige Effekte untersucht, so können daraus gravierende Fehlentscheidungen resultieren. Ein Ziel dieser Arbeit war es daher, die das Verhalten der Konsumenten beeinflussenden Dynamiken geeignet zu spezifizieren und bei der Modellierung der drei Wahlentscheidungen mit aufzunehmen. Da diese Dynamiken insbesondere durch das individuelle Verhalten der Konsumenten determiniert und damit erst auf Haushaltsebene auszumachen sind, wurden in der vorliegenden Arbeit für die empirischen Analysen Haushaltspaneldata aus zwei unterschiedlichen Produktkategorien

(Brotaufstriche und Getränke) verwendet und auf die Methoden der diskreten Wahltheorie zurückgegriffen. Basierend auf den Defiziten der bisherigen Marketing-Forschung und unter Berücksichtigung der verfügbaren Daten ergaben sich dabei drei Zielsetzungen für die Arbeit. Diese betrafen 1) die korrekte Modellierung der Entscheidungen des Konsumenten hinsichtlich der Wahl des Kaufzeitpunkts, der Marken - und der Mengenwahl, 2) die möglichst vollständige Spezifikation von Dynamiken im Rahmen dieser Entscheidungen und 3) die langfristigen Veränderungen im Verhalten der Konsumenten auf Grund des vergangenen Marketing-Mix.

Für die Analysen von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl wurden in dieser Arbeit zwei konkurrierende Modellansätze zur Diskussion gestellt. Bei dem ersten Modellansatz handelte es sich um die separate Modellierung aller drei Entscheidungen in der Tradition von Gupta (1988). Diese Art der Modellierung ist auf Grund ihrer einfachen Implementierung sehr verbreitet im Marketing und insbesondere Basis der aktuellen Studien zur Erklärung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl. Grundlage dieser Modellierung ist die Annahme, dass die drei Entscheidungen sequentiell ablaufen, d.h. Konsumenten entscheiden sich zuerst, ob sie kaufen und danach für eine spezielle Marke, bzw. Menge. Im zweiten Modellansatz, der gemeinsamen Modellierung in der Tradition von Hanemann (1984), wird hingegen kein solcher zeitlicher Ablauf der Entscheidungen unterstellt. Während die separate Modellierung etwas größere Flexibilität hinsichtlich der Reaktion der Konsumenten auf den Marketing-Mix erlaubt, ist der Vorteil des letzteren Ansatzes, dass die Auswahlentscheidung der Konsumenten aus einem einzigen Nutzenmaximierungsmodell resultiert und somit die Optimalität der Entscheidungen in Kombination garantiert. In der Marketing-Forschung existiert nun kaum eine Studie, welche diese beiden Ansätze miteinander vergleicht. Vielmehr war es bisher so, dass der separaten Modellierung à la Gupta auf Grund ihrer einfachen Implementierung der Vorzug gegeben wurde. Eine theoretische Begründung oder aber ein empirischer Beweis für die Vorteilhaftigkeit wurde nicht gegeben. Erstes Ziel der vorliegenden Arbeit war es daher, die beiden Modellierungsphilosophien sowohl theoretisch einander gegenüber zu stellen als auch empirisch zu implementieren. Insbesondere sollte dabei überprüft werden, inwiefern die Ergebnisse, welche mittels der separaten Modellierung in der Vergangenheit dokumentiert wurden, ihre Gültigkeit auch im gemeinsamen Nutzenmodell behalten.

Sowohl der separate als auch der gemeinsame Modellierungsansatz sind per se statisch, d.h. gemäß dieser Modellierungen maximieren Konsumenten nur ihren aktuellen Nutzen ohne weitere Berücksichtigung der aus den aktuellen Entscheidungen resultierenden Konsequenzen. Erst in letzter Zeit wurden im Rahmen der gemeinsamen Modellierung Nutzenfunktionen aufgestellt, welche eine dynamische Nutzenmaximierung der Konsumenten auch über die zukünftigen Perioden zulassen. Da diese Weiterentwicklungen jedoch rech-

nerisch sehr aufwendig und in differenzierten Produktkategorien auf Grund der großen Anzahl an alternativen Wahloptionen kaum durchführbar sind, wurde in dieser Arbeit auf eine solche Implementierung von Dynamiken verzichtet. Stattdessen fand die Berücksichtigung der dynamischen Aspekte durch eine zusätzliche Aufnahme geeigneter exogener Variablen in die Nutzenfunktionen der statischen Modellierungen statt. Die zweite Zielsetzung der Arbeit bestand somit in der richtigen Auswahl der Dynamiken, welche sowohl die Vollständigkeit der Spezifikation garantieren, jedoch auch die Komplexität des Modells nicht unnötig erhöhen sollte.

Explizit wurden in dieser Arbeit drei verschiedene Arten von Dynamiken untersucht. Die erste Dynamik, welche durch aktuelles Markenwahlverhalten entstehen kann, ist eine Veränderung der Präferenzen der Konsumenten. So entsteht durch einen Kauf so genannte Strukturelle State Dependence, welche die Evaluation des zukünftigen Nutzens der gewählten Marke sowohl positiv als auch negativ beeinflussen kann. Zur Abbildung dieser Dynamik wurde die von Guadagni und Little (1983) eingeführte Loyalitätsvariable mit flexiblem Verfallsparameter verwendet. Eine weitere Dynamik, welche in dieser Arbeit berücksichtigt wurde, ist die Veränderung des Konsumverhaltens von Konsumenten als Reaktion auf ihre Lagerbestände. So konnte in der Marketing-Literatur in einigen Produktkategorien gezeigt werden, dass ein höherer Lagerbestand durchaus zu mehr Konsum führen kann und dass somit Preispromotions, welche zu einer Vorverlagerung von Käufen führen, nicht immer negativ zu bewerten sind. Als letzte Dynamik wurden in der vorliegenden Arbeit veränderte Preissensitivitäten als Folge der Häufigkeit vergangener Preispromotions implementiert. Sowohl in Marken- als auch in Mengenwahlmodellen konnte eine solche Beeinflussung der Reaktion der Konsumenten auf die Preise gezeigt werden, unklar war bisher jedoch, inwiefern sich diese Beeinflussung hinsichtlich Marken- und Mengenwahl unterscheidet. Die dritte Zielsetzung dieser Arbeit war daher die Untersuchung der Stärke dieser Einflüsse auf die beiden Entscheidungssituationen der Konsumenten.

