

---

# **Modellgestützte Absatzprognosen auf High-Tech-Märkten**

**Eine theoretische und empirische Untersuchung**

---

INAUGURAL-DISSERTATION  
zur Erlangung des akademischen Grades  
Doktor der Wirtschaftswissenschaften (Dr. rer. pol.)

Universität Bielefeld

vorgelegt von

**Kumiko G nibba**

**Gutachter:**

Prof. Dr. Reinhold Decker  
Prof. Dr. Hermann Jahnke

**Tag der Einreichung:**

03.07.2006

**Tag der Disputation:**

22.12.2006

# Vorwort

Die vorliegende Arbeit wurde von der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften der Universität Bielefeld als Dissertation genehmigt.

An dieser Stelle möchte ich mich ganz herzlich bei meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr. R. Decker, für das entgegengebrachte Vertrauen, die stete Diskussionsbereitschaft und die kritische Durchsicht der Arbeit bedanken. Ohne seine unmittelbare und mittelbare Hilfe hätte die Arbeit nicht existieren können. Herrn Prof. Dr. H. Jahnke danke ich für die freundliche Übernahme der Gutachterfunktion und den aufgebrauchten Aufwand. Danken möchte ich auch Herrn Prof. Dr. T. Braun für die wissenswerten Anregungen.

Ferner gilt mein herzlicher Dank allen Teilnehmern des Doktorandenkolloquiums am Lehrstuhl für Betriebswirtschaftslehre und Marketing für die zahlreichen klärenden und fruchtbaren Diskussionen und für die daraus entstandenen hilfreichen Hinweise. Frau M. Darkow und Frau K. Wüstenbecker möchte ich meinen besonderen Dank für ihre kompetente Unterstützung bei organisatorischen Angelegenheiten aussprechen.

Ausdrücklich danke ich Herrn R. M. Stehle von der Gesellschaft für Unterhaltungs- und Kommunikationselektronik für die freundliche Unterstützung meiner Arbeit durch die Bereitstellung der geeigneten empirischen Daten. Auch Frau M. I. Knoche von GfK Marketing bin ich für die Zusendung der weiterführenden Marktdaten dankbar.

„Last but not least“ gilt mein aufrichtiger Dank meinem Ehepartner Andreas G nibba für die verständnisvolle und stets präsen te Förderung meines beruflichen Werdegangs. Ich möchte mich auch bei meinen Eltern und bei meinen Schwiegereltern für ihre liebevolle Unterstützung herzlich bedanken.

Krefeld, im Februar 2007

*Kumiko G nibba*

# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis .....</b>	<b>i</b>
<b>Abbildungsverzeichnis .....</b>	<b>iii</b>
<b>Tabellenverzeichnis .....</b>	<b>v</b>
<b>Symbolverzeichnis .....</b>	<b>vii</b>
<b>Einleitung .....</b>	<b>1</b>
<b>Kapitel 1 Mechanismus von High-Tech-Märkten .....</b>	<b>5</b>
1.1 Definition von High-Tech-Märkten .....	5
1.2 Käuferverhalten auf High-Tech-Märkten .....	11
1.2.1 Innovationsentscheidungsprozess .....	11
1.2.2 Verbraucherheterogenität .....	12
1.2.3 Soziale Ansteckung vs. Demokratisierung .....	16
1.2.4 Direkte und indirekte Netzwerkeffekte .....	19
1.2.5 Vorausschauendes Käuferverhalten .....	27
1.2.6 Ökonomische Rahmenbedingungen und Saisonalität .....	30
1.3 Evolution von High-Tech-Märkten .....	33
1.3.1 Evolutionspfad .....	33
1.3.2 Interaktive Beziehungen .....	37
<b>Kapitel 2 Prognosemodelle und -methoden in der Literatur .....</b>	<b>40</b>
2.1 Überblick .....	40
2.2 Auf Kundenbefragung basierende Methoden .....	44
2.3 Auf Expertenmeinungen basierende Methoden .....	48
2.4 Auf analogen Daten basierende Methoden .....	51
2.5 Diffusionsmodelle .....	57
2.5.1 Grundkonzept .....	58
2.5.2 Kalibrierung .....	64
2.5.3 Weiterentwicklungen .....	71
2.5.3.1 Diffusionsmodelle mit Marketingvariablen .....	73
2.5.3.2 Flexible Diffusionsmodelle .....	76
2.5.3.3 Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen .....	80
2.6 Hazard-Raten-Modelle .....	84
2.7 Diskrete Auswahlmodelle .....	93
2.8 Regressionsmodelle .....	106
2.9 Multizustand-Flussmodelle .....	112
<b>Kapitel 3 Modellentwicklung .....</b>	<b>119</b>
3.1 Auswahl von Prognosemethoden .....	119
3.1.1 Subjektive vs. statistische Ansätze .....	119
3.1.2 Trendexplorationen vs. kausale Ansätze .....	121

---

3.1.3 Ansätze zur Berücksichtigung von kausalen Variablen .....	122
3.2 Modellspezifikation .....	123
3.2.1 Bestimmung von erklärenden Variablen .....	123
3.2.2 Konzeptionelles Flussmodell.....	130
3.2.3 Schätzung des Marktpotentials.....	133
3.2.4 Modellierung des Kaufverhaltens.....	135
3.2.5 Modellierung des Ersatzverhaltens.....	140
3.2.6 Gesamtmodell.....	141
3.3 Erweiterungen.....	144
3.3.1 Berücksichtigung von Heterogenität .....	144
3.3.2 Erweiterung der Adoptionsphasen.....	145
<b>Kapitel 4 Empirische Validierung .....</b>	<b>147</b>
4.1 Beschreibung und Analyse der Produktkategorien .....	147
4.1.1 DVD-Player/-Rekorder-Markt.....	147
4.1.2 Digitalkameramarkt.....	150
4.1.3 CD-Player-Markt.....	155
4.2 Modellkalibrierung .....	158
4.2.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt.....	158
4.2.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt .....	160
4.2.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt .....	162
4.3 Vergleich mit Benchmark-Modellen .....	166
4.3.1 Anpassungsqualität.....	168
4.3.1.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt.....	168
4.3.1.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt .....	171
4.3.1.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt .....	173
4.3.2 Prognosequalität .....	177
4.3.2.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt.....	179
4.3.2.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt.....	182
4.3.2.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt .....	184
<b>Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>194</b>
<b>Literaturverzeichnis .....</b>	<b>198</b>
<b>Anhang.....</b>	<b>212</b>
A Empirische Modellvergleiche in der Literatur.....	212
B Repräsentative Verteilungen in der Ereignisanalyse .....	216
C Spezifikation der zur empirischen Untersuchung herangezogenen Modelle.....	218
D Beispiel für wirtschaftliche Schäden von Fehlprognosen .....	220

# Abbildungsverzeichnis

<b>Abbildung 0.1:</b> Beispiel für wirtschaftliche Konsequenzen von Fehlprognosen (Quelle: <i>Financial Times Deutschland</i> vom 17.08.2004) .....	1
<b>Abbildung 1.1:</b> Technologie/Marketing-S-Kurve (in Anlehnung an <i>Utterback</i> (1994) und <i>Garcia, Calantone</i> (2002)) .....	9
<b>Abbildung 1.2:</b> Einteilung von Individuen aufgrund des Adoptionszeitpunktes (in Anlehnung an <i>Rogers</i> (1983, S. 247)).....	13
<b>Abbildung 1.3:</b> Dualmarktansatz und sattelförmige Absatzkurve (in Anlehnung an <i>Goldenberg, Libai, Muller</i> (2002)).....	15
<b>Abbildung 1.4:</b> Informationsquellen beim Computerkauf (Quelle: <i>FOCUS Medialine</i> (2000)) .....	18
<b>Abbildung 1.5:</b> Mechanismus von indirekten Netzwerkeffekten (eigene Erstellung) .....	21
<b>Abbildung 1.6:</b> Idealtypische Diffusionsverläufe (in Anlehnung an <i>Schoder</i> (1995)) .....	26
<b>Abbildung 1.7:</b> Konzept des Produktlebenszyklus (in Anlehnung an <i>Rink, Swan</i> (1979)) ....	34
<b>Abbildung 1.8:</b> Innovationsdynamikmodell (in Anlehnung an <i>Utterback</i> (1994, S. 91)) .....	35
<b>Abbildung 2.1:</b> Klassifizierung von Prognosetechniken (in Anlehnung an <i>Armstrong</i> (2001, S. 9)) .....	41
<b>Abbildung 2.2:</b> Trendextrapolationen und ökonometrische Modelle (Quelle: <i>Armstrong</i> (1985, S. 75)).....	42
<b>Abbildung 2.3:</b> Positionierung der auf Expertenmeinungen basierenden Prognosemethoden (in Anlehnung an <i>Armstrong</i> (1985, S. 112)).....	49
<b>Abbildung 2.4:</b> Prognosetechniken unter Nutzung von analogen Daten (eigene Erstellung).52	
<b>Abbildung 2.5:</b> Diffusionskurven des Bass-Modells (eigene Erstellung).....	61
<b>Abbildung 2.6:</b> Definitionen von Innovatoren und Imitatoren (in Anlehnung an <i>Mahajan, Muller, Bass</i> (1990)).....	62
<b>Abbildung 2.7:</b> Mechanismus von AKF (C-D) (in Anlehnung an <i>Xie et al.</i> (1997)).....	69
<b>Abbildung 2.8:</b> Erweiterungen des Bass-Modells (eigene Erstellung) .....	72
<b>Abbildung 2.9:</b> Diffusionskurven des NUI-Modells (eigene Erstellung) .....	77
<b>Abbildung 2.10:</b> Diffusionsmuster (in Anlehnung an <i>Easingwood</i> (1989) und <i>Easingwood, Lunn</i> (1992)).....	78
<b>Abbildung 2.11:</b> Flussmodelle zur Berücksichtigung von Ersatz- und Upgradekäufen (eigene Erstellung) .....	117
<b>Abbildung 3.1:</b> Kausale Beziehungen der Absatz beeinflussenden Faktoren (eigene Erstellung) .....	125
<b>Abbildung 3.2:</b> Konzeptionelles Flussmodell (eigene Erstellung) .....	132
<b>Abbildung 3.3:</b> Kalibrierung des Modells.....	143
<b>Abbildung 4.1:</b> Absatz und Durchschnittspreis von DVD-Player/-Rekordern in Deutschland (Quelle: <i>gfu</i> ).....	149
<b>Abbildung 4.2:</b> Marktanteil von Digitalkameras nach Auflösung in Deutschland (Quelle: <i>GfK Marketing</i> ) .....	153
<b>Abbildung 4.3:</b> Absatz, Durchschnittspreis und qualitätsbereinigter Durchschnittspreis von Digitalkameras in Deutschland (Quellen: <i>GfK Marketing</i> und <i>gfu</i> ).....	154
<b>Abbildung 4.4:</b> Absatz und Durchschnittspreis von CD-Player in Frankreich (Quelle: <i>Le Nagard-Assayag, Manceau</i> (2001); ursprüngliche Quelle: <i>GfK Marketing</i> ) .....	157

---

<b>Abbildung 4.5:</b> Dekomposition des berechneten Gesamtabsatzes in adoptions- und ersatzbedingte Komponenten für den CD-Player-Markt.....	165
<b>Abbildung 4.6:</b> Adoptionsbedingte Absatzkomponente für den CD-Player-Markt.....	166
<b>Abbildung 4.7:</b> Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den DVD-Player/-Rekorder-Markt .....	170
<b>Abbildung 4.8:</b> Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den Digitalkameramarkt .	172
<b>Abbildung 4.9:</b> Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den CD-Player-Markt .....	174
<b>Abbildung 4.10:</b> Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt.....	176
<b>Abbildung 4.11:</b> Vergleich des von unterschiedlichen Modellen berechneten adoptionsbedingten Absatzes für den CD-Player-Markt.....	177
<b>Abbildung 4.12:</b> Ex-Ante-Prognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (zwei Jahre im Voraus) .....	182
<b>Abbildung 4.13:</b> Ex-Ante-Prognosen für den Digitalkameramarkt (ein Jahr im Voraus) ....	184
<b>Abbildung 4.14:</b> Ex-Ante-Prognosen für den CD-Player-Markt (drei Jahre im Voraus) .....	189
<b>Abbildung 4.15:</b> Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (ein Jahr im Voraus).....	190
<b>Abbildung B.1:</b> Weibullverteilung (eigene Erstellung) .....	216
<b>Abbildung B.2:</b> Lognormalverteilung (eigene Erstellung) .....	217
<b>Abbildung B.3:</b> Truncated-Normalverteilung (eigene Erstellung) .....	217
<b>Abbildung D.1:</b> Beispiel für wirtschaftliche Schäden von Fehlprognosen (Quelle: <i>Financial Times Deutschland</i> vom 20.04.2005) .....	220

## Tabellenverzeichnis

<b>Tabelle 1.1:</b> Klassifizierung von Innovationen nach der Diskontinuität (in Anlehnung an <i>Garcia, Calantone</i> (2002)) .....	10
<b>Tabelle 1.2:</b> Idealtypische Charakteristika der Adopterkategorien nach <i>Moore</i> (1999, S. 11 ff.) .....	13
<b>Tabelle 1.3:</b> Klassifizierung von Produkten nach der Nutzenstruktur (in Anlehnung an <i>Schoder</i> (1995)) .....	20
<b>Tabelle 1.4:</b> Empirische Studien über Netzwerkeffekte .....	23
<b>Tabelle 1.5:</b> Empirische Studien über Verbrauchererwartungen.....	28
<b>Tabelle 1.6:</b> Empirische Studien über gesamtwirtschaftliche Effekte.....	32
<b>Tabelle 1.7:</b> Relevante Ansätze zur Beschreibung von Marktevolution .....	33
<b>Tabelle 1.8:</b> Interaktive Beziehungen bei der Evolution von High-Tech-Märkten (eigene Erstellung) .....	37
<b>Tabelle 2.1:</b> Beispiele für auf analogen Daten basierende Prognosemodelle.....	53
<b>Tabelle 2.2:</b> Empirischer Vergleich der auf das Bass-Modell angewendeten Kalibrierungsmethoden hinsichtlich der Prognosegenauigkeit .....	66
<b>Tabelle 2.3:</b> Kalibrierungsmethoden für Diffusionsmodelle (in Anlehnung an <i>Xie et al.</i> (1997) und <i>van Everdingen, Aghina</i> (2003)) .....	70
<b>Tabelle 2.4:</b> Überblick über flexible Diffusionsmodelle (in Anlehnung an <i>Easingwood, Mahajan, Muller</i> (1983) und <i>Mahajan, Muller, Bass</i> (1990)) .....	79
<b>Tabelle 2.5:</b> Überblick über Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen.....	82
<b>Tabelle 2.6:</b> Hazard-Funktion von repräsentativen Verteilungen.....	86
<b>Tabelle 2.7:</b> Ausgewählte Anwendungen des Hazard-Raten-Ansatzes.....	91
<b>Tabelle 2.8:</b> Ausgewählte Anwendungen von diskreten Auswahlmodellen .....	97
<b>Tabelle 2.9:</b> Ausgewählte Anwendungen von Regressionsmodellen.....	109
<b>Tabelle 2.10:</b> Ausgewählte Anwendungen von Multizustand-Flussmodellen .....	113
<b>Tabelle 2.11:</b> Überblick über Diffusionsmodelle mit mehreren Alternativen.....	116
<b>Tabelle 3.1:</b> Den Absatz beeinflussende Faktoren auf High-Tech-Märkten .....	124
<b>Tabelle 3.2:</b> Alternative Flussmodelle zur Berücksichtigung von Ersatzkäufen.....	131
<b>Tabelle 3.3:</b> Schätzungshilfe für den Formparameter der Truncated-Normalverteilung (Quelle: <i>Oates, Spencer</i> (1962)) .....	143
<b>Tabelle 4.1:</b> Absatz und Durchschnittspreis von DVD-Player/-Rekordern in Deutschland (Quelle: <i>gfu</i> ).....	148
<b>Tabelle 4.2:</b> Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den DVD-Player/-Rekorder-Markt.....	149
<b>Tabelle 4.3:</b> Absatz und Marktanteil von Digitalkameras nach Auflösung in Deutschland (Quelle: <i>GfK Marketing</i> ) .....	152
<b>Tabelle 4.4:</b> Absatz, Durchschnittspreis und qualitätsbereinigter Durchschnittspreis von Digitalkameras in Deutschland (Quellen: <i>GfK Marketing</i> und <i>gfu</i> ).....	154
<b>Tabelle 4.5:</b> Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den Digitalkameramarkt .....	155
<b>Tabelle 4.6:</b> Absatz und Durchschnittspreis von CD-Player in Frankreich (Quelle: <i>Le Nagard-Assayag, Manceau</i> (2001); ursprüngliche Quelle: <i>GfK Marketing</i> ) .....	156
<b>Tabelle 4.7:</b> Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den CD-Player-Markt .....	157

---

<b>Tabelle 4.8:</b> Ergebnisse der Parameterschätzungen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (Deutschland, 1998 - 2003) .....	159
<b>Tabelle 4.9:</b> Tatsächlicher und berechneter Absatz von DVD-Player/-Rekordern .....	160
<b>Tabelle 4.10:</b> Ergebnisse der Parameterschätzungen für den Digitalkameramarkt (Deutschland, 1998 - 2003) .....	161
<b>Tabelle 4.11:</b> Tatsächlicher und berechneter Absatz von Digitalkameras .....	162
<b>Tabelle 4.12:</b> Ergebnisse der Parameterschätzungen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1991) .....	163
<b>Tabelle 4.13:</b> Ergebnisse der Parameterschätzungen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1994) .....	164
<b>Tabelle 4.14:</b> Tatsächlicher und berechneter Absatz von CD-Player.....	164
<b>Tabelle 4.15:</b> Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (Deutschland, 1998 - 2003) .....	169
<b>Tabelle 4.16:</b> Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den Digitalkameramarkt (Deutschland, 1998 - 2003) .....	171
<b>Tabelle 4.17:</b> Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1991).....	173
<b>Tabelle 4.18:</b> Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1994) .....	175
<b>Tabelle 4.19:</b> Bedingte und unbedingte Prognosen (in Anlehnung an <i>Armstrong</i> (1985, S. 335)) .....	178
<b>Tabelle 4.20:</b> Kalibrierungs- und Prognosezeitraum .....	178
<b>Tabelle 4.21:</b> Preisprognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt .....	179
<b>Tabelle 4.22:</b> Ex-Ante-Prognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt .....	180
<b>Tabelle 4.23:</b> Preisprognosen für den Digitalkameramarkt.....	182
<b>Tabelle 4.24:</b> Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen für den Digitalkameramarkt.....	183
<b>Tabelle 4.25:</b> Preisprognosen für den CD-Player-Markt.....	185
<b>Tabelle 4.26:</b> Ex-Ante-Prognosen für den CD-Player-Markt.....	186
<b>Tabelle 4.27:</b> Ex-Post-Prognosen für den CD-Player-Markt.....	188
<b>Tabelle 4.28:</b> Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt .....	190
<b>Tabelle 4.29:</b> Rangordnung der Modelle hinsichtlich der Anpassungs- und Prognosequalität .....	192

## Symbolverzeichnis

$A$	Anzahl der Nutzer ohne Kaufabsicht
$B$	Anzahl der Verbraucher/Haushalte
$c$	Hilfsgröße oder Verfügbarkeit komplementärer Produkte
$d$	Bias-Konstante
$e$	Störgröße/Zufallsfehler
$E(.)$	Erwartungsoperator
$f(.)$	Funktion oder Dichtefunktion einer Verteilung
$F(.)$	Verteilungsfunktion
$g$	Index für individuelle Merkmale
$g(.)$	Funktion
$G$	Obergrenze von Index $g$
$h(.)$	Hazard-Rate
$h_0(.)$	Basis-Hazard-Rate
$i$	Index für Verbraucher/Haushalte
$I$	Nutzerzahl („installed base“)
$\mathbf{I}$	Einheitsmatrix
$j$	Index für Alternativen
$J$	Obergrenze von Index $j$
$k$	Hilfsgröße oder Index für Produktalter
$KA$	Kaufabsicht
$l$	Index für Attribute
$L$	Obergrenze von Index $l$
$M$	Langfristiges Marktpotential
$n$	Anzahl neuer Adopter (= adoptionsbedingter Absatz)
$\bar{n}$	Erwartete adoptionsbedingte Nachfrage
$N$	Kumulierte Anzahl der Adopter (= kumulierter Absatz)
$p, p'$	Innovationskoeffizient oder Wahrscheinlichkeit
$P(.)$	Wahrscheinlichkeit
$q, q'$	Imitationskoeffizient
$r$	Ersatzbedingter Absatz
$\bar{r}$	Erwartete ersatzbedingte Nachfrage
$S(.)$	Überlebensfunktion einer Verteilung

---

$t$	Index für Perioden oder Zeit
$t^*$	Wendepunkt bzw. Zeit mit höchstem Absatz
$T$	Obergrenze von Index $t$ (Anzahl der Perioden)
$u$	Hilfsvariable oder Pro-Periode-Nutzen
$U$	Gesamtnutzen
$v$	Hilfsvariable oder deterministischer Pro-Periode-Nutzen
$V$	Deterministischer Nutzen
$w$	Zufallsfehler
$W$	Hilfsvariable
$x$	Messwert für eine erklärende/unabhängige Variable
$\dot{x}$	Veränderungen des Messwertes in einer erklärenden/unabhängigen Variable
$\tilde{x}$	Ungewisse Innovationsqualität
$\bar{x}$	Mittelwert
$\mathbf{x}$	Variablenvektor
$\mathbf{X}$	Variablenmatrix
$y$	Messwert für eine erklärte/abhängige Variable oder Gesamtabsatz
$\bar{y}$	Erwartete Gesamtnachfrage
$\mathbf{y}$	Variablenvektor
$z$	Hilfsvariable oder individuen-spezifische Variable
$\alpha$	Parameter oder Skalenparameter einer Verteilung
$\beta$	Parameter
$\boldsymbol{\beta}$	Parametervektor
$\gamma$	Formparameter einer Verteilung
$\delta$	Diskontfaktor
$\varepsilon$	Störgröße/Zufallsfehler
$\eta$	Parameter
$\theta$	Parameter
$\lambda$	Parameter
$\mu$	Mittelwert
$\rho$	Sättigungsgrenze oder Risikoaversion
$\sigma$	Standardabweichung
$\sigma^2$	Varianz
$\tau$	(Hilfs-)Index für Perioden oder Einführungszeitpunkt
$\phi(\cdot)$	Funktion
$\Phi(\cdot)$	Funktion
$\omega$	Disadoptionsrate

## Einleitung

Die High-Tech-Industrie hat auch nach dem Ende der Boomzeit der New Economy einen hohen Stellenwert. Nach Einschätzung der Bundesregierung entwickelt sich die deutsche High-Tech-Branche immer mehr zu einem Konjunkturmotor. 2006 soll sogar das beste Jahr seit dem New-Economy-Einbruch werden. Inzwischen ist die technologische Branche zum wichtigsten Wirtschaftszweig in Deutschland geworden (vgl. *TNS Infratest* (2006)). Mit ihrer zunehmenden Bedeutung steigt auch die Nachfrage nach zuverlässigen Absatzprognosen auf diesen Märkten. Zu welchen wirtschaftlichen Konsequenzen Fehlprognosen führen, wird im Folgenden anhand des praktischen Beispiels auf dem Flüssigkristall-Fernseher-Markt (LCD-Fernseher-Markt) skizzenhaft beschrieben (vgl. Abbildung 0.1).

# Verkauf von LCD-TVs liegt unter Plan

*Unterhaltungselektronikkonzerne haben zu optimistisch geplant · Preise und Gewinnspanne geraten unter Druck*

Von **Arndt Ohler**, Hamburg

Die sorgenfreien Tage der Hersteller von Flüssigkristallbildschirmen (LCD) sind gezählt. Zu viele Unternehmen sind in den vielversprechenden und wachstumsstarken Markt eingestiegen. Jetzt gibt es nicht genügend Käufer, die ihre klotzigen Röhren-Fernseher durch flache und meist teure LCD-Geräte ersetzen. „Die Leute kaufen nicht im gleichen Maße LCD-Fernseher, wie die Konzerne ihre Produktion gesteigert haben“, sagte Jennifer Gallo, Analystin bei der Marktforschungsfirma IDC.

Speziell die Wachstumsraten von über 100 Prozent im Bereich der Flüssigkristall-Fernseher sind einer der wichtigsten Anreize für Konzerne wie Samsung, LG Philips LCD oder Sharp, Milliarden in das Geschäft zu investieren und Fabriken aufzubauen. Im Vergleich zu LCD-Computermonitoren locken im Fernsehgeschäft hohe Margen, da derzeit zum größten Teil Technikliebhaber oder Unternehmen zugreifen, die bereit sind, hohe Preise zu zahlen. So kostet zum Beispiel ein herkömmlicher

Grundig-Fernseher mit einer Bildschirmdiagonale von 82 Zentimetern (rund 32 Zoll) 579 €. Ein LCD-Gerät von Gericom mit einer Diagonale von 76 Zentimetern 1699 €.

Das Nachfragewachstum beim LCD-Fernseher-Absatz schwächelt nun auf hohem Niveau: Die Investmentbank Dresdner Kleinwort Wasserstein rechnet vor, dass im ersten Quartal 2004 im Vergleich zum Vorjahreszeitraum mit 1,4 Millionen verkaufter Produkte ein Plus von 124 Prozent erreicht wurde. Im Vergleich zum Vorquartal bedeutet dies jedoch

ein Minus der Wachstumsrate von elf Prozent. Aufgrund der weiter sinkenden Nachfrageresteigerungen im zweiten Quartal dieses Jahres werde es zu einer Aufstockung der Lager bei den zur LCD-Produktion benötigten Gläsern sowie den Endprodukten kommen, heißt es in einem vor wenigen Tagen veröffentlichten Bericht der Investmentbank.

Als Folge dieser Entwicklung und um die Nachfrage stärker anzuhetzen, sind für die Zukunft weitere deutliche Preisnachlässe unvermeidbar. Das Marktforschungsunternehmen

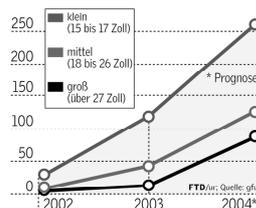
Displaysearch rechnet bis Jahresende mit einem Minus zwischen 15 Prozent und 30 Prozent. In der Vergangenheit war dies für die Konzerne zu verschmerzen, da durch neue Produktionsanlagen die Kosten sanken. Die Margen blieben stabil. Sharp hat laut eigenen Angaben bislang jedes Jahr seine Preise um 30 Prozent gesenkt.

Künftig dürften die Margen jedoch schrumpfen. Zum einen müssen die Konzerne die Preise wohl schneller senken, als sie Effizienzgewinne bei der Produktion realisieren können. Zum anderen macht den Unterhaltungselektronikkonzernen wie Sony, Samsung oder Philips der Einstieg der Computerkonzerne wie Dell in diesen Markt zu schaffen.