Gemäß der Zielsetzungen der vorliegenden Arbeit wurden zunächst sowohl die beiden Modellierungsphilosophien als auch die unterschiedlichen Arten von das Kaufverhalten beeinflussenden Dynamiken ausführlich diskutiert. Im Anschluss daran fand die Schätzung der unterschiedlichen Spezifikationen, die aus der Kombination der verschiedenen Dynamiken mit den Modellen resultierten, anhand der beiden empirischen Datensätze statt. Dabei bestätigten die Analysen größtenteils die Erwartungen, welche bereits mittels der deskriptiven Datenanalyse aufgestellt wurden. So fand sich in der preisgünstigen Produktkategorie Brotaufstriche keine Veränderung der Preissensitivitäten und auch die Werte der Strukturellen State Dependence deuteten auf träge Konsumenten hin, die auf Grund der geringen Wichtigkeit der Kategorie ihre Entscheidungen eher auf Basis der letzten Markenwahl, denn durch ständig erneuerte Evaluation der Nutzenwerte treffen.

Das beste Modell in dieser Kategorie wies außerdem eine konstante Konsumrate auf, was mittels der eingeschränkten Konsumgelegenheiten erklärbar ist. Dennoch wurde in einigen Spezifikationen auch eine schwach flexible Konsumrate identifiziert, welche in dieser Produktkategorie durch eine beschränkte Haltbarkeit, bzw. durch spezifische Anforderungen an die Lagerung entstehen könnte. Bei der etwas teureren Getränke­kategorie fand sich, dass die Preissensitivitäten der Konsumenten hier durchaus durch vergangene Preis­promotions beeinflusst werden. Auch dieses Ergebnis steht im Einklang mit den beobachteten Daten und hier insbesondere mit der Regelmäßigkeit der in dieser Kategorie durchgeführten Preis­promotions, welche das Erlernen derselbigen für die Konsumenten erheblich erleichtert. Insgesamt entsprachen die Ergebnisse der empirischen Schätzung den zu erwartenden und untermauerten somit die Angemessenheit der gewählten Spezifikationen. Anzumerken ist jedoch, dass beide Modellierungsphilosophien die Mengenwahl nur sehr ungenügend reproduzieren konnten. Schwierigkeiten bereitete hier insbesondere die von den Konsumenten bevorzugte Wahl einer geraden Anzahl von Mengeneinheiten, welche von keiner Spezifikation abgebildet werden konnte.

Die aus den Schätzungen resultierenden Implikationen für das Marketing wurden durch Simulation unterschiedlicher Marketing-Mix-Szenarien veranschaulicht. Insbesondere zeigte sich dabei, dass sowohl in der Kategorie der Brotaufstriche als auch im Getränkemarkt temporäre Preissenkungen zwar zu höheren Absätzen der betroffenen Marke führen, dass die Absätze jedoch hauptsächlich durch die Vorverlagerung von Käufen loyaler Konsumenten entstehen. Die Umsätze, welche in den verschiedenen Szenarien resultieren und exemplarisch für die jeweiligen Marktführer berechnet wurden, führen daher auch zu der Schlussfolgerung, dass Preis­promotions dieser Marken eher kritisch zu bewerten sind. Beachtet werden sollte bei den durchgeführten Simulationen jedoch, dass diese auf sehr stilisierten Rahmenbedingungen beruhen. Allerdings zeigten sie die Potenziale der in der vorliegenden Arbeit verwendeten Modellierung und deren Nutzen für die Praxis auf. So können die verwendeten Experimente beliebig abgewandelt werden, um alternative Marketing-Mix-Strategien zu beurteilen. Es sollte allerdings stets die Prämisse beachtet werden, dass durch die Experimente die Struktur des Marktes nicht im Übermaß verändert wird, da sie dann keine validen Aussagen mehr ermöglichen würden .

Im Rahmen der empirischen Analysen fanden sich außerdem zwei weitere, besonders interessante Aspekte, welche im Folgenden nochmals kurz skizziert werden sollen. So zeigte sich zum einen in beiden Produktkategorien und allen Modellspezifikationen die Überlegenheit der separaten gegenüber der gemeinsamen Modellierung. Dies verwunderte insofern, da in der letzteren die Wahl eines Konsumenten aus einem einzigen Nutzenmaximierungsproblem resultiert und somit, wie bereits oben erwähnt, die Optimalität der Wahl von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl in Kombination garantiert. Eine mögliche Erklärung

für die Unterlegenheit der gemeinsamen Modellierung ist deren mangelnde Flexibilität im Vergleich zur separaten Modellierung: Während in der gemeinsamen Modellierung die Reaktion der Konsumenten auf die Preise der Marken lediglich durch die Budgetrestriktion beeinflusst wird, determinieren die Preise in der separaten Modellierung direkt den Nutzen der einzelnen Marken und Mengen. Um die Auswirkungen dieser mangelnden Flexibilität der gemeinsamen Modellierung zu demonstrieren und damit auch eine Erklärung für deren Unterlegenheit in den betrachteten Produktkategorien zu geben, fand im Anschluss an die empirischen Untersuchungen eine Simulationsstudie statt. Ergebnis dieser Studie war, dass die Güte des gemeinsamen Modells sehr schnell abnimmt, sobald die Daten mehr Flexibilität im Hinblick auf die Preisreaktionen der Konsumenten in Marken- und Mengenwahl verlangen und somit ergibt sich als ein Befund der vorliegenden Arbeit, dass die Wahl der Modellierungsphilosophie immer auf die spezifische Datengrundlage angepasst werden muss.

Ein weiterer wichtiger Befund dieser Arbeit, welcher in dieser Form noch nicht in der Marketing-Literatur dokumentiert wurde, ist die Beobachtung, dass die von den Konsumenten in der Vergangenheit wahrgenommenen Preishäufigkeiten durchaus unterschiedliche Auswirkungen auf deren Preissensitivitäten hinsichtlich Marken- und Mengenwahl haben. So führten häufigere Preispromotions in der Produktkategorie Getränke zu wesentlich ausgeprägteren Reaktionen der Konsumenten in der Mengen- als in der Markenwahl. Konsumenten kaufen demnach bei einer Preispromotion eher größere Mengen als dass sie die Marke wechseln. Diese langfristige Reaktion auf Preispromotions steht im Einklang mit den aktuellen Befunden der Literatur, welche dokumentieren, dass Preispromotions primär zu Kategorieexpansion und erst dann zu Markenwechseln führen.