Aus ihrem PC-Stammgeschäft gewohnt, mit deutlich geringeren Margen auszukommen als Unterhaltungselektronikkonzerne, sind sie eher bereit, Preise zu senken. Es gilt Marktanteile zu erobern: „Dell ist viel stärker bereit, Einschnitte bei den Margen hinzunehmen“, sagte Gallo. „Alle Unterhaltungselektronikkonzerne werden den Informationstechnologiekonzernen folgen müssen.“

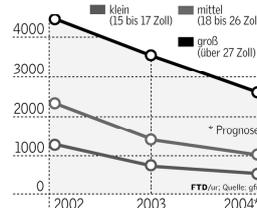
### Rasches Wachstum

Absatzmenge von LCD-Fernsehern in Deutschland, in Tsd. Stück



### Drastischer Preisverfall

Endkundenpreise für LCD-Fernseher in Deutschland, in €



**Abbildung 0.1:** Beispiel für wirtschaftliche Konsequenzen von Fehlprognosen (Quelle: *Financial Times Deutschland* vom 17.08.2004)

Zu Beginn dieses Jahrhunderts galt der LCD-Markt als besonders lukrativer Wachstumsmarkt. Das US-Marktforschungsunternehmen *Displaysearch* schätzte beispielsweise im Jahr 2003 die jährliche durchschnittliche Wachstumsrate in den kommenden fünf Jahren auf 96%. Angesichts hoher Wachstumserwartungen im LCD-Geschäft investierten die Hersteller weltweit Milliarden in den Ausbau der Produktionskapazitäten. Die positive Zukunftsaussicht

führte nicht nur zu einem Investitionswettrüsten zwischen Unterhaltungselektronikkonzernen wie *Sharp*, *Samsung* und *LG Philips*, sondern lockte auch Computerkonzerne wie *Hewlett-Packard* und *Dell* in den Markt. Der Nachfragenanstieg blieb jedoch deutlich hinter den Erwartungen zurück. Laut *Displaysearch* stieg die Zahl der ausgelieferten LCDs im ersten Quartal 2005 im Vergleich zum Vorjahr nur um 34%. Die Überkapazitäten, die durch die überschätzte Nachfrage entstanden, drückten die Preise um bis zu 40%. Hinzu kam der verschärfte Wettbewerb durch den Einstieg der Computerkonzerne. Infolge des dramatischen und unkontrollierbaren Preisverfalls geriet die Gewinnspanne bei den LCD-Herstellern unter massiven Druck, da auf Erfahrungskurveneffekten basierende Kostensenkungen nicht mit einem solchen rasanten Tempo möglich waren. Im vierten Quartal 2004 wies *LG Philips* einen Nettogewinn von 35 Mrd. Won (26 Mio. Euro) aus, nach einem Gewinn von 544 Mrd. Won (404 Mio. Euro) im Vorjahresquartal. Auch Marktführer *Samsung* erlitt im gleichen Zeitraum einen Rückgang des Betriebsgewinns von 97% auf nunmehr 10 Mrd. Won (7 Mio. Euro). Diese Krise haben die Unternehmen selbst herbeigeführt, weil sie die Entwicklung des LCD-Marktes in den vergangenen Jahren zu optimistisch eingeschätzt und deshalb ihre Produktionskapazitäten stark erweitert haben. Dadurch entstand ein Überangebot, was sich letztlich auf die Gewinne der Unternehmen negativ auswirkt.

Die Prognoseerstellung für High-Tech-Produkte stellt allerdings in zweifacher Hinsicht eine besondere Herausforderung dar. Zum einen handelt es sich um junge, dynamisch wachsende Märkte mit einer kurzen Absatzhistorie, wodurch der Einsatz der konventionellen statistischen Prognosemethoden erschwert wird. Zum anderen sind diese Märkte mit einer Reihe von branchenspezifischen Besonderheiten ausgestattet, so dass herkömmliche Marketingmodelle nicht ohne Weiteres anwendbar sind. Ziel dieser Dissertation ist die Entwicklung und Validierung eines neuen Prognosemodells, das zuverlässige kurz- und mittelfristige Absatzprognosen für Innovationen auf High-Tech-Märkten ermöglicht. Das Modell zielt speziell auf an Privatkunden ausgerichtete, langlebige High-Tech-Produkte (digitale Konsumelektronikprodukte), die sich in der Wachstumsphase befinden, in der der Absatz noch zum Großteil auf der Erstanschaffung, jedoch im zunehmenden Maße auch auf dem Ersatz- bzw. Upgradebedarf beruht<sup>1</sup>. Das neu einzuführende Modell soll die von *Little* (1970) formulierten Kriterien für anwendungsrelevante Marketingmodelle erfüllen: Es soll eine möglichst einfache Struktur aufweisen (*Einfachheit*), zugleich alle relevanten Faktoren des branchentypischen Käuferverhaltens berücksichtigen (*Vollständigkeit*), je nach Bedarf vereinfacht oder erweitert werden können (*Flexibilität*) und generell auf alle Konsumelektronikprodukte anwendbar und im signifikanten Maße leistungsfähiger sein als die Benchmark-Modelle (*Robustheit*).

---

<sup>1</sup> In dieser Arbeit ist unter einem „Upgradekauf“ ein ungezwungener Ersatzkauf zu verstehen, der nicht durch ein defektes Gerät, sondern durch den Wunsch nach einer technologisch verbesserten Produktversion veranlasst wird. Im Folgenden wird der Begriff „Upgradekauf“ verwendet, wenn ausschließlich ein ungezwungener Ersatzkauf gemeint ist. Der Begriff „Ersatzkauf“ wird hingegen benutzt, wenn es keine explizite Unterscheidung der Kaufmotive gibt.

Die Arbeit ist im Einzelnen wie folgt strukturiert:

Um das oben formulierte Ziel zu erreichen, wird in Kapitel 1 der Prognosegegenstand intensiv behandelt. Die Hauptgrundlage hierfür bilden empirische Studien über High-Tech-Märkte, die in jüngster Vergangenheit in der Marketingliteratur veröffentlicht wurden. Durch eine kritische Auswertung der einzelnen Studien wird eine ganzheitliche Übersicht über den Mechanismus dieser Branche erarbeitet. Zu diesem Zweck werden zunächst High-Tech-Märkte definiert und deren spezifischen Merkmale analysiert. Daran anschließend wird das branchentypische Käuferverhalten – von den grundsätzlichen Aspekten wie dem Kaufentscheidungsprozess und der Verbraucherheterogenität über die strittige Rolle von Mundpropaganda- und Imitationseffekten bis hin zum jüngst aufgekommenen Thema „Auswirkungen von Netzwerkeffekten und Verbrauchererwartungen“ – diskutiert. Im dritten Abschnitt dieses Kapitels wird der Evolutionsverlauf von High-Tech-Märkten anhand von Marktkennzahlen und technologischen Merkmalen betrachtet. Darüber hinaus werden interaktive Beziehungen zwischen verschiedenen Marktbeteiligten und deren Auswirkungen auf die Marktevolution erläutert. Diese Vorabanalyse des Prognosegegenstandes ist für die Neuentwicklung des auf die Zielvorgabe ausgerichteten Prognosemodells in Kapitel 3 erforderlich.

Kapitel 2 befasst sich mit prognosetechnischen Aspekten. Über die in der einschlägigen Literatur als Standard geltende, konventionelle Vorgehensweise hinaus werden die generell verfügbaren Prognosemethoden und -modelle auf ihre konzeptionelle Grundlage und neuere Entwicklungen im Zusammenhang mit technologischen Produkten untersucht. Um einen Überblick über die Fülle von Prognosetechniken zu verschaffen, erfolgt zunächst eine Klassifizierung. Im Anschluss daran werden drei verschiedene Typen von qualitativen Prognosemethoden betrachtet. Der erste Ansatz beruht auf Intentionen potenzieller Kunden, während sich der zweite Ansatz auf Meinungen von Experten stützt. Beim dritten Ansatz geht es um die systematische Nutzung von Daten vergleichbarer Fälle im Rahmen eines quantitativen Modells. Die Untersuchung quantitativer Prognosemodelle umschließt Diffusionsmodelle, Hazard-Raten-Modelle, diskrete Auswahlmodelle, Regressionsmodelle und Multizustand-Flussmodelle. Der zuletzt genannte Ansatz ist auch als ein konzeptionelles Framework zu verstehen, das eine Zusammenführung mehrerer verschiedener Ansätze ermöglicht. Diese umfangreiche Zusammenfassung der Prognosetechniken bildet die zweite Säule beim Aufbau des neuen Modellansatzes im nachfolgenden Kapitel.

Um die bereits angesprochenen Probleme bei der Prognoseerstellung für High-Tech-Produkte zu überwinden, wird in Kapitel 3 ein neues Prognosemodell vorgeschlagen. Dabei werden sowohl fundierte Branchenkenntnisse als auch das umfangreiche prognosetechnische Fachwissen ausgenutzt. Denn die unzureichende Qualität mancher Absatzprognosen ist teilweise darauf zurückzuführen, dass sie sich nur auf eine der beiden Säulen stützt. In der

Praxis sind Branchenkenntnisse in aller Regel vorhanden, dagegen fehlt aber oft das fortgeschrittene prognosetechnische Wissen. In der Wissenschaft ist es typischerweise umgekehrt. Der Aufbau des neuen Modells erfolgt systematisch. Zunächst wird eine Auswahl der im zweiten Kapitel erläuterten Prognosetechniken getroffen, wobei die in der Literatur berichtete und die für den vorliegenden Problembereich zu erwartende Prognosegenauigkeit ausschlaggebend sind. Anschließend werden die erklärenden Variablen auf Basis der Erkenntnisse des ersten Kapitels und nach prognosetechnischen Gesichtspunkten bestimmt. Anhand dieser Vorarbeit wird ein Grundriss des Modells in Form eines Flussdiagramms dargestellt. Schließlich werden die Details der einzelnen Modellkomponenten vom funktionalen Zusammenhang der Modellgleichungen über die Operationalisierung der Variablen bis hin zur Methode der Kalibrierung festgelegt. Mit der Diskussion der Modellerweiterungen schließt dieses Kapitel.

Im letzten Kapitel wird abschließend empirisch gezeigt, dass das aufgestellte Modell auf verschiedene High-Tech-Innovationen anwendbar und den Benchmark-Modellen deutlich überlegen ist. Hierzu werden empirische Daten dreier repräsentativer High-Tech-Innovationen (DVD-Player/-Rekorder, Digitalkamera und CD-Player) herangezogen. Nach einführenden Erläuterungen zur deskriptiven Statistik wird das vorgeschlagene Modell auf die Robustheit der Parameterschätzungen und auf die Beschreibungsqualität untersucht. Schließlich wird das neue Modell mit den in der Literatur diskutierten Benchmark-Modellen hinsichtlich der Anpassungs- und Prognosequalität verglichen. Die Prognosequalität wird sowohl auf Ex-Post-Basis (d.h. die Realisationen der erklärenden Variablen sind bekannt) wie auch auf Ex-Ante-Basis (d.h. die Realisationen der erklärenden Variablen sind unbekannt) für unterschiedliche Zeithorizonte (von ein Jahr bis maximal drei Jahre im Voraus) beurteilt. Die herausragende Leistung des eigenen Prognosemodells wird so demonstriert. Eine eingehende Analyse der Ergebnisse rundet die empirische Studie ab.

Die Arbeit schließt mit einer kurzen Rekapitulation der wesentlichen Erkenntnisse, auf deren Grundlage ein Ausblick auf zukünftige Aktivitäten im Zusammenhang mit der Absatzprognose auf High-Tech-Märkten gegeben wird.

---

# Kapitel 1 Mechanismus von High-Tech-Märkten

Die Studie von High-Tech-Märkten ist im Laufe des letzten Jahrzehnts zu einem wichtigen Forschungsgebiet im Marketing avanciert (vgl. *Pae, Hyun* (2002)). Diese neue Strömung ist eine Reaktion darauf, dass in der Marketingliteratur trotz wachsender Bedeutung der High-Tech-Industrie traditionell größerer Wert auf Low-Tech-Produkte gelegt wird (vgl. *Weiss, Heide* (1993)). Die zahlreichen Veröffentlichungen aus der jüngsten Vergangenheit tragen zur Aufklärung einzelner Aspekte der Hochtechnologiebranche bei. Bislang fehlt aber noch eine ganzheitliche Übersicht über die Funktionsweise dieser Märkte. Um die Lücke zu füllen, wird in diesem Kapitel eine komplexe Zusammenfassung der in der einschlägigen Literatur veröffentlichten Studien gegeben. Nach der Definition von High-Tech-Märkten wird der Fokus zunächst auf das branchenspezifische Käuferverhalten der Verbraucher gelegt. Anschließend werden über die Hersteller-Verbraucher-Beziehung hinausgehende Interaktionen der verschiedenen Marktbeteiligten betrachtet. Das Ergebnis dieses Kapitels wird bei der Modellentwicklung in Kapitel 3 benötigt, da die Spezifizierung eines leistungsstarken Prognosemodells tiefgehende Kenntnisse vom Prognosegegenstand voraussetzt (vgl. *Armstrong* (1985, S. 52 ff.)).

## 1.1 Definition von High-Tech-Märkten

Ein grundsätzliches Problem stellt die genaue und eindeutige Definition dessen dar, was unter High-Tech verstanden werden kann. *Mohr* (2001, S. 5) bemerkt, dass es fast genauso viele Definitionen für High-Tech gibt, wie die Anzahl der Menschen, die darüber schreiben. Viele Autoren, sei es in der wissenschaftlichen Literatur oder in praxisorientierten Wirtschaftsmagazinen, benutzen das Wort „High-Tech“, ohne dabei auf eine genaue Definition einzugehen. Aus dem Kontext heraus lässt sich in den meisten Fällen errahnen, dass „High-Tech“ als Synonym für Informations- und Telekommunikationstechnologie verwendet wird. Andere Autoren beschränken „High-Tech-Märkte“ auf kürzlich entstandene, dynamisch wachsende Märkte. *Wihofszki* (2005a, 2005b) beschreibt es etwa so: *“Die Handybranche wandelt sich von einer Hightech-Industrie zum Massenmarkt.“* Oder bezogen auf den PC-Markt kommentiert er: *“Aus der Hightech-Industrie ist längst ein Massenmarkt geworden.“*

Behörden ordnen die Industrien aufgrund von bestimmten Kriterien wie die Anzahl der technischen Mitarbeiter, die Höhe der Ausgaben für Forschung und Entwicklung (F&E) oder die Anzahl der Patente in einen High-Tech- und Low-Tech-Sektor ein (vgl. *Mohr* (2001, S. 5)). Die *Organisation for Economic Cooperation and Development (OECD)* definiert beispielsweise die High-Tech-Branchen des verarbeitenden Gewerbes nach der direkten F&E-

Intensität. Die F&E-Intensität einer Branche ist das Verhältnis ihrer F&E-Ausgaben zum Bruttoinlandprodukt oder zu ihrer Wertschöpfung. Sie wird als Prozentsatz ausgedrückt. Je höher sie ist, desto eher kann eine Branche als High-Tech-Branche eingestuft werden. Die *OECD* ermittelt ferner den Technologiegehalt der von einer Branche beschafften Grundstoffe wie auch der Produktions- und Investitionsgüter und errechnet daraus die indirekte F&E-Intensität. Dieses Kriterium ist auch auf den Dienstleistungssektor anwendbar, der eher Technologienutzer als Technologieproduzent ist. Das *europäische statistische Amt (Eurostat)* stuft gemäß der OECD-Definition folgende Branchen als besonders technologieintensiv ein (vgl. *Eurostat (1999)*)<sup>2</sup>:

- Herstellung von Büromaschinen, Datenverarbeitungsgeräten und -einrichtungen (NACE 30)
- Rundfunk-, Fernseh- und Nachrichtentechnik (NACE 32)

In Übereinstimmung mit der durch *Eurostat* vorgenommenen Einordnung werden in der vorliegenden Arbeit die drei klassischen High-Tech-Branchen Informationstechnologie (IT), Telekommunikation und Unterhaltungstechnik behandelt, wobei der Schwerpunkt auf Konsumelektronikprodukte (= an private Verbraucher gerichtete Produkte aus IT, Telekommunikation und Unterhaltungselektronik) gelegt wird.<sup>3</sup>

Während die Behörden bei der Definition „High-Tech“ primär das Ziel verfolgen, Industrien nach dem Grad der Technologieintensität zu klassifizieren und sie in High-Tech- und Low-Tech-Industrien einzuteilen, beschäftigen sich Marketingwissenschaftler vielmehr damit, die gemeinsamen Charakteristika der High-Tech-Märkte herauszufinden. *John, Weiss, Dutta (1999)* definieren technologieintensive Märkte nach der Intensität des wissenschaftlichen und technischen Know-how und leiten aus dieser Definition folgende Merkmale dieser Märkte ab:

- Unit-One-Kostenstruktur: Die Intensität des Know-hows führt zu hohen F&E-Ausgaben und zur „Unit-One“-Kostenstruktur. Die Kosten für die Produktion der allerersten Einheit fallen im Vergleich zu den Kosten für die Reproduktion nachfolgender Einheiten sehr hoch aus. Diese Kostenstruktur hat zur Folge, dass viele High-Tech-Produkte zunächst zu sehr hohen Preisen verkauft werden (vgl. Unterabschnitt 1.2.3).
- Tauschbarkeitsprobleme: Repräsentiert das technologische Know-how einen Großteil des Wertes eines Produktes, so fällt es potenziellen Käufern schwer, anhand von einer Vielzahl von technischen Produktattributen den ihnen zustehenden Nutzen des

---

<sup>2</sup> NACE (Nomenclature générale des Activités économiques dans les Communautés Européennes) ist der Industrieklassifizierungscode der Europäischen Union.

<sup>3</sup> Der Kaufentscheidungsprozess auf Industriekundenmärkten ist strukturierter und transparenter, so dass auch herkömmliche Prognosetechniken wie die Kaufabsichtsanalyse oder Expertenschätzungen ohne Weiteres zur Prognose herangezogen werden können.

Produkts einzuschätzen und zu beurteilen, ob der dafür zu zahlende Preis angemessen ist. Sie versuchen zur Kompensation des Mangels an eigenen Erfahrungen und Kenntnissen Informationen von denjenigen zu beschaffen, die bereits mit der Innovation erste Erfahrungen gemacht haben (vgl. Unterabschnitt 1.2.3).

- Modularität: Die Intensität des Know-hows führt nach der Auffassung von *John, Weiss, Dutta* (1999) zur Modularität. High-Tech-Produkte werden in aller Regel nicht als monolithische „Stand-Alone“-Geräte, sondern vielmehr auf modulare Weise verkauft, so dass sie in Verbindung mit anderen komplementären Produkten/Services in einem individuenpezifischen System genutzt werden können. Das beste Beispiel für die Modularität liefert der Personalcomputer (PC). Komplementäre Produkte umfassen von der Peripherie (z.B. Bildschirm, Drucker, Scanner) über Zubehör (z.B. Tastatur, Maus, Lautsprecher) bis hin zur Software (Betriebssystem und Anwendungsprogramme) und zum Internetzugang unterschiedlichste Objekte (vgl. Unterabschnitt 1.2.4).
- Kompatibilität: Mit dem Ausbreiten des Know-hows entstehen Netzwerke, in denen Anbieter und/oder Nutzer durch das kompatible Know-how miteinander verbunden sind. Innerhalb eines Netzwerks herrscht ein gemeinsamer Standard (→ Kompatibilität), so dass Subsysteme ohne spezielle Modifikationen zusammen genutzt werden können. Auf High-Tech-Märkten wird nicht selten beobachtet, dass innerhalb einer Produktkategorie mehrere miteinander inkompatible (oder nicht vollständig kompatible) Netzwerke existieren (z.B. IBM-kompatibel vs. Apple/Macintosh in der PC-Kategorie). Der Wechsel von einem Netzwerk zu einem anderen ist in der Regel mit Umschaltungskosten verbunden, da das nötige Know-how zur Produktnutzung neu erlernt und komplementäre Produkte erneut angeschafft werden müssen (vgl. Unterabschnitt 1.3.1).
- Netzwerkeffekte: Das Ausbreiten des Know-hows bringt nicht nur für Hersteller, sondern auch für Nutzer zunehmende Skalenerträge mit sich. Dieses unter der Bezeichnung Netzwerkeffekte bekannte Phänomen bezieht sich auf die Situation, in der der Nutzen des Produktes mit zunehmender Anzahl der Nutzer steigt. Ein klassisches Beispiel hierfür ist der Telefonapparat. Positive externe Erträge können auch im Zusammenhang mit komplementären Produkten eintreten (vgl. Unterabschnitt 1.2.4).
- Erwartungen und Ungewissheit in Hinsicht auf technologische Verbesserungen: Das Know-how regeneriert sich selbst. Diese evolutionäre Eigenschaft des Know-hows führt dazu, dass die Qualität der Innovation ständig verbessert wird. Neue Produktmodelle lassen frühere Versionen schnell obsolet erscheinen, obgleich sie noch funktionsfähig sind. Ersatzkäufe werden daher auf High-Tech-Märkten

typischerweise nicht durch defekt gewordene Geräte, sondern durch den Wunsch nach einer technologisch verbesserten Version veranlasst.<sup>4</sup> Verbraucher nehmen dynamische Änderungen in Produktqualität und -preis wahr und antizipieren zukünftige Marktentwicklungen (vgl. Unterabschnitt 1.2.5).

*Mohr* (2001, S. 7 ff.) definiert High-Tech-Märkte als solche Märkte, die sich durch die Markt-, Technologie- und Wettbewerbsungewissheit charakterisieren lassen, wobei sie die bereits erläuterten High-Tech-Merkmale von *John, Weiss, Dutta* (1999) als ergänzende Charakteristika anerkennt.<sup>5</sup>

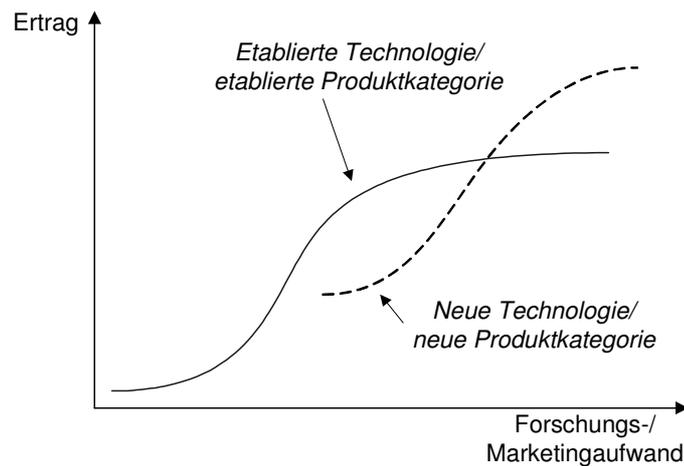
- Marktungewissheit: resultiert primär daraus, dass potenzielle Kunden nicht in der Lage sind, eigene Bedürfnisse in Bezug auf eine Innovation zu artikulieren. Da sie bis dato ohne die Innovation ausgekommen sind, können sie sich ihren potenziellen Nutzen nur schwer vorstellen, was die Schätzung des Marktpotentials anhand von konventionellen Kundenbefragungsmethoden ineffizient macht. Ebenso schwierig ist die Einschätzung, wie schnell die potenziellen Kunden die Vorzüge der Innovation erkennen und sie adoptieren werden.
- Technologieungewissheit: bezieht sich unter anderem auf technologische Weiterentwicklungen: Wie schnell lassen sich die Produktionskosten durch verbesserte Herstellungsverfahren senken? Welche Technologie wird sich zum Industriestandard durchsetzen? Wie lange wird die Technologie aktuell bleiben, bevor sie durch eine neuere (und bessere) Technologie ersetzt wird?
- Wettbewerbsungewissheit: ergibt sich aus schnellen Veränderungen in der Wettbewerbslandschaft. Markteintritte und -austritte geschehen auf High-Tech-Märkten andauernd, wobei sich häufig neue Wettbewerber von außerhalb der klassischen Industriegrenze hereindrängen (z.B. verschaffte sich der PC-Hersteller Apple mit dem MP3-Player iPod den Marktzutritt im Bereich portabler Musikspieler. Digitalkameras werden heute sowohl von den traditionellen Kameraherstellern als auch von Unterhaltungselektronikkonzernen und IT-Firmen angeboten.).

*Moore* (1999, S. 11) weist darauf hin, dass an High-Tech-Märkten diskontinuierliche Innovationen beinahe routinemäßig eingeführt werden, während sie in konventionellen Industrien nur gelegentlich vorkommen. Die Diskontinuität einer Innovation wird durch die in Abbildung 1.1 gezeichneten beiden S-Kurven veranschaulicht.

---

<sup>4</sup> In einer im Jahre 2000 durch den Branchenverband *Gesellschaft für Unterhaltungs- und Kommunikationselektronik* in Auftrag gegebenen Umfrage nannten nur 14% der Ersatzkäufer eines PCs defekte bzw. fehlerhafte Geräte, 86% aber den gestiegenen Qualitätsanspruch als Kaufgrund.

<sup>5</sup> Die von *Mohr* (2001, S. 7 ff.) genannten high-tech-spezifischen Charakteristika überlappen sich teilweise mit den von *John, Weiss, Dutta* (1999) identifizierten Merkmalen von technologieintensiven Märkten.



**Abbildung 1.1:** Technologie/Marketing-S-Kurve (in Anlehnung an *Utterback* (1994) und *Garcia, Calantone* (2002))

Kontinuierliche Innovationen resultieren aus der iterativen Natur des Innovationsprozesses und bemühen sich um inkrementale Produktverbesserungen auf Basis einer existierenden Technologie in einer existierenden Produktkategorie, bis die technologische und/oder nachfragebedingte Grenze erreicht wird. Kontinuierliche Innovationen lassen sich wiederum in Produkt- und Prozessinnovationen unterscheiden. Produktinnovationen zielen auf Qualitätsverbesserungen ab, während Prozessinnovationen zu effizienteren Herstellungsverfahren und damit zu Senkungen der Herstellungskosten führen. Eine diskontinuierliche Innovation, die durch den Beginn einer neuen S-Kurve in Abbildung 1.1 gekennzeichnet wird, wirft zunächst wegen der Anlaufschwierigkeiten (mangelndes Know-how und intensive Investitionen) weniger Ertrag als die existierende Alternative ab, hat jedoch langfristig ein größeres Potential.

Die Diskontinuität kann sich auf zwei Dimensionen beziehen (vgl. *Garcia, Calantone* (2002)): (1) Für wen ist die Innovation diskontinuierlich? Für die gesamte Industrie oder nur für eine bestimmte Firma? (2) Was ist diskontinuierlich? Die Technologie oder der Markt? Wie aus Tabelle 1.1 ersichtlich wird, kann eine auf der Industrieebene kontinuierliche Innovation für eine Firma diskontinuierlich sein, wenn es sich dabei um den Eintritt in einen für sie neuen Markt oder um die Nutzung einer für sie neuen Technologie handelt.

**Tabelle 1.1:** Klassifizierung von Innovationen nach der Diskontinuität (in Anlehnung an *Garcia, Calantone (2002)*)

Diskontinuität		Industrieebene		Firmenebene	
		Technologie	Markt	Technologie	Markt
Diskontinuierliche Innovationen	Radikale Innovationen	Ja	Ja	Ja	Ja
	Wirklich neue Marktinnovationen	Nein	Ja	Ja	Ja
				Nein	Ja
Wirklich neue Technologieinnovationen	Ja	Nein	Ja	Ja	
Kontinuierliche Innovationen	Inkrementale Innovationen	Nein	Nein	Ja	Ja
		Nein	Nein	Nein	Ja
		Nein	Nein	Ja	Nein

Ist eine Innovation auf der Industrieebene sowohl hinsichtlich der Technologie wie auch hinsichtlich des Marktes diskontinuierlich, so handelt es sich um eine radikale Innovation. Diese basiert auf einer neuartigen Technologie, die eine neue Infrastruktur erfordert und dafür bestimmt ist, eine bislang von Verbrauchern unerkannte Nachfrage zu befriedigen (vgl. *Garcia, Calantone (2002)*). Da eine radikale Innovation einen neuen Markt schafft, steht sie mit anderen existierenden Produktkategorien nicht in direkter Konkurrenz. Repräsentative Beispiele für solche Innovationen sind das Schwarz/Weiß-Fernsehen, das Telefon und das Internet. Wenn eine Innovation auf Industrieebene nur hinsichtlich des Marktes diskontinuierlich ist, so liegt eine „wirklich neue“ Marktinnovation vor. Dieser Innovationstyp beinhaltet zwar keine wirklich neue Technologie, zielt aber auf eine bis dato unerkannte Nachfrage und lässt eine neue Produktkategorie entstehen (vgl. *Garcia, Calantone (2002)*). Der Unterhaltungselektronikkonzern Sony hat zum Beispiel in den achtziger Jahren mit einem Walkman erstmalig den Markt für portable Musikabspielgeräte geschaffen. Wenn sich die Diskontinuität einer Innovation hingegen nur auf die Technologie bezieht, kann von einer „wirklich neuen“ Technologieinnovation gesprochen werden, wobei es sich um eine technologische Substitution handelt (vgl. *Garcia, Calantone (2002)*). Dieser Innovationstyp wird zwar in einem bereits existierenden Markt (z.B. portable Musikabspielgeräte) eingeführt, basiert aber auf einer neuartigen Technologie (z.B. MP3-Player), die in aller Regel eine neue Infrastruktur (z.B. MP3-Musikdateien) benötigt.