Die zukünftige Forschung zur Modellierung von Kaufzeitpunkt, Marken- und Mengenwahl sollte sich insbesondere mit weiteren Möglichkeiten zur Abbildung von Dynamiken auseinandersetzen. Im Rahmen dieser Arbeit sind Spezifikationen aufgezeigt worden, welche bereits Teile dieser Dynamiken abbilden. Dennoch wären insbesondere bezüglich des Einflusses von vergangenen Preispromotions weitere Studien nötig. So ist anzunehmen, dass eine größere Regelmäßigkeit von Preispromotions dem Konsumenten das Erlernen der Preise in der Kategorie erleichtert und dementsprechend vermehrt zu bewusster Planung und damit zur Vorverlagerung von Käufen führt. Eine solche Regelmäßigkeit könnte daher ebenso in die Analysen mit einbezogen werden wie die Zeitspanne seit der zuletzt beobachteten Preispromotion. Des Weiteren sollten die Befunde, welche aus den in dieser Arbeit verwendeten Datensätzen stammen, mittels anderer Produktkategorien validiert werden. Nachgelagerte Analysen könnten dann untersuchen, welche kategoriespezifischen Einflussfaktoren (z.B. Preisniveau, Verderblichkeit) für die Beeinflussbarkeit der Preissensitivitäten durch vergangene Promotionhäufigkeiten verantwortlich sind. Ne-

ben zukünftigen Forschungen im Bereich der dynamischen Einflussgrößen sind darüber hinaus auch weitere Analysen zur richtigen Modellierung der drei Wahlentscheidungen wünschenswert. Es sollte stets die Korrektheit der separaten versus der gemeinsamen Modellierung überprüft werden und insbesondere bei der ersteren sollten auf Grund des recht unbefriedigenden Abschneidens des Poisson-Modells alternative Spezifikationen zur Abbildung der Mengewahl entwickelt werden.

A Extremwertverteilung

Da in der Literatur unterschiedliche Formulierungen für die Extremwertverteilung gebräuchlich sind, sei hier auf die in dieser Arbeit verwendeten Gleichungen hingewiesen (vgl. Hanemann 1984, S. 547).

Ist ε extremwertverteilt mit Skalenparameter μ und Lageparameter η , so schreibt sich dies als $\varepsilon \sim EV(\mu, \eta)$. Die kumulierte Dichtefunktion dieser Verteilung ist dann gegeben durch

$$F(\varepsilon) = \exp\left(-\exp\left(\frac{-(\varepsilon - \eta)}{\mu}\right)\right).$$

Es kann leicht gezeigt werden: Ist $\varepsilon \sim EV(\mu, \eta)$ und sind V und $\alpha > 0$ beliebige skalare Konstanten, so ist $\alpha\varepsilon + V$ ebenfalls extremwertverteilt mit Skalenparameter $\alpha\mu$ und Lageparameter $\alpha\eta + V$.

B Herleitung der Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf

An dieser Stelle wird Gleichung (3.12), die die Wahrscheinlichkeit für einen Nichtkauf im gemeinsamen Modellansatz beschreibt, für beliebige ε mit $\varepsilon \sim EV(0, \mu)$, $\mu > 0$ hergeleitet.

$$\begin{aligned} P(R < \frac{P_j}{\psi_j} \forall j) &= \prod_j P(R < \frac{P_j}{\psi_j}) \\ &= \prod_j P(\psi_j < \frac{P_j}{R}) \\ &= \prod_j P(\beta' X_j + \varepsilon_j < \ln(P_j) - \ln(R)) \\ &= \prod_j P(\varepsilon_j < -(\beta' X_j - \ln(P_j)) - \ln(R)) \\ &= \prod_j \exp(-e^{-(\ln(R) - (\beta' X_j - \ln(P_j))) / \mu}) \\ &= \prod_j \exp(-R^{1/\mu} e^{(\beta' X_j - \ln(P_j)) / \mu}) \\ &= \exp(-R^{1/\mu} \sum_j e^{(\beta' X_j - \ln(P_j)) / \mu}). \end{aligned}$$

C Herleitung von Christensen

An dieser Stelle wird Gleichung (3.16) genauer hergeleitet.

Seien $j = 1, \dots, J$ die unterschiedlichen Marken und $J + 1$ das Outside Good. Sei ferner die Nutzenfunktion eines Konsumenten gegeben durch

$$U(Q) = U(\psi_1 Q_1, \dots, \psi_{J+1} Q_{J+1}) \quad (\text{C.1})$$

und somit

$$\ln U(Q) = \ln U(\psi_1 Q_1, \dots, \psi_{J+1} Q_{J+1}). \quad (\text{C.2})$$

Das Ziel des Konsumenten ist es, diese Nutzenfunktion zu maximieren unter der Nebenbedingung $\sum_j P_j Q_j = M$, wobei M das Einkommen/Budget des Konsumenten ist. Nach Christensen, Jorgenson und Lau (1975) kann diese Nutzenfunktion durch eine Taylorreihe zweiter Ordnung approximieren werden gemäß

$$-\ln U = \alpha_0 + \sum_j \alpha_j \ln(\psi_j Q_j) + \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \beta_{jk} \ln(\psi_j Q_j) \ln(\psi_k Q_k) \quad (\text{C.3})$$

mit geeigneten Parametern α_j und β_{jk} , welche konsistent mit den Anforderungen an Nachfragefunktionen sind. Die dazugehörige indirekte Nutzenfunktion ist dann gegeben durch

$$\ln V = \alpha_0 + \sum_j \alpha_j \ln \frac{P_j}{\psi_j M} + \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \beta_{jk} \ln \frac{P_j}{\psi_j M} \ln \frac{P_k}{\psi_k M}. \quad (\text{C.4})$$

Mit Hilfe der Roy Identität ergibt sich nun

$$s_j = \frac{P_j Q_j}{M} = -\frac{\delta \ln V}{\delta \ln P_j} / \frac{\delta \ln V}{\delta M} \quad (\text{C.5})$$

und damit

$$s_j = \frac{\alpha_j + \sum_k \beta_{jk} \ln \frac{P_k}{\psi_k M}}{\alpha_M + \sum_k \beta_{Mk} \ln \frac{P_k}{\psi_k M}} \quad (\text{C.6})$$

mit $\alpha_M = \sum_j \alpha_j$ und $\beta_{Mk} = \sum_l \beta_{lk}$.