Das Prognosemodell, das in Kapitel 3 entwickelt wird, zielt auf Absatzprognosen für diskontinuierliche Innovationen ab, d.h. Absatzprognosen werden auf der Ebene der Produktkategorie erstellt<sup>6</sup>. Das besondere Augenmerk richtet sich dabei auf wirklich neue Technologieinnovationen, da diese Form der Innovation auf High-Tech-Märkten überproportional vertreten ist. Radikale Innovationen kommen hingegen selbst in den High-Tech-Branchen nicht so häufig vor. Wirklich neue Marktinnovationen erfordern in der Regel keine spezielle Infrastruktur und weisen keine großen Unterschiede zur konventionellen Produktlinienerweiterung auf, so dass zur Absatzprognose auch klassische Prognosemethoden

<sup>6</sup> Im Folgenden ist mit „Innovation“, wenn nicht anders vermerkt, die „diskontinuierliche Innovation“ gemeint.

herangezogen werden können. Auswirkungen kontinuierlicher Innovationen (d.h. Qualitätsverbesserungen und Preissenkungen) werden bei der Prognoseerstellung als beeinflussende Faktoren für den Produktkategorieabsatz berücksichtigt.

## 1.2 Käuferverhalten auf High-Tech-Märkten

### 1.2.1 Innovationsentscheidungsprozess

Um das Käuferverhalten auf High-Tech-Märkten zu verstehen, dient als erster Schritt die Auseinandersetzung mit dem im Innern des Individuums ablaufenden Kaufentscheidungsprozess. Der Innovationsentscheidungsprozess ist der Prozess, den ein Individuum vom Zeitpunkt der ersten Kenntnisnahme der Innovation über mehrere Akzeptanzstufen bis zur endgültigen Adoption durchläuft (vgl. *Rogers* (1983, S. 163)). Die Adoptionsphasen werden von *Rogers* (1983, S. 164 ff.) wie folgt klassifiziert<sup>7</sup>:

1. Kenntnisnahme
2. Interesse
3. Einstellungsbildung
4. Ausprobieren
5. Adoption

Ein Verbraucher erfährt zumeist per Zufall, sei es durch Werbung, Massenmedien oder in einem Gespräch mit Bekannten, über die Innovation. Diese eher passive Kenntnisnahme kann sich mit der Zeit in aktives Interesse umwandeln. Wachsendes Interesse führt zur gezielten Suche nach weiterführenden Informationen, um Pro und Kontra der Innovation zu analysieren. Im Gegensatz zu häufig gekauften Produkten sind langlebige Gebrauchsgüter oft zu teuer, diese zunächst für Testzwecke zu kaufen. Stattdessen werden diejenigen kontaktiert, die bereits die Innovation ausprobiert haben, um sich u.a. über so genannte Erfahrungsattribute (Zuverlässigkeit, Benutzerfreundlichkeit etc.) zu informieren (vgl. *Kalish* (1985)). Derartiges Verhalten wird von *Rogers* (1983, S. 172) „trial by others“ genannt. Wird der Verbraucher von den Vorzügen der Innovation überzeugt, so denkt er über den Kauf ernsthaft nach. In aller Regel wird jedoch nicht sofort gekauft, da er die Anschaffung aufgrund eines beschränkten Budgets mit dem Kauf sonstiger Gegenstände koordinieren muss. Eventuell wartet er auf einen „richtigen“ Kaufzeitpunkt und spekuliert darauf, dass die Innovation qualitativ besser und preisgünstiger wird (auf diesen Aspekt wird in Unterabschnitt 1.2.5 noch genauer eingegangen).

---

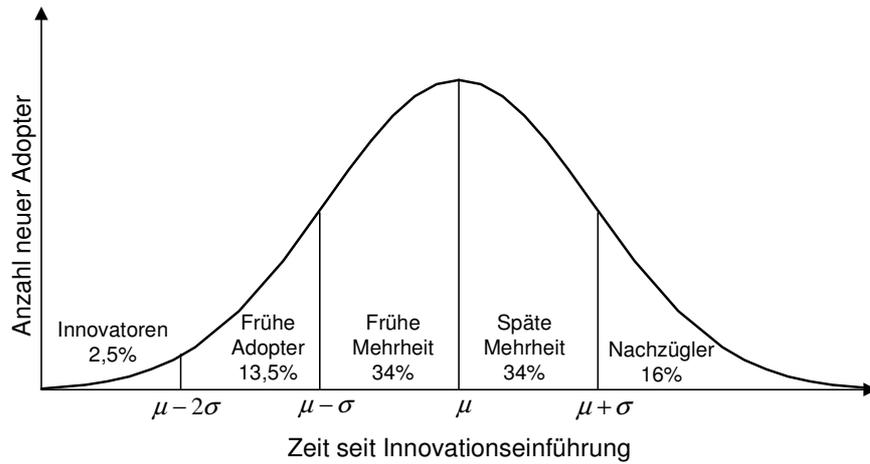
<sup>7</sup> *Gatignon, Robertson* (1985) bemerken, dass die von *Rogers* vorgeschlagenen Adoptionsstufen nur für High-Involvement-Innovationen geeignet sind. Für Low-Involvement-Innovationen besteht nach ihrer Auffassung der Adoptionsprozess aus (1) Kenntnisnahme, (2) Ausprobieren, (3) Einstellungsbildung und (4) Adoption.

*Gatignon, Robertson* (1985) weisen darauf hin, dass das Konzept der Adoption oft eindimensional interpretiert wird (d.h. Adoption oder keine Adoption) und schlagen vor, stattdessen die Adoption in der Breite und in der Tiefe zu betrachten. Unter „Breite“ verstehen sie die Anzahl der Geräte, die in einer Organisation (bzw. in einem Haushalt) genutzt werden. Die „Tiefe“ bezieht sich auf die Intensität der Nutzung und kann z.B. durch die Ersatz-/ Upgradehäufigkeit oder durch die Kaufhäufigkeit von komplementären Produkten ausgedrückt werden. Ein weiterer übersehener Aspekt ist, dass diejenigen, die die Innovation einmal adoptiert haben, mit ihrer Nutzung wieder aufhören (→ Disadoption). Grundsätzlich gibt es hierfür zwei verschiedene Gründe: (1) Rückkehr zur vorherigen Praxis wegen der Unzufriedenheit mit der Innovation. Unter den Käufern von Personal Digital Assistant (PDA) soll es nicht wenige geben, die von der aufwendigen Handhabung des digitalen Kalenders enttäuscht wurden und zu ihrem konventionellen Kalender zurückkehrten. (2) Umstieg zu einer anderen, besseren Innovation (z.B. Umstieg vom Videorekorder auf den DVD-Rekorder).

## 1.2.2 Verbraucherheterogenität

Innovationen werden nicht von allen Verbrauchern zeitgleich adoptiert. Verbraucher unterscheiden sich in ihrem Adoptionszeitpunkt. *Rogers* (1983, S. 224) geht von der Annahme aus, dass Individuen in einer Population hinsichtlich ihres Adoptionszeitpunktes normalverteilt sind. Dabei stützt er seine Annahme auf zahlreichen empirischen Studien über die Innovationsdiffusion, genauso wie auf der allgemeinen Erkenntnis, dass menschliche Charaktereigenschaften (Körpergewicht, Intelligenzquotient etc.) in der Regel normalverteilt sind. Er teilt Individuen aufgrund ihres Adoptionszeitpunktes in fünf Kategorien ein, wobei die mathematischen Eigenschaften der Normalverteilung (Mittelwert  $\mu$  und Standardabweichung  $\sigma$ ) zugute kommen (vgl. Abbildung 1.2). „Innovatoren“ sind die ersten 2,5% der Individuen, die die Innovation adoptieren und sich unterhalb von  $\mu - 2\sigma$  befinden. Die nächsten 13,5% werden „frühe Adopter“ genannt und werden durch das Intervall  $[\mu - 2\sigma, \mu - \sigma]$  definiert. Die nächste Gruppe im Bereich zwischen  $\mu - \sigma$  und  $\mu$  wird als „frühe Mehrheit“ bezeichnet und macht 34% der Individuen aus. Zwischen  $\mu$  und  $\mu + \sigma$  befinden sich 34% der Individuen, die als „späte Mehrheit“ zusammengefasst werden. Die letzten 16% sind „Nachzügler“.

*Moore* (1999, S. 12 ff.) übernimmt das Segmentierungskonzept von *Rogers* speziell im Kontext von High-Tech-Innovationen und tauft dies „Technologieadoptionslebenszyklus“. Eine stichwortartige Zusammenfassung der von *Moore* (1999, S. 12 ff.) beschriebenen, idealtypischen Charakteristika der Adopterkategorien wird in Tabelle 1.2 wiedergegeben.



**Abbildung 1.2:** Einteilung von Individuen aufgrund des Adoptionszeitpunktes (in Anlehnung an Rogers (1983, S. 247))

**Tabelle 1.2:** Idealtypische Charakteristika der Adopterkategorien nach Moore (1999, S. 11 ff.)

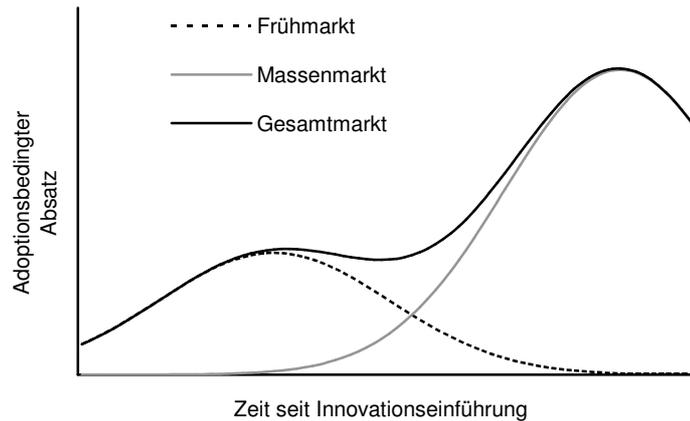
Adopter kategorien	Idealtypische Charakteristika
Innovatoren	<ul style="list-style-type: none"> <li>- sind Technologieenthusiasten,</li> <li>- haben Spaß an der Technologie,</li> <li>- sind ständig auf der Suche nach technologischen Neuheiten und</li> <li>- kaufen eine Innovation, um die darin enthaltene, neue Technologie auszuprobieren.</li> </ul>
Frühe Adopter	<ul style="list-style-type: none"> <li>- sind Visionäre,</li> <li>- haben die Gabe, das Potential einer neuen Technologie frühzeitig zu erkennen,</li> <li>- sind risikofreudig und bereit für radikale Veränderungen und</li> <li>- kaufen eine Innovation, um die neue Lösung als einer der ersten in die Praxis umzusetzen.</li> </ul>
Frühe Mehrheit	<ul style="list-style-type: none"> <li>- ist Pragmatiker,</li> <li>- kommt mit der Technologie zurecht,</li> <li>- möchte keine radikale, sondern nur evolutionäre Veränderungen und</li> <li>- kauft eine Innovation, wenn eine messbare Steigerung der Effizienz durch die anderen Verbraucher bereits nachgewiesen ist.</li> </ul>
Späte Mehrheit	<ul style="list-style-type: none"> <li>- ist der Konservative,</li> <li>- hat Schwierigkeiten im Umgang mit der Technologie,</li> <li>- ist gegenüber Veränderungen negativ eingestellt und</li> <li>- kauft eine Innovation nur aus dem Grunde, um nicht zurückgelassen zu werden.</li> </ul>
Nachzügler	<ul style="list-style-type: none"> <li>- sind Skeptiker,</li> <li>- möchten mit der Technologie nichts zu tun haben,</li> <li>- wollen den Status quo aufrechterhalten und</li> <li>- kaufen eine Innovation nur, wenn es keine Alternativen mehr gibt.</li> </ul>

Venkatesh, Brown (2001) führen eine Befragung unter privaten Haushalten in den USA durch, um die Determinante der Adoption bzw. Nicht-Adoption des Personal Computers (PC) zu ermitteln. Diejenigen Verbraucher, die zum Zeitpunkt der Studie (März/April 1997) bereits einen PC besaßen ( $\approx$  Innovatoren, frühe Adopter und ein Teil der frühen Mehrheit), nannten als Hauptgründe für ihre PC-Adoption hedonistische Ziele (Spaß) und soziale Ziele (Statussymbol), während diejenigen, die zum Zeitpunkt der Studie noch keinen PC besaßen, jedoch einen baldigen Kauf beabsichtigten ( $\approx$  der Rest der frühen Mehrheit), als primäre Beweggründe utilitäre Ziele und sozialen Druck anführten. Diejenigen Verbraucher, die noch keinen PC besaßen und keinen Kauf beabsichtigten ( $\approx$  Späte Mehrheit und Nachzügler), gaben als Gründe für die Nicht-Adoption schnelle technologische Änderungen und mangelnden Nutzen an. Diese empirischen Ergebnisse bestätigen auf gewisse Weise den von Moore (1999, S. 12 ff.) beschriebenen Idealtypus der Adopterkategorien.

Moore (1999, S. 16 ff.), der über langjährige praktische Erfahrungen als Marketingberater in High-Tech-Branchen verfügt, weist auf eine Kluft zwischen dem aus „Innovatoren“ und „frühe Adopter“ bestehenden Frühmarkt und dem aus „frühe Mehrheit“, „späte Mehrheit“ und „Nachzügler“ zusammengesetzten Massenmarkt hin. Nach seiner Ansicht scheitern manche High-Tech-Produkte daran, diese Kluft zu überqueren und den Massenmarkt zu erschließen. Moore (1999, S. 16 ff.) macht für die Entstehung der Kluft u.a. mangelnde Kommunikation zwischen den beiden Marktsegmenten und ihre vom Grund auf unterschiedliche Präferenz verantwortlich. Goldenberg, Libai, Muller (2002) gehen der These von Moore (1999, S. 16 ff.) wissenschaftlich nach und stellen fest, dass beinahe die Hälfte der von ihnen untersuchten Innovationen im Bereich Konsumelektronik tatsächlich einen sattelförmigen Diffusionsverlauf aufweisen. Mit Hilfe der Cellular-Automata-Simulation<sup>8</sup> wird demonstriert, dass eine sattelförmige Absatzkurve entstehen kann, wenn die Intensität der Kommunikation zwischen den Verbrauchern des Frühmarktes und denen des Massenmarktes niedrig ist. Diese Sichtweise führt auf den in Abbildung 1.3 wiedergegebenen Dualmarkt-Ansatz. Auch Song, Chintagunta (2003) befassen sich mit dem Dualmarkt-Phänomen, wobei sie sich nicht auf kommunikationsbezogene Aspekte, sondern auf Präferenzunterschiede der beiden Marktsegmente fokussieren. Mit Hilfe eines Logit-Modells wird gezeigt, dass eine Sattelform in der Diffusionskurve vorkommt, wenn die beiden Marktgruppen gravierende Unterschiede hinsichtlich des Grundnutzens und der Preissensibilität aufweisen.

---

<sup>8</sup> Cellular Automata wird von Goldenberg, Libai, Muller (2001a) wie folgt erklärt: „Basically, Cellular Automata models are simulations of global consequences, based on local interactions between individual members of a population. These individual members may represent plants and animals in ecosystems, vehicles in traffic, people in crowds, or autonomous units in a physical system. The models typically consist of an environment or framework in which the interactions occur between various types of individuals that are defined in terms of their behaviors (procedural rules) and typical parameters. The solution of such models consists of tracking the characteristics of each individual through time. This stands in contrast to modeling techniques, where the characteristics of the population are averaged together and the model attempts to simulate changes in these averaged characteristics for the entire population being studied.“



**Abbildung 1.3:** Dualmarktansatz und sattelförmige Absatzkurve (in Anlehnung an Goldenberg, Libai, Muller (2002))

Nach der empirischen Innovationsforschung ist die Innovativität generell mit dem Einkommen und der Bildung positiv korreliert. d.h. Verbraucher mit höherem Einkommen und höherer Bildung neigen dazu, eine Innovation relativ früh zu adoptieren. In Bezug auf die Korrelation zwischen der Innovativität und dem Alter soll es hingegen keine konsistenten Ergebnisse geben (vgl. Rogers (1983, S. 251 ff.)). Empirische Studien von Erdem, Keane, Strebel (2003) und Prince (2004) auf dem PC-Markt sowie die von Karaca-Mandic (2004) auf dem DVD-Player-Markt zeigen, dass das Einkommen und die Bildung auch auf High-Tech-Märkten positive Effekte auf die Adoption ausüben. Das Alter ist auf diesen Märkten mit der Adoptionsneigung signifikant negativ korreliert. Karaca-Mandic (2004) findet zudem heraus, dass Verbraucher, die bereits andere High-Tech-Produkte (Camcorder, PC, Digitalkamera, Digitalfernseher) besitzen, auch beim DVD-Player eine größere Adoptionswahrscheinlichkeit haben. Dies deutet auf eine Spaltung in technologieverliebte und technologiefeindliche Verbraucher hin. Die Ersteren kaufen alle möglichen High-Tech-Produkte, während die Letzteren grundsätzlich gar keine anschaffen.

Individuelle Unterschiede werden auch bei (ungezwungenen) Ersatzkäufen beobachtet. Die Studie von Kim, Srinivasan (2003) zeigt: Je früher ein Verbraucher eine Innovation (Palm-PDA) adoptiert hat, desto kürzer ist sein Ersatzintervall. Dies bedeutet implizit, dass jüngere Verbraucher mit höherem Einkommen nicht nur dazu neigen, High-Tech-Produkte relativ früh zu adoptieren, sondern auch in relativ kurzen Zeitabständen Upgradekäufe zu tätigen. Die individuelle Ersatzwahrscheinlichkeit wird zudem durch den Zustand des zuletzt gekauften Gerätes maßgeblich beeinflusst. Nach Kim, Srinivasan (2003) ist die Ersatzneigung auf dem PDA-Markt mit der Qualitätsdifferenz der derzeit genutzten zu der aktuell verfügbaren Version positiv korreliert. Kim, Han, Srivastava (2002) finden heraus, dass das Produktalter des gegenwärtig eingesetzten Gerätes die Ersatzwahrscheinlichkeit signifikant beeinflusst, selbst wenn die Qualitätsdifferenz berücksichtigt wird. Prince (2004) stellt einen

interessanten Aspekt fest, dass die PC-Kaufwahrscheinlichkeit für PC-Besitzer (= potenzielle Ersatzkäufer) höher als für Nicht-Besitzer (= potenzielle Adoptionskäufer) ist. Der Grund hierfür ist nach seiner Auffassung die beim ersten PC-Kauf anfallenden „Setup-Kosten“ (d.h. Lernaufwand und Anschaffung komplementärer Produkte).

### 1.2.3 Soziale Ansteckung vs. Demokratisierung

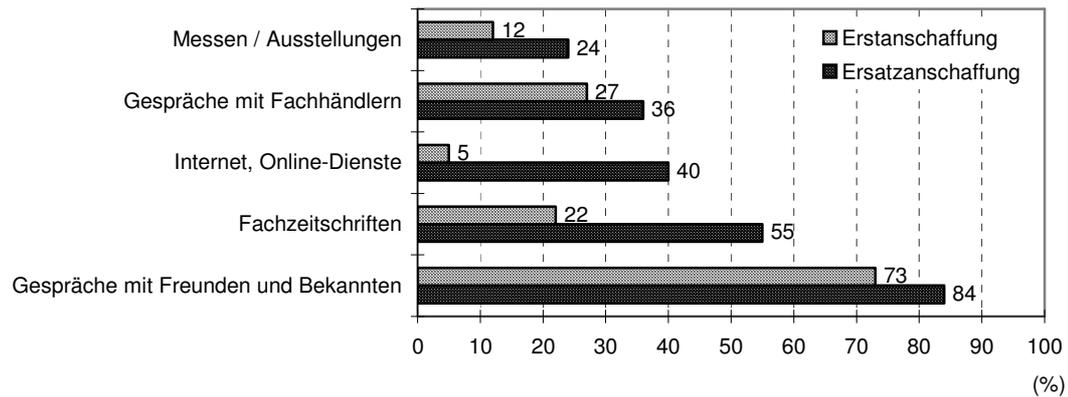
*Bass* (1969) übernimmt die Theorie der Innovationsdiffusion von *Rogers* (1962) zur Erklärung des Marktwachstums für neue, langlebige Konsumgüter („Consumer Durables“). Dabei geht er von der Annahme aus, dass eine Innovation zunächst von einigen wenigen Individuen adoptiert wird, die wiederum durch die bloße Nutzung oder durch aktive Mundpropaganda auch andere Individuen anregen, die Innovation ebenfalls zu adoptieren. Dieser Innovationsdiffusionsprozess ist analog zum Epidemieprozess anzusehen, wobei diejenigen Individuen, die bereits mit der Innovation „infiziert“ sind, durch direkte oder indirekte Kontakte auch die anderen anstecken. Der Ansteckungsmechanismus bezieht sich dabei auf zwei Dimensionen (vgl. *Goldenberg, Libai, Muller* (2003), *van den Bulte, Stremersch* (2003)): Zum einen handelt es sich um reines Imitationsverhalten, das zum Beispiel auch bei Modeartikeln beobachtet wird. Zum anderen geht es um die Verbreitung von Informationen, die der Aufklärung und der Reduzierung der Ungewissheit dienen. Produktinformationen sind zwar auch in Massenmedien (einschließlich Werbung) erhältlich, Verbraucher legen aber trotzdem großen Wert auf subjektive Meinungen der Bekannten, die bereits mit der Innovation persönliche Erfahrungen gemacht haben (vgl. *Rogers* (1983, S. 170)). *Erdem, Keane, Strebel* (2003) führen eine Untersuchung des Informationssuchverhaltens unter privaten PC-Käufern durch und finden heraus, dass die Mundpropaganda von ihnen als kostengünstigste Informationsquelle empfunden und am häufigsten in Anspruch genommen wird.

In jüngster Vergangenheit werden mit Hilfe des Simulationswerkzeugs „Cellular Automata“ Auswirkungen der Mundpropagandaaktivität auf die Innovationsdiffusion untersucht (vgl. *Goldenberg, Libai, Muller* (2001a)). *Goldenberg, Libai, Muller* (2002) versuchen, wie bereits im vorigen Abschnitt erwähnt, auf diese Weise herauszufinden, unter welchen Umständen eine sattelförmige Diffusionskurve zustande kommt. Dabei werden verschiedene Konstellationen hinsichtlich der Intensität der Mundpropagandakommunikation innerhalb der Gruppe der Individuen des Frühmarktes, innerhalb derer des Massenmarktes sowie zwischen den beiden Marktsegmenten simuliert. *Goldenberg, Libai, Muller* (2001b) befassen sich ihrerseits mit der Theorie der „Stärke der schwachen Bande“ und untersuchen Mundpropagandaeffekte innerhalb des engen Freundeskreises („starke Bande“) und die innerhalb des erweiterten Bekanntenkreises („schwache Bande“). Die Ergebnisse der Cellular-Automata-Simulation zeigen, dass Mundpropagandaeffekte innerhalb der schwachen Bande mindestens genauso starke Auswirkungen haben, wie die innerhalb der starken Bande.

Ist die Größe des persönlichen Netzwerks relativ klein, so kommt die Stärke der schwachen Bande umso mehr zutage.

Die Ergebnisse von *Goldenberg, Libai, Muller* (2001b) haben interessante Implikationen für die moderne Gesellschaft, in der die Menschen keine große Familienbande mehr haben, jedoch zahlreiche (anonyme) Kontakte via Internet leicht verschaffen können. Das Internet ermöglicht potenziellen Anwendern einer Innovation über ihren eigenen Bekanntenkreis hinaus schnelle und unkomplizierte Kontaktaufnahme mit den Innovationsnutzern (vgl. *Goldenberg, Libai, Muller* (2001b)). Beispielsweise gibt es Nutzerforen, auf denen die interessierten Verbraucher (sowohl aktuelle wie auch potenzielle Nutzer) Informationen austauschen und miteinander diskutieren können. Es gibt auch Webdienste, auf denen die Nutzer ihre persönlichen Produkturteile schreiben können. *Rangaswamy, Gupta* (2000) weisen darauf hin, dass die Mundpropaganda im Internet, die auch „word of mouse“ genannt wird, zur Beschleunigung der Diffusionsgeschwindigkeit bei erfolgreichen Innovationen und zum schnelleren Scheitern bei erfolglosen Innovationen führen kann.

Über Effekte der Mundpropaganda bei Ersatzkäufen ist bislang wenig bekannt. *Ratchford, Balasubramanian, Kamakura* (2000) sind der Auffassung, dass die Mundpropaganda Ersatzentscheidungen kaum beeinflusst, da ersatzwillige Produktbesitzer bereits persönliche Erfahrungen mit der Innovation gesammelt haben. Dies mag für konventionelle Gebrauchsgüter zutreffen. Auf High-Tech-Märkten können sich allerdings Produkteigenschaften in der Zwischenzeit so sehr verändern, dass selbst Ersatzkäufer nur bedingt auf ihre bisherigen Erfahrungen zurückgreifen können (vgl. *Weiss, Heide* (1993)). Wie aus Abbildung 1.4 ersichtlich wird, informieren sich 84% der Verbraucher beim Ersatzkauf von PCs bei Gesprächen mit Bekannten und Freunden. Auch die empirische Studie von *Kim, Srinivasan* (2003) auf dem PDA-Markt bekräftigt die wichtige Bedeutung der Mundpropaganda bei Ersatzentscheidungen. Verbraucher, die in ihrem Bekanntenkreis mehr PDA-Nutzer haben, sollen zu schnelleren Ersatzkäufen neigen. Die Autoren erklären diese Ergebnisse wie folgt: Je mehr eine Person PDA-Nutzer in seiner Umgebung hat, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass diese mit der aktuellen Produktversion konfrontiert und zu schnelleren Upgradekäufen angeregt wird.



**Abbildung 1.4:** Informationsquellen beim Computerkauf (Quelle: *FOCUS Medialine* (2000))

Indessen gibt es in der Literatur zunehmend skeptische Meinungen über die dominante Rolle der interpersonalen Effekte bei der Adoption neuer langlebiger Konsumgüter. *Sheth, Sisodia* (1999) werfen im Artikel mit dem Titel „*Revising Marketing’s Lawlike Generalizations*“ die Frage auf, ob die Ausbreitung von Innovationen aus dem Konsumelektronikbereich tatsächlich durch einen epidemieartigen Ansteckungsprozess zu erklären ist, oder ob der zugrunde liegende Prozess in Wahrheit eine Demokratisierung der Innovation ist. Es wird darauf hingewiesen, dass viele der Innovationen nur der wohlhabenden Schicht der Bevölkerung vorbehalten sind. Auf globaler Ebene gesehen sind selbst das Telefon und das Automobil immer noch Produkte für die Reichen geblieben (mehr als 50% der Weltbevölkerung sollen noch kein einziges Mal ein Telefongespräch geführt haben).