Zur Normalisierung wählen Christensen et al. (1975) $\alpha_M = -1$. Da außerdem $\ln V$ homogen zum Grad Null ist, gilt $\beta_{Mk} = 0$ für alle k . Somit vereinfacht sich die obige Gleichung zu

$$s_j = -\alpha_j - \sum_k \beta_{jk} \ln \frac{P_k}{\psi_k M}. \quad (\text{C.7})$$

Da in der Nutzenfunktion von Arora et al. (1998) das Outside Good immer gewählt wird und von den anderen Marken maximal eine, gilt für alle $j = 1, \dots, J$ die Gleichung $\alpha_j + \alpha_{J+1} = -1$ und damit $\alpha_j = \alpha_1$. Ebensolches gilt für die β_{jk} und dementsprechend vereinfacht sich die indirekte Nutzenfunktion zu

$$\begin{aligned} V(j) = & \alpha_0 + \alpha_1 \ln \frac{P_j}{\psi_j M} + \alpha_2 \ln \frac{P_{J+1}}{\psi_{J+1} M} + \frac{1}{2} \beta_{11} \left(\ln \frac{P_j}{\psi_j M} \right)^2 \\ & + \frac{1}{2} \beta_{22} \left(\ln \frac{P_{J+1}}{\psi_{J+1} M} \right)^2 + \frac{1}{2} \beta_{12} \ln \frac{P_j}{\psi_j M} \ln \frac{P_{J+1}}{\psi_{J+1} M} \end{aligned} \quad (\text{C.8})$$

und somit

$$s_j = \frac{P_j Q_j}{M} = -\alpha_1 - \beta_{11} \ln \left(\frac{P_j}{\psi_j} \right) + \beta_{11} \ln \left(\frac{P_{J+1}}{\psi_{J+1}} \right). \quad (\text{C.9})$$

D Die Anwendung des Gibbs-Samplers am Beispiel einer linearen Regression

Im Folgenden soll die Anwendung des Gibbs-Samplers am Beispiel einer linearen Regression erläutert werden. Selbstverständlich existieren sehr viel einfachere Arten eine Regression zu rechnen, doch veranschaulicht dieses Beispiel die Funktionsweise des Gibbs-Samplers besonders gut.

Sei $Y = (y_1, \dots, y_n)'$ der n -dimensionale Vektor der endogenen, $X = (x'_1, \dots, x'_n)$ die $n \times p$ -dimensionale Matrix der exogenen Variablen einer gewöhnlichen linearen Regression. Es gelte $Y = X\beta + \varepsilon$ mit $\varepsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$ ($I_n =$ Einheitsmatrix, σ^2 unbekannt) und β sei der p -dimensionale Vektor der unbekanntenen Regressionskoeffizienten. Somit gilt dann für die Verteilung von Y gegeben β und σ^2 (d.h. für die Likelihoodfunktion):

$$\begin{aligned} l(Y) &= p(Y|\beta, \sigma) \\ &= N_n(X\beta, \sigma^2 I_n) \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-n} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)'(Y - X\beta)\right) \end{aligned}$$

Gesucht ist nun die gemeinsame Verteilung $p(\beta, \sigma^2|Y)$ von β und σ^2 gegeben den Beobachtungen von Y und X . Ist diese Verteilung gefunden, so können die Erwartungswerte für β und σ^2 berechnet werden, welche den Parameterschätzern der klassischen OLS-Regression entsprechen.

Der Gibbs-Sampler wird nun eingesetzt um Züge aus der Verteilung $p(\beta, \sigma^2|Y)$ zu erhalten. Es werden demnach so lange Züge aus den Randverteilungen $p(\beta|Y, \sigma^2)$ und $p(\sigma^2|Y, \beta)$ generiert, bis diese gegen Züge aus der gemeinsamen Verteilung $p(\beta, \sigma^2|Y)$ konvergieren. Durch eine genügend große Anzahl an Zügen aus der gemeinsamen Verteilung kann diese dann approximiert und die relevanten Statistiken (z.B. Erwartungswert der Parameter) berechnet werden.

Die Randdichten $p(\beta|Y, \sigma^2)$ und $p(\sigma^2|Y, \beta)$ werden dabei gemäß des Satzes von Bayes berechnet, d.h.

$$\begin{aligned} p(\beta|Y, \sigma^2) &\propto p(Y|\beta\sigma^2) \cdot p(\beta, \sigma^2) \\ &= l(Y) \cdot \underbrace{p(\beta|\sigma^2)}_{=p(\beta)} \cdot \underbrace{p(\sigma^2)}_{=konstant} \\ &\propto l(Y) \cdot p(\beta) \end{aligned}$$

mit $p(\beta)$ und $p(\sigma^2)$ als a-priori-Verteilungen von β und σ^2 und

$$\begin{aligned} p(\sigma^2|Y, \beta) &\propto p(Y|\beta\sigma^2) \cdot p(\beta, \sigma^2) \\ &= l(Y) \cdot \underbrace{p(\sigma^2|\beta)}_{=p(\sigma^2)} \cdot \underbrace{p(\beta)}_{=konstant} \\ &\propto l(Y) \cdot p(\sigma^2) \end{aligned}$$

analog.

Werden $p(\beta) = N_p(u_0, V_0)$ und $p(\sigma^2) = IG(r_0/2, s_0/2)$ als a-priori-Verteilungen der Parameter definiert, so ergibt sich für die Randdichte von β :

$$\begin{aligned} p(\beta|Y, \sigma^2) &\propto l(Y) \cdot p(\beta) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)'(Y - X\beta)\right) \\ &\times \exp\left(-\frac{1}{2}(\beta - u_0)'V_0^{-1}(\beta - u_0)\right) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)'(Y - X\beta) - \frac{1}{2}(\beta - u_0)'V_0^{-1}(\beta - u_0)\right) \\ &= \dots \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2}(\beta - u_n)'V_n^{-1}(\beta - u_n)\right) \\ &= N_p(u_n, V_n) \end{aligned}$$

mit $V_n = (1/\sigma^2 X'X + V_0^{-1})^{-1}$ und $u_n = V_n(1/\sigma^2 X'Y + V_0^{-1}u_0)$.

Ebenso berechnet sich die Randdichte von σ^2 als

$$\begin{aligned} p(\sigma^2|Y, \beta) &\propto l(Y) \cdot p(\sigma^2) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)'(Y - X\beta)\right) \\ &\times \frac{\left(\frac{s_0}{2}\right)^{r_0}}{\Gamma\left(\frac{r_0}{2}\right)} (\sigma^2)^{-\frac{r_0}{2}-1} \exp\left(-\frac{s_0}{2\sigma^2}\right) \\ &= \dots \\ &= IG(r_n/2, s_n/2) \end{aligned}$$

mit $r_n = r_0 + n$ und $s_n = s_0 + (Y - X\beta)'(Y - X\beta)$.

Der Gibbs-Sampler beginnt nun mit einem beliebigen Startwert β_0 und generiert dann aus der Randdichte $p(\sigma^2|Y, \beta_0)$ einen Zufallszug σ_1^2 . Auf Basis dieses Zufallszuges wird nun β_1 aus der Randdichte $p(\beta|Y, \sigma_1^2)$ gezogen. Wiederum wird dann ein Wert σ_2^2 aus $p(\sigma^2|Y, \beta_1)$ generiert usw. bis die durch die Iterationen definierte Markov-Kette stationär wird. Sei T die Anzahl der Iterationen bis zur Stationarität, dann sind die Tupel $(\beta_{T+x}, \sigma_{T+x}^2)$ der iterativ gezogenen Werte β_{T+x} und σ_{T+x}^2 ($x > 0$) der Randverteilungen schließlich Züge aus der gemeinsamen und gesuchten Verteilung $p(\beta, \sigma^2|Y)$.

Literaturverzeichnis

- Abraham, M. M. & Lodish, L. M. (1993). An implemented system for improving promotion productivity using store scanner data. *Marketing Science*, Vol. 12, 248–269.
- Abramson, C., Andrews, R. L., Currim, I. S. & Jones, M. (2000). Parameter bias from unobserved effects in the multinomial logit model of consumer choice. *Journal of Marketing Research*, Vol. 37, 410–426.
- Ailawadi, K. L., Gedenk, K., Lutzky, C. & Neslin, S. A. (2005). The benefits of promotion-induced stockpiling. *Journal of Marketing Research*, forthcoming.
- Ailawadi, K. L., Gedenk, K. & Neslin, S. A. (1999). Heterogeneity and purchase event feedback in choice models: An empirical analysis with implications for model building. *International Journal for Research in Marketing*, Vol. 16, 177–198.
- Ailawadi, K. L. & Neslin, S. A. (1998). The effect of promotion on consumption: buying more and consuming it faster. *Journal of Marketing Research*, Vol. 35, 390–398.
- Aleskerov, F. & Monjardet, B. (2002). *Utility maximization, choice and preference*. Springer: Berlin.
- Allenby, G. M. (1990). Hypothesis testing with scanner data: the advantage of bayesian methods. *Journal of Marketing Research*, Vol. 27, 379–389.
- Allenby, G. M. & Ginter, J. L. (1995). Using extremes to design products and segment markets. *Journal of Marketing Research*, Vol. 32, 392–403.
- Allenby, G. M., Leone, R. P. & Jen, L. (1999). A dynamic model of purchase timing with application to direct marketing. *Journal of the American Statistical Society*, Vol. 94, 365–374.
- Amman, H. M. & Kendrick, D. A. (2003). Mitigation of the Lucas critique with stochastic control methods. *Journal of Economic Dynamics & Control*, Vol. 27, 2035–2057.
- Arora, N., Allenby, G. M. & Ginter, J. L. (1998). A hierarchical bayes model of primary and secondary demand. *Marketing Science*, Vol. 17, 29–44.

- Arora, N., Kopalle, P. K. & Kannan, P. K. (2001). The impact of household level heterogeneity in reference price effects on optimal retailer pricing policies. Working paper, University of Wisconsin, Madison.
- Assuncao, J. L. & Meyer, R. J. (1993). The rational effect of price promotion on sales and consumption. *Management Science*, Vol. 39, 517–535.
- Bass, F. M. (1969). A simultaneous equation regression study of advertising and sales of cigarettes. *Journal of Marketing Research*, Vol. 6, 291–300.
- Bell, D. R. & Bucklin, R. E. (1999). The role of internal reference points in the category purchase decision. *Journal of consumer research*, Vol. 26, 128–142.
- Bell, D. R., Chiang, J. & Padmanabhan, V. (1999). The decomposition of promotional response: an empirical generalization. *Marketing Science*, Vol. 18, 504–526.
- Bell, D. R. & Lattin, J. M. (2000). Looking for loss aversion in scanner panel data: the confounding effect of price response heterogeneity. *Marketing Science*, Vol. 19, 185–200.
- Bellman, R. (1961). *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*. Princeton: Princeton University Press.
- Bem, D. J. (1972). Self-perception theory. In: L. Berkowitz (Hrsg.), *Advances in experimental social psychology*, New York: Academic Press, Vol. 6. 1–62.
- Ben-Akiva, M. & Lerman, S. R. (1985). *Discrete Choice Analysis*. Cambridge: MIT Press.
- Biswas, A. & Blair, E. A. (1991). Contextual effects of reference prices in retail advertisements. *Journal of Marketing*, Vol. 55, 1–12.
- Blattberg, R. C., Briesch, R. & Fox, E. J. (1995). How promotions work. *Marketing Science*, Vol. 14, 122–132.
- Blattberg, R. C. & Neslin, S. A. (1990). *Sales promotions - concepts, methods and strategies*. London: Prentice Hall.
- Boztug, Y. (2002). *Die Analyse der Preiswirkung auf die Markenwahl*. Wiesbaden: Deutscher Universitäts Verlag.
- Briesch, R. A., Krishnamuthi, L., Mazumdar, T. & Raj, S. P. (1997). A comparative analysis of reference price models. *Journal of consumer research*, Vol. 24, 202–214.
- Bronnenberg, B., Rossi, P. & Vilcassim, N. (2005). Structural modeling and policy simulation. *Journal of Marketing Research*, Vol. 42, 22–26.
- Bucklin, R. E. & Gupta, S. (1992). Brand choice, purchase incidence, and segmentation: An integrated modeling approach. *Journal of Marketing Research*, Vol. 24, 201–215.

- Bucklin, R. E., Gupta, S. & Siddarth, S. (1998). Determining segmentation in sales response across consumer purchase behavior. *Journal of Marketing Research*, Vol. 35, 189–197.
- Chan, T., Narasimhan, C. & Zhang, Q. (2004). Estimating the effects of brand switching, stockpiling and flexible consumption with consumer heterogeneity - a dynamic structural approach. Working paper, Washington University.
- Chang, K., Siddarth, S. & Weinberg, C. B. (1999). The impact of heterogeneity in purchase timing and price responsiveness on estimates of sticker shock effects. *Marketing Science*, Vol. 18, 178–192.
- Chiang, J. (1991). A simultaneous approach to the whether, what and how much to buy questions. *Marketing Science*, Vol. 10, 297–315.
- Chintagunta, P. K. (1993). Investigating purchase incidence brand choice and purchase quantity decisions of households. *Marketing Science*, Vol. 12, 184–208.
- Chintagunta, P. K. (1998). Inertia and variety seeking in a model of brand-purchase timing. *Marketing Science*, Vol. 17, 253–270.
- Christensen, L. R., Jorgenson, D. N. & Lau, L. J. (1975). Transcendental logarithmic utility functions. *American Economic Review*, Vol. 65, 367–383.
- Cowles, M. & Carlin, B. (1996). Markov chain monte carlo convergence diagnostics: A comparative review. *Journal of American Statistical Association*, Vol. 91, 883–904.
- Dekimpe, M. G., Hanssens, D. M. & Silva-Risso, J. M. (1999). Long-run effects of price promotions in scanner markets. *Journal of Econometrics*, Vol. 89, 269–291.
- Dhar, S. K., Hoch, S. J. & Kumar, N. (2001). Effective category management depends on the role of the category. *Journal of Retailing*, Vol. 77, 165–184.
- Dickson, P. R. & Sawyer, A. G. (1990). The price knowledge and search of supermarket shoppers. *Journal of Marketing*, Vol. 54, 42–53.
- Diller, H. (2003). Preiswahrnehmung und Preispolitik. In: A. Diller, H. & Herrmann (Hrsg.), *Handbuch Preispolitik*, Wiesbaden: Gabler.
- Dodson, J. A., Tybout, A. M. & Sternthal, B. (1978). Impact of deals and deal retraction on brand switching. *Journal of Marketing Research*, Vol. 15, 72–81.
- Dubé, J. P. (2004). Multiple discreteness and product differentiation: Demand for carbonated soft drinks. *Marketing Science*, Vol. 23, 66–82.