Auch *Golder, Tellis* (1998) sind der Auffassung, dass der Absatzwachstum bei Konsumelektronikinnovationen in erster Linie durch ihre zunehmende Erschwinglichkeit erklärt werden kann. Mundpropaganda kann zwar in den Adoptionsphasen „Kenntnisnahme“ und „Interesse“ eine wichtige Rolle spielen, jedoch nicht mehr bei eigentlichen Kaufentscheidungen. Da technologische Innovationen typischerweise zunächst sehr teuer sind, eine große Publicity genießen, und anschließend einen drastischen Preisverfall durchlaufen, ist ihrer Ansicht nach nur allzu plausibel zu vermuten, dass die treibende Kraft des Absatzwachstums die zunehmende Erschwinglichkeit ist. Bei preisgünstigen Innovationen kann hingegen Mundpropaganda (oder das bloße Nutzen in der Öffentlichkeit) unmittelbar mit Kaufentscheidungen in Verbindung gebracht werden. Diese These der Demokratisierung bzw. der zunehmenden Erschwinglichkeit teilen auch Praktiker in der Konsumelektronikindustrie<sup>9</sup>.

<sup>9</sup> Der technische Leiter eines renommierten Haushaltsgeräteherstellers bemerkt in der *Financial Times Deutschland* vom 18. Juni 2004, dass zunächst nur die finanzstarke Zielgruppe in den Genuss neuer Technik kommt, bevor die Innovation (in Hinsicht auf Preis und Qualität) für den Massenmarkt tauglich wird. Ein Manager aus der Mobilfunkindustrie räumt dem Preis die zentrale Rolle bei der Diffusion von Mobiltelefonen zu und kommentiert: „*Der Massenmarkt funktioniert nur mit einem 1-€-Handy.*“

*Van den Bulte, Stremersch (2003)* befassen sich mit der Frage, ob die empirisch beobachtete glockenförmige Diffusionskurve auf epidemieähnliche interpersonale Effekte oder auf die Populationsheterogenität hinsichtlich der Preisschwelle zurückzuführen ist. Sie führen eine Meta-Analyse über Diffusionsabläufe in verschiedenen Ländern durch und untersuchen den Zusammenhang zwischen dem Verhältnis der beiden Diffusionsparameter ( $q/p$ ) des Bass-Modells<sup>10</sup> und den länderspezifischen Charakteristika (u.a. Einkommensverteilung und kulturelle Faktoren). Das Ziel der Analyse ist es, herauszufinden, ob das  $q/p$ -Verhältnis wie ursprünglich konzipiert die relative Stärke der Imitations- bzw. Mundpropagandaeffekte erfasst oder in Wirklichkeit den Ausmaß der Populationsheterogenität wiedergibt.

Die Ergebnisse zeigen, dass es einen signifikant positiven Zusammenhang zwischen dem  $q/p$ -Verhältnis und dem Grad der Einkommensungleichheit gibt. Dies deutet darauf hin, dass die glockenförmige Diffusionskurve zumindest teilweise auf die Populationsheterogenität in Bezug auf das Einkommen (und damit auf die Preisschwelle) zurückzuführen ist. Weiterhin wird festgestellt, dass Länder mit einer kollektiven Kultur, ausgeprägtem Statusbewusstsein und Materialismus tendenziell ein höheres  $q/p$ -Verhältnis haben. Darin sehen *van den Bulte, Stremersch (2003)* Indizien dafür, dass auch Imitationseffekte existent sind. Da jedoch kein signifikanter Zusammenhang zwischen dem  $q/p$ -Verhältnis und der risikoaversen Kultur festgestellt wird, schlussfolgern sie, dass die Stärke der interpersonalen Effekte nicht mit der Risikoaversion, sondern vielmehr mit dem Statusdenken zusammenhängt.

Aus der bisherigen Diskussion wird deutlich, dass sowohl eine soziale Ansteckung wie auch zunehmende Erschwinglichkeit zur Diffusion von Konsumelektronikinnovationen beitragen. Zu vermuten ist, dass auch Ersatzentscheidungen durch die beiden Faktoren beeinflusst werden. Die Bedeutung der Mundpropaganda im Zusammenhang mit Ersatzkäufen wurde bereits diskutiert. Dass der Preis signifikante Auswirkungen auf das Ersatzintervall hat, wird durch empirische Studien in der Literatur (z.B. *Bayus (1988)*) bewiesen.

## 1.2.4 Direkte und indirekte Netzwerkeffekte

Wie Tabelle 1.3 verdeutlicht, lassen sich Produkte aufgrund ihrer Nutzenstruktur grundsätzlich in drei Kategorien einteilen (vgl. *Schoder (1995)*).

---

<sup>10</sup> Eine formale Darstellung des Bass-Modells und ein allgemeiner Überblick über Diffusionsmodelle erfolgt in Abschnitt 2.5.

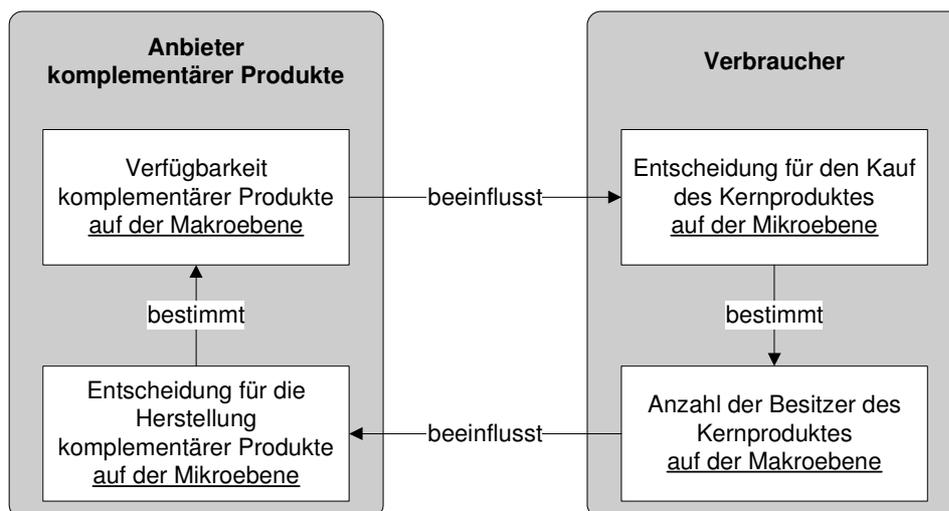
**Tabelle 1.3:** Klassifizierung von Produkten nach der Nutzenstruktur (in Anlehnung an Schoder (1995))

Produkt-kategorie	Originärer Nutzen	Nutzen aus komplementären Produkten	Nutzen aus Interaktionen mit anderen Nutzern	Beispiele
Kategorie 1	X			Produkte der Haushaltselektronik (z.B. Mikrowelle, Kühlschrank)
Kategorie 2	X	X		Produkte der Unterhaltungselektronik und der Informationstechnologie (z.B. DVD-Player, CD-Player, PC, PDA)
Kategorie 3	X		X	Produkte der Telekommunikation (z.B. Telefonapparat, Faxgerät)

Die erste Kategorie besteht aus Produkten, deren Nutzen ausschließlich oder hauptsächlich auf die unmittelbare Produktbeschaffenheit zurückzuführen ist. Konventionelle Haushaltselektronikgeräte fallen in diese Kategorie. Produkte aus der zweiten Kategorie haben zusätzlich zum originären Produktnutzen auch einen derivativen Nutzen, der sich aus komplementären Produkten ergibt. Zu dieser Kategorie gehören viele Produkte aus dem Bereich der Unterhaltungselektronik und Informationstechnologie. Die Komplementarität resultiert unter anderem aus Hardware-/Software-Beziehungen, wobei unter Software hier nicht nur PC-Software, sondern allgemein „Contents“ (Inhalte wie etwa Nachrichten, Musik, Filme, Spiele) zu verstehen sind. Manche Hardware-Produkte (z.B. DVD-Player, CD-Player, Fernsehapparat und Spielkonsole) werden ohne Inhalt geliefert, so dass die Anschaffung von Software unabdingbare Voraussetzungen für die Produktnutzung darstellt. Andere Hardware-Produkte enthalten bereits eine Software-Basisausstattung (PDAs werden z.B. mit einem vorinstallierten Betriebssystem und einigen Anwendungsprogrammen verkauft). Selbst im letzteren Fall erhöhen zusätzliche Software- und Peripherie-Produkte den Nutzen der Hardware.

Die dritte Kategorie setzt sich aus Produkten zusammen, die in einem physikalischen Netzwerk eingesetzt werden und deren Nutzen primär aus der Interaktionsbeziehung zu anderen Nutzern resultiert. Hierzu zählen Produkte der Telekommunikationstechnologie wie Telefon und Fax. In jüngster Vergangenheit wurden Multi-Media-Produkte eingeführt, die gleichzeitig die Merkmale der zweiten und dritten Kategorie aufweisen. Ein Beispiel hierfür stellt die netzwerkfähige Spielkonsole (Sony PlayStation 2) dar, wobei Besitzer solcher Konsolen Online-Games über die Breitbandverbindung miteinander spielen können. Der Nutzen der Spielkonsole bezieht sich also sowohl auf die Verfügbarkeit netzwerkfähiger Spieltitel (Software) wie auch auf die Interaktionsbeziehung zu anderen Spielern. Ein weiteres Beispiel ist das UMTS-Handy, dessen Nutzen von multimedialen Inhalten (z.B. TV-Sendungen für Handys) ebenso wie von anderen UMTS-Teilnehmern (z.B. für die Nutzung der Bildtelefonfunktion) abhängig ist.

Produkte der dritten Kategorie sind direkten Netzwerkeffekten ausgesetzt, d.h. der Produktnutzen steht in unmittelbarem Zusammenhang mit der Anzahl der Nutzer (vgl. *Katz, Shapiro (1985)*). Je mehr Produktnutzer es gibt, desto größer ist der Produktnutzen. Selbst bei Produkten, die nicht in einem physikalischen Netzwerk eingesetzt werden, jedoch know-how-intensiv sind, kann eine Art von direktem Netzwerkeffekt vorkommen, wenn Anwender Informationsnetzwerke (z.B. im Web) bilden und ihr Know-how miteinander austauschen<sup>11</sup>. Produkte der zweiten Kategorie beziehen sich auf Indirekte Netzwerkeffekte. Die Verfügbarkeit komplementärer Produkte übt einen wesentlichen Einfluss auf die Kaufentscheidung aus. Je höher der Verbreitungsgrad komplementärer Produkte, desto größer ist der Nutzen des Kernproduktes. Die Anzahl der Nutzer des Kernproduktes beeinflusst wiederum die Produktionsentscheidung bei Anbietern komplementärer Produkte. Je größer die Anzahl der Produktbesitzer ist, desto größer ist der Anreiz, komplementäre Produkte hierfür anzubieten. Diese bei indirekten Netzwerkeffekten charakteristische, wechselseitige Abhängigkeit wird in Abbildung 1.5 veranschaulicht. Ein interessanter Punkt ist, dass Entscheidungen auf individueller Ebene jeweils von der makroskopischen Größe der Gegenseite abhängen.



**Abbildung 1.5:** Mechanismus von indirekten Netzwerkeffekten (eigene Erstellung)

*Church, Gandal, Krause (2002)* unterscheiden zwei Formen von indirekten Netzwerkeffekten: Vielfalteeffekte und Preiseffekte. Vielfalteeffekte beziehen sich auf die Anzahl der verschiedenen komplementären Produkte (z.B. Anzahl der DVD-Titel). Deren Existenz ist mit folgenden Bedingungen verknüpft (vgl. *Church, Gandal, Krause (2002)*):

- 1) Zunehmende Skalenerträge in der Produktion von komplementären Produkten
- 2) Freier Markteintritt in die Produktion von komplementären Produkten

<sup>11</sup> Auf High-Tech-Märkten kommt es nicht selten vor, dass Nutzer einer Innovation von Anbietern nicht vorgesehene Anwendungen selbst erfinden. Das Tabellenkalkulationsprogramm MS Excel wird zum Beispiel heute über die ursprünglich konzipierten Anwendungen hinaus in unterschiedlichsten Bereichen eingesetzt.

- 3) Verbraucherpräferenz für die Vielfalt an komplementären Produkten
- 4) Der Markt des Kernproduktes ist noch nicht gesättigt.

Bei Softwareprodukten sind die ersten drei Bedingungen in der Regel erfüllt, d.h. die Softwareproduktion ist durch zunehmende Skalenerträge gekennzeichnet. Praktisch jede Firma kann Software produzieren. Und Verbraucher schätzen die Vielfalt der Software. Bei Preiseffekten geht es hingegen um die Quantität und den Preis eines bestimmten komplementären Produktes, wobei es sich zumeist um Zubehör oder Serviceinfrastruktur handelt<sup>12</sup>. Steigt die Anzahl der Besitzer des Tintenstrahldruckers, werden mehr unabhängige Drittfirmen Tintenpatronen anbieten. Infolge des verschärften Wettbewerbs wird der Patronenpreis sinken, welches wiederum einen Kauf des Druckers attraktiver macht. Je mehr Geschäfte Print-Service für Digitalbilder anbieten, umso größer ist der Anreiz für Verbraucher, eine Digitalkamera anzuschaffen. Der Anreiz für Fotoläden, solchen Service anzubieten, steigt wiederum mit zunehmender Anzahl der Digitalkamerabesitzer.

Beim Studium der Literatur zum Thema Netzwerkeffekte fällt auf, dass dieses Gebiet noch zum Großteil als Neuland betrachtet werden kann. In den achtziger Jahren beginnt eine kleine Gruppe von Ökonomen, sich für Märkte mit Netzwerkeffekten zu interessieren. Zunächst richtet sich der Fokus der überwiegend theoretischen Studien auf direkte Netzwerkeffekte (vgl. *Katz, Shapiro (1985), Farrell, Saloner (1985)*). In den frühen neunziger Jahren erweitern *Chou, Shy (1990)* und *Church, Gandal (1992)* den Gegenstand der Analyse auf Märkte mit komplementären Produkten. Ein Überblick über diese theoretischen Studien findet sich in der Arbeit von *Katz, Shapiro (1985)* wieder.

Erst in jüngster Vergangenheit wird mit empirischen Studien begonnen. *Gandal, Kende, Rob (2000)* sind die ersten Ökonomen, die die Komplementarität zwischen Hardware und Software empirisch untersuchen und die Existenz von indirekten Netzwerkeffekten auf dem CD-Player-Markt identifizieren. Auch Marketingwissenschaftler erkennen die wachsende Bedeutung dieses Phänomens und beginnen mit Untersuchungen aus der Sicht des Marketings. *Gupta, Jain, Sawhney (1999)* modellieren die Interdependenz von Verbrauchern und Anbietern komplementärer Produkte bei der Marktentwicklung von Digital-TV. Der Fokus richtet sich dabei auf die Erstellung von Marktprognosen anhand von Befragungsdaten. Auf Grundlagen der Arbeit von *Gupta, Jain, Sawhney (1999)* entwickeln *Le Nagard-Assayag, Manceau (2001)* ein Modell, das unter Verwendung von Vergangenheitsdaten auf dem französischen CD-Player-Markt kalibriert wird. Weitere empirische Studien über Netzwerkeffekte sind Tabelle 1.4 zu entnehmen.

---

<sup>12</sup> Diese Art der Komplementarität gibt es zwar auch in konventionellen Produktkategorien (z.B. Waschmaschinen und Waschmittel, Automobil und Tankstelle), Preis- und Infrastruktureffekte sind aber auf gesättigten Märkten nicht mehr signifikant.

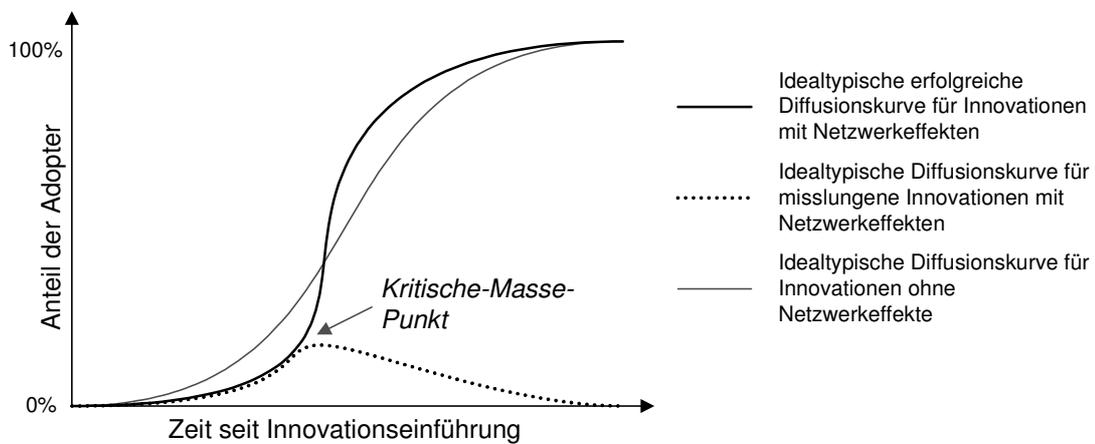
**Tabelle 1.4: Empirische Studien über Netzwerkeffekte**

Autoren	Produktkategorie	Untersuchte Netzwerkeffekte	Daten	Modellierung der Kaufentscheidungen seitens der Verbraucher	Modellierung der Produktionsentscheidungen seitens der Anbieter komplementärer Produkte	Relevante Untersuchungspunkte
<i>Gandal, Kende, Rob (2000)</i>	<u>Hardware:</u> CD-Player <u>Software:</u> CD-Titel	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware - Fixkosten für die Softwareproduktion	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten auf der Produktkategorieebene - Untersuchung von Effekten der Kompatibilität des CD-Players mit dem Schallplattenspieler
<i>Le Nagard-Assayag, Manceau (2001)</i>	<u>Hardware:</u> CD-Player <u>Software:</u> CD-Titel	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware - Verfügbarkeit von Software in der Vorperiode	- Untersuchung von Effekten der Erwartungen, die Verbraucher und Anbieter komplementärer Produkte bei Markteinführung haben
<i>Dranove, Gandal (2003)</i>	<u>Hardware:</u> DVD-Player <u>Software:</u> DVD-Titel	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware - Dummy-Variablen für Ankündigung, Einführung und Marktaustritt einer konkurrierenden Technologie	Keine Modellierung der Produktionsentscheidungen	- Identifizierung von indirekten Netzwerkeffekten auf der Produktkategorieebene - Untersuchung von Effekten der Ankündigung einer neuen inkompatiblen Technologie (DIVX)

Autoren	Produktkategorie	Untersuchte Netzwerkeffekte	Daten	Modellierung der Kaufentscheidungen seitens der Verbraucher	Modellierung der Produktionsentscheidungen seitens der Anbieter komplementärer Produkte	Relevante Untersuchungspunkte
<i>Ohashi (2003)</i>	<u>Hardware:</u> Videorekorder (VHS vs. Beta) <u>Software:</u> Videokassetten	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware als Proxy für die Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware - Produktattributen von Hardware	Keine Modellierung der Produktionsentscheidungen	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten beim Formatwettbewerb - Untersuchung von Effekten von Preissenkungen beim Beta-Videorekorder - Untersuchung von Effekten der Standardisierung
<i>Shankar, Bayus (2003)</i>	<u>Hardware:</u> Spielkonsole (Nintendo vs. Sega) <u>Software:</u> Spiele	- Direkt und indirekt - Interaktionen mit Marketingvariablen	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware - Qualität von Software - Preis von Hardware - Werbung für Hardware	Keine Modellierung der Produktionsentscheidungen	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten beim Formatwettbewerb - Untersuchung von Interaktionen der Netzwerksgröße mit den Marketingvariablen
<i>Inceoglu, Park (2004)</i>	<u>Hardware:</u> DVD-Player <u>Software:</u> DVD-Titel	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten auf der Produktkategorieebene
	<u>Hardware:</u> DVD-Player vs. Videorekorder <u>Software:</u> DVD-Titel vs. Videokassetten	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Individuell	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware - Produktattributen von Hardware	<u>Diskretes Auswahlmodell oder Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware - Charakteristika des Films	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten beim Formatwettbewerb - Untersuchung von Effekten der horizontalen Integration (Monopolisierung) der Hardware-Hersteller

Autoren	Produktkategorie	Untersuchte Netzwerkeffekte	Daten	Modellierung der Kaufentscheidungen seitens der Verbraucher	Modellierung der Produktionsentscheidungen seitens der Anbieter komplementärer Produkte	Relevante Untersuchungspunkte
<i>Karaca-Mandic (2004)</i>	<u>Hardware:</u> DVD-Player <u>Software:</u> DVD-Titel	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Individuell <u>Software:</u> Individuell	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - regionaler Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware - Charakteristika der Verbraucher	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware - Charakteristika des Films	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten auf der Produktkategorieebene - Untersuchung von Effekten verschiedener Marketingstrategien
<i>Nair, Chintagunta, Dubé (2004)</i>	<u>Hardware:</u> PDA (Palm vs. Windows) <u>Software:</u> PDA-Software	- Indirekt	<u>Hardware:</u> Aggregiert <u>Software:</u> Aggregiert	<u>Diskretes Auswahlmodell</u> In Abhängigkeit von: - Verfügbarkeit von Software - Preis von Hardware - Produktattributen von Hardware	<u>Regressionsmodell</u> In Abhängigkeit von: - installierter Basis von Hardware	- Quantifizierung von indirekten Netzwerkeffekten beim Formatwettbewerb - Analyse der Bedeutung von Dritt-Anbieter-Software - Untersuchung von Effekten verschiedener Marketingstrategien

Wie Abbildung 1.6 veranschaulicht, weisen Innovationen mit Netzwerkeffekten einen spezifischen Diffusionsverlauf auf (vgl. Größler, Thun, Milling (2001), Schoder (1995)).



**Abbildung 1.6:** Idealtypische Diffusionsverläufe (in Anlehnung an Schoder (1995))

Innovationen mit Netzwerkeffekten benötigen eine vergleichsweise lange Zeit bis zum ersten großen Absatzsprung (Takeoff). Dieses Phänomen kommt auf Märkten mit direkten Netzwerkeffekten deshalb zustande, weil Verbraucher gegenseitig darauf warten, dass die Anderen zuerst adoptieren, und dass die Nutzerzahl und der aus der interaktiven Beziehung resultierende Nutzen groß genug wird (vgl. Größler, Thun, Milling (2001)).<sup>13</sup> Auch auf Märkten mit komplementären Produkten wird das gegenseitige Abwarten beobachtet, das in der Literatur als Huhn-Ei-Problem bekannt ist (vgl. Gupta, Jain, Sawhney (1999)). Verbraucher warten ihrerseits mit der Adoption von Hardware solange, bis es ausreichend viele komplementäre Software-Produkte gibt. Potenzielle Anbieter komplementärer Produkte warten wiederum mit der Produktion von Software, bis es ausreichend viele Hardware-Nutzer gibt.<sup>14</sup> Nach einem längeren Anlauf steigt die Adoptionsrate umso rapider, wenn einmal eine kritische Anzahl der Verbraucher (kritische Masse) adoptiert haben. Die kritische Masse ist die Mindestanzahl der Nutzerschaft, die überschritten werden muss, bevor ein nachhaltiger und ausreichender Nutzen zur Gewinnung weiterer Nutzer selbständig entwickelt werden

<sup>13</sup> Die Anbieter des Fotohandys versuchten dieses Problem zu umgehen, indem sie das Senden digitaler Bilder nicht nur von Fotohandy zu Fotohandy, sondern auch von Fotohandy zu jeder beliebigen Email-Adresse ermöglichten. Durch die Gewährung der einseitigen Kompatibilität zum bestehenden Netzwerk des Email-Systems war der Nutzen des Fotohandys auch bei einer geringen Nutzerzahl in der Einführungsphase bereits relativ groß.

<sup>14</sup> Das UMTS-Handy stößt derzeit auf solche Anlaufschwierigkeiten. Für eine beispielhafte Problembeschreibung in der Praxis wird ein Auszug aus der *Financial Times Deutschland* vom 19. April 2005 wiedergegeben: „Solange ein Massenmarkt nicht existiert und UMTS-fähige Mobiltelefone flächendeckend verbreitet sind, zögern Filmfirmen und Sender noch, die kostspielige Entwicklung handygerechter Formate im großen Stil voranzutreiben. ‚Wir setzen darauf, dass die Mobilfunkfirmen den Markt voranbringen und Kunden gewinnen‘, sagt Peter Cowley, Direktor für interaktive Medien beim Endemol-Konzern, der ‚Big Brother‘ und andere Reality-Shows produziert und bereits mobil vermarktet. Die Mobilfunke beklagen die zögerliche Haltung der Inhalte-Lieferanten: ‚Wir haben viel investiert‘, sagt Vodafone-Mann Ferguson. ‚Jetzt liegt es an den Content-Anbietern, in spannende Inhalte zu investieren, die den Bedürfnissen der Nutzer entsprechen.‘“

kann (vgl. Schoder (1995)). Wird die kritische Zahl an Nutzer nicht überwunden, so ist die Innovation zum Scheitern verurteilt.

Wie in der Arbeit von *Goldenberg, Libai, Muller* (2003) zu sehen ist, folgt die empirische Absatzkurve des Faxgerätes und des CB-Funks auf dem US-amerikanischen Markt der idealtypischen erfolgreichen Diffusionskurve für Netzwerkprodukte. Nach *Goldenberg, Libai, Muller* (2003) verläuft die Diffusionskurve bei Produkten mit indirekten Netzwerkeffekten (CD-Player und DVD-Player) nicht so markant wie bei Produkten mit direkten Netzwerkeffekten (Faxgerät und CB-Funk). Der Grund hierfür ist, dass Drittfirmen oft mit finanzieller und technischer Unterstützung von Hardware-Herstellern bereits vor der Hardware-Einführung mit der Software-Produktion beginnen. *Van den Bulte* (2000) stellt empirisch fest, dass bei denjenigen Innovationen, die am Anfang des Technologielebenszyklus mehrere konkurrierende Standards haben und eine komplementäre Infrastruktur benötigen, die Diffusionsrate merklich schneller als andere Innovationen steigt, nachdem einmal 5% der Haushalte ( $\approx$  kritische Masse) adoptiert haben. Dieses Phänomen soll jedoch nicht für solche Innovationen gelten, die zwar komplementäre Produkte benötigen, aber von Anfang an einen gemeinsamen Industriestandard haben (z.B. CD-Player, DVD-Player). Auch *Golder, Tellis* (1997) finden in ihrer empirischen Studie keine Indizien dafür, dass Innovationen mit komplementären Produkten eine signifikant längere Zeit bis zum Takeoff benötigen.

## 1.2.5 Vorausschauendes Käuferverhalten

Verbraucher bemerken rasante technologische Entwicklungen auf High-Tech-Märkten und erwarten, dass eine Innovation in zukünftigen Perioden in besserer Qualität für einen niedrigeren Preis erhältlich wird. Der Nutzen des sofortigen Kaufs wird gegen den erwarteten Nutzen einer Kaufverschiebung abgewogen (vgl. *Erdem, Keane, Strebel* (2003), *Song, Chintagunta* (2003), *Prince* (2004)). Eine Kaufverschiebung gewährt einerseits die Möglichkeit, in einer zukünftigen Periode ein qualitativ höherwertiges Produkt für einen niedrigeren Preis zu erhalten, verlangt andererseits, bis dahin auf den Nutzen der Innovation zu verzichten. Solche Kauf-/Warten-Entscheidungen gestalten sich bei Ersatzkäufen noch schwieriger. Die Frustration eines ersatzwilligen Verbrauchers wird durch das Neu-/Obsolet-Paradox charakterisiert (vgl. *Dhebar* (1996) und *Kim, Srinivasan* (2003)): Ein Verbraucher bereut seinen letzten Kauf, da ein Top