- Erdem, T. (1996). A Dynamic Analysis of Market Structure Based on Panel Data. *Marketing Science*, Vol. 15, 359–378.
- Erdem, T., Imai, S. & Keane, M. P. (2003). Brand and quantity choice dynamics under price uncertainty. *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 1, 5–64.
- Erdem, T. & Keane, P., M (1996). Decision-making under uncertainty: Capturing dynamic brand choice processes in turbulent consumer goods markets. *Marketing Science*, Vol. 15, 1–20.
- Erdem, T., Mayhew, G. E. & Sun, B. (2001). Understanding reference-price shoppers: a within- and cross-category analysis. *Journal of Marketing Research*, Vol. 38, 445–457.
- Ericsson, N., Hendry, D. & Mizon, G. (1998). Exogeneity, cointegration, and economic policy analysis. *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 16, 370–387.
- Fechner, G. T. (1860). *Elemente der Psychophysik*. Leipzig: Breitkopf und Hartel.
- Foekens, E. W., Leeflang, P. S. H. & Wittink, D. R. (1999). Varying parameter models to accomodate dynamic promotions effects. *Journal of Econometrics*, Vol. 89, 249–268.
- Franses, P. (2005a). Diagnostics, expectations, and endogeneity. *Journal of Marketing Research*, Vol. 42, 27–29.
- Franses, P. H. (2005b). On the use of econometric models for policy simulation in marketing. *Journal of Marketing Research*, Vol. 42, 4–14.
- Gedenk, K. & Neslin, S. A. (1999). The role of retail promotion in determining future brand loyalty: its effect on purchase event feedback. *Journal of Retailing*, Vol. 75, 433–459.
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. & Rubin, D. B. (1995). *Bayesian Data Analysis*. London: Chapman and Hall.
- Gönül, F. & Srinivasan, K. (1993). Modeling multiple sources of heterogeneity in multinomial logit models: Methodological and managerial issues. *Marketing Science*, Vol. 12, 213–229.
- Gönül, F. & Srinivasan, K. (1996). Estimating the impact of consumer expectations of coupons on purchase behavior: A dynamic structural model. *Marketing Science*, Vol. 15, 262–279.
- Greenleaf, E. A. (1995). The impact of reference price effects on the profitability of price promotions. *Marketing Science*, Vol. 14, 82–104.

- Guadagni, P. M. & Little, J. D. C. (1983). A logit model of brand choice calibrated on scanner data. *Marketing Science*, Vol. 2, 203–238.
- Guadagni, P. M. & Little, J. D. C. (1998). When and what to buy: a nested logit model of coffee purchase. *Journal of Forecasting*, Vol. 17, 303–326.
- Gupta, S. (1988). Impact of sales promotions on when, what, and how much to buy. *Journal of Marketing Research*, Vol. 25, 342–355.
- Hanemann, W. M. (1984). Discrete / continuous models of consumer demand. *Econometrica*, Vol. 52, 541–561.
- Hartmann, W. R. (2003). Intertemporal effects of consumption and their implications for demand elasticity estimates. Working paper, Department of Economics, UCLA.
- Hastings, W. (1970). Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. *Biometrika*, Vol. 57, 97–109.
- Hays, W. (1994). *Statistics*. Orlando: Harcourt College Publishers.
- Helmig, B. (1997). *Variety seeking im Konsumgüterbereich: Beeinflussungsmöglichkeiten durch Marketinginstrumente*. Wiesbaden: Gabler.
- Helson, H. (1964). *Adaption-Level Theory*. New York: Harper & Row.
- Hendel, I. & Nevo, A. (2006). Measuring the implications of sales and consumer behavior. *Econometrica*, Vol. 74, 1637–1673.
- IRI (2005). *Konsumgüter - besser, als viele glauben*. Bericht, Information Resources GmbH, Nürnberg.
- Jain, D. C. & Vilcassim, N. J. (1991). Investigating household purchase timing decisions: A conditional Hazard function approach. *Marketing Science*, Vol. 10, 1–23.
- Jedidi, K., Mela, C. F. & Gupta, S. (1999). Managing advertising and promotion for long-run profitability. *Marketing Science*, Vol. 18, 1–22.
- Jeuland, A. P. (1979). Brand choice inertia as one aspect of the notion of brand loyalty. *Management Science*, Vol. 25, 671–682.
- Jeuland, A. P., Bass, F. M. & Wright, G. P. (1980). A multibrand stochastic model compounding heterogeneous erlang timing and multinomial choice processes. *Operations Research*, Vol. 28, 255–277.
- Johnson, N. & Kotz, S. (1970). *Continuous multivariate distributions I*. John Wiley: New York.

- Jones, J. M. & Landwehr, J. T. (1988). Removing heterogeneity bias from logit model estimation. *Marketing Science*, Vol. 7, 41–59.
- Kahneman, D. & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, Vol. 47, 263–291.
- Kalyanaram, G. & Winer, R. S. (1995). Empirical generalizations from reference price research. *Marketing Science*, Vol. 14, 161–169.
- Kass, R. E. & Raftery, A. E. (1995). Bayes Factors. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 90, 773–794.
- Keane, M. P. (1997). Current issues in discrete choice modeling. *Marketing Letters*, Vol. 8, 307–322.
- Keane, M. P. & Wolpin, K. I. (1994). The solution and estimation of discrete choice dynamic programming models by simulation and interpolation: Monte Carlo evidence. *Review of Economics and Statistics*, Vol. 76, 648–672.
- Klapper, D., Ebling, C. & Temme, J. (2005). Another look at loss aversion: Can we characterize the loss averse consumer? *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 22, 239–254.
- Kopalle, P. K., Rao, A. G. & Assuncao, J. L. (1996). Assymmetric reference price effects and dynamic pricing policies. *Marketing Science*, Vol. 15, 60–85.
- Krishna, A. (1992). The normative impact of consumer price expectations for multiple brands on consumer purchase behavior. *Marketing Science*, Vol. 11, 266–286.
- Krishna, A. (1994). The impact of dealing patterns on purchase behavior. *Marketing Science*, Vol. 13, 351–373.
- Krishnamurthi, L., Mazumdar, T. & Raj, S. P. (1992). Asymmetric response to price in consumer brand choice and purchase quantity decisions. *Journal of Consumer Research*, Vol. 19, 387–400.
- Krishnamurthi, L. & Raj, S. P. (1988). A model of brand choice and purchase quantity price sensitivities. *Marketing Science*, Vol. 7, 1–20.
- Lancaster, K. (1966). A new approach to consumer theory. *Journal of Political Economy*, Vol. 74, 132–157.
- Lattin, J. M. & Bucklin, R. E. (1989). Reference effects of price and promotion on brand choice behavior. *Journal of Marketing Research*, Vol. 26, 299–310.

- Lattin, J. M. & McAlister, L. (1985). Using a variety-seeking model to identify substitute and complementary relationships among competing products. *Journal of Marketing Research*, Vol. 22, 330–339.
- Leeflang, P. S. H., Wittink, D. R., Wedel, M. & Naert, P. A. (2000). *Building models for marketing decisions*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Lenk, P. (2005). Simulation-bias of the harmonic mean estimator of marginal distributions. Working paper, University of Michigan.
- Liechty, J. C., Fong, D. K. H. & DeSarbo, W. S. (2005). Dynamic models incorporating individual heterogeneity: Utility evolution in conjoint analysis. *Marketing Science*, Vol. 24, 285–293.
- Louviere, J. J., Hensher, D. A. & Swait, J. D. (2000). *Stated choice methods: analysis and applications*. Cambridge University Press.
- Lowengart, O. (2002). Reference price conceptualisations: an integrative framework of analysis. *Journal of Marketing Management*, Vol. 18, 145–171.
- Lowengart, O., Mizrahi, S. & Yosef, R. (2003). Effect of consumer characteristics on optimal reference price. *Journal of Revenue and Pricing Management*, Vol. 2, 201–215.
- Lucas, R. E. J. (1976). Econometric policy evaluation: A critique. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, Vol. 1, 19–46.
- Macé, S. & Neslin, S. A. (2004). The determinants of pre- and postpromotion dips in sales of frequently purchased goods. *Journal of Marketing Research*, Vol. 41, 339–350.
- Maddala, G. (1983). *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Massy, W. F., Montgomery, D. B. & Morrison, D. G. (1970). *Stochastic models of buying behavior*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Mayhew, G. E. & Winer, R. S. (1992). An empirical analysis of internal and external reference prices using scanner data. *Journal of Consumer Research*, Vol. 19, 62–70.
- Mazumdar, T. & Papatla, P. (2000). An investigation of reference price segments. *Journal of Marketing Research*, Vol. 37, 246–258.
- McFadden (1979). Quantitative methods for analysing travel behaviour of individuals: Some recent developments. In: D. A. Hensher & P. R. Stopher (Hrsg.), *Behavioural travel modelling*, London: Croom Helm.

- McFadden, D. (1973). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In: P. Zarembka (Hrsg.), *Frontiers in Econometrics*, 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*, Vol. 4, 103–120.
- Mela, C. F., Gupta, S. & Lehmann, D. R. (1997). The long-term impact of promotion and advertising on consumer brand choice. *Journal of Marketing Research*, Vol. 34, 248–261.
- Mela, C. F., Jedidi, K. & Bowman, D. (1998). The long-term impact of promotions on consumer stockpiling behavior. *Journal of Marketing Research*, Vol. 35, 250–262.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A. & Teller, E. (1953). Equations of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, Vol. 21, 1087–1092.
- Meyer, R. & Assuncao, J. (1990). The optimality of consumer stockpiling strategies. *Marketing Science*, Vol. 9, 18–41.
- Monroe, K. B. (1971). Psychophysics of prices: A reappraisal. *Journal of Marketing Research*, Vol. 8, 248–251.
- Moriarty, M. M. (1985). Retail promotional effects on intra- interbrand sales performance. *Journal of Retailing*, Vol. 61, 27–48.
- Moshkin, N. V. & Shachar, R. (2002). The asymmetric information model of state dependence. *Marketing Science*, Vol. 21, 435–454.
- Neslin, S. A. (2002). Sales promotion. In: B. Weitz & R. Wensely (Hrsg.), *Handbook of Marketing*, London: Sage Publications.
- Neslin, S. A., Henderson, C. & Quelch, J. (1985). Consumer promotions and the acceleration of product purchases. *Marketing Science*, Vol. 4, 147–165.
- Newton, M. A. & Raftery, A. E. (1994). Approximate bayesian inference with the weighted likelihood bootstrap. *Royal Statistical Society*, Vol. 56, 3–48.
- Nielsen, A. (2006). *Universen 2006: Handel und Verbraucher in Deutschland*. Bericht, AC Nielsen GmbH.
- Papatla, P. (1993). Brand inequalities in the loyalty-effects of purchases. *Marketing Letters*, Vol. 4, 361–368.
- Papatla, P. & Krishnamurthi, L. (1996). Measuring the dynamic effects of promotions on brand choice. *Journal of Marketing Research*, Vol. 33, 20–35.

- Putler, D. S. (1992). Incorporating Reference Price Effects into a Theory of Consumer Choice. *Marketing Science*, Vol. 11, 287–309.
- Raju, J. S. (1992). The effect of price promotions on variability in product category sales. *Marketing Science*, Vol. 11, 207–220.
- Robert, C. P. (2001). *The bayesian choice*. New York: Springer-Verlag.
- Robert, C. P. & Casella, G. (2004). *Monte Carlo statistical methods*. New York: Springer-Verlag.
- Rossi, P., Allenby, G. M. & McCulloch, R. (2005). *Bayesian statistics and marketing*. West Sussex: John Wiley and Sons Ltd.
- Roy, R., Chintagunta, P. K. & Haldar, S. (1996). A framework for investigating habits, the hand of he past, and heterogeneity in dynamic brand choice. *Marketing Science*, Vol. 15, 280–299.
- Rust, J. (1987). Optimal replacement of GMC bus engines: an empirical model of Harold Zurcher. *Econometrica*, Vol. 55, 999–1033.
- Rust, J. (1994). Do people behave according to Bellman’s principle of optimality? Working paper, University of Wisconsin.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, Vol. 6, 461–464.
- Seetharaman, P. B. (2004). Modeling multiple sources of state dependence in random utility models: A distributed lag approach. *Marketing Science*, Vol. 20, 1–17.
- Seetharaman, P. B., Ainslie, A. & Chintagunta, P. (1999). Investigating household state dependence effects across categories. *Journal of Marketing Research*, Vol. 36, 488–500.
- Sethuraman, R., Srinivasan, V. & Kim, D. (1999). Asymmetric and neighborhood cross-price effects: Some empirical generalizations. *Marketing Science*, Vol. 18, 23–41.
- Sherif, M. & Hovland, C. I. (1961). *Social judgement*. New Haven: Yale University Press.
- Shoemaker, R. W. & Shoaf, F. R. (1977). Repeat rates of deal purchases. *Journal of Advertising Research*, Vol. 17, 47–53.
- Silva-Risso, J. M., Bucklin, R. E. & Morrison, D. G. (1999). A decision support system for planing manufacturers’ sales promotion calendars. *Marketing Science*, Vol. 18, 274–300.
- Simon, H. (1992). *Preismanagement: Analyse, Strategie, Umsetzung*. Wiesbaden: Gabler.
- Skinner, B. F. (1938). *The behavior of organisms: An experimental analysis*. New York: Appleton-Century Crofts.

- Solomon, M., Bamossy, G. & Askegaard, S. (2001). *Konsumentenverhalten: Der europäische Markt*. Pearson Studium: München.
- Srinivasan, S., Pauwels, K., Hanssens, D. M. & Dekimpe, M. G. (2004). Do promotions benefit manufactures, retailers, or both? *Management Science*, Vol. 50, 617–629.
- Sun, B. (2005). Promotion effect on endogenous consumption. *Marketing Science*, Vol. 24, 430–443.
- Sun, B., Neslin, S. A. & Srinivasan, K. (2003). Measuring the impact of promotions on brand switching when consumers are forward-looking. *Journal of Marketing Research*, Vol. 40, 389–405.
- Tanner, M. A. & Wong, W. H. (1987). The calculation of posterior distributions by data augmentation. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 82, 528–550.
- Tellis, G. J. & Zufryden, F. S. (1995). Tackling the retailer decision maze: Which brands to discount, how much, when and why? *Marketing Science*, Vol. 14, 271–299.
- Theil, H. (1969). A multinomial extension of the linear logit model. *International Economic Review*, Vol. 10, 251–259.
- Train, K. (2001). A comparison of hierarchical bayes and maximum simulated likelihood for mixed logit. Working paper, Departement of Economics, University of California, Berkeley.
- Train, K. (2002). *Discrete choice methods with simulation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Train, K. & Sonnier, G. (2005). Mixed logit with bounded distributions of correlated partworths. In: A. Alberini & R. Scarpa (Hrsg.), *Applications of simulation methods in environmental resource economics*, Springer: Dordrecht, Kap 7. 117–134.
- Trivedi, M., Bass, F. M. & Rao, R. C. (1994). A model of stochastic variety-seeking. *Marketing Science*, Vol. 13, 274–297.
- Tversky, A. & Kahnemann, D. (1986). Rational choice and the framing decision. *Journal of Business*, Vol. 59, 251–278.
- Urban, D. (1993). *Logit Analyse: statistische Verfahren von Modellen mit qualitativen Responsevariablen*. Stuttgart: Gustav Fischer.
- Urbany, J. E. & Dickson, P. R. (1990). Prospect theory and pricing decision. *Journal of Behavioral Economics*, Vol. 19, 69–81.

- van Heerde, H. J., Dekimpe, M. G. & Putsis Jr., W. P. (2005). Marketing models and the Lucas critique. *Journal of Marketing Research*, Vol. 42, 15–21.
- van Heerde, H. J., Gupta, S. & Wittink, D. R. (2003). Is 75% of the sales promotion bump due to brand switching? No, only 33% is. *Journal of Marketing Research*, Vol. 40, 481–491.
- van Heerde, H. J., Leeflang, P. S. H. & Wittink, D. R. (2000). The estimation of pre- and postpromotion dips with store-level scanner data. *Journal of Marketing Research*, Vol. 37, 383–395.
- van Heerde, H. J., Leeflang, P. S. H. & Wittink, D. R. (2004). Decomposing the sales promotion bump with store data. *Marketing Science*, Vol. 23, 317–335.
- Varian, H. R. (1984). *Microeconomic analysis*. New York, London: Norton, 2 Aufl..
- Vilcassim, N. J., Kadiyali, V. & Chintagunta, P. (1999). Investigating dynamic multifirm market interactions in price and advertising. *Management Science*, Vol. 45, 499–518.
- Weber, E. H. (1834). *Annotationes anatomicae et physiologicae. Programmata collecta*, Leipzig, Vol. 1.
- Wedel, M., Kamakura, W., Arora, N., Bemmaor, A., Chiang, J., Elrod, T., Johnson, R., Lenk, P., Neslin, S. A. & Stig Poulsen, C. (1999). Discrete and continuous representations of unobserved heterogeneity in choice modeling. *Marketing Letters*, Vol. 10, 219–232.
- Wilson, R. D., Newman, L. M. & Hastak, M. (1979). On the validity of research methods in consumer dealing activity: An analysis of timing issues. In: N. Beckwith, M. Houston, R. Mittelstaedt, K. B. Monroe & S. Ward (Hrsg.), *Educators ' Conference Proceedings*. Chicago: American Marketing Association.
- Winer, R. S. (1986). A reference price model of brand choice for frequently purchased products. *Journal of Consumer Research*, Vol. 13, 250–256.
- Winer, R. S. (1988). Behavioral perspective on pricing: Buyer's subjective perceptions of price revisited. In: T. Devinney (Hrsg.), *Issues in Pricing*, Lexington, Massachusetts: Lexington Books.
- Wricke, M., Herrmann, A. & Huber, F. (2000). Behavioral Pricing. *WiSt*, Vol. 29, 692–697.
- Zeithaml, V. A. (1988). Consumer perceptions of price, quality, and value: A means-end model and synthesis of evidence. *Journal of Marketing*, Vol. 52, 2–22.

Zhang, Q., Seetharaman, P. B. & Narasimhan, C. (2002). Incorporating future price expectations in a model of whether, what and how much to buy. Working paper, University of Texas, Dallas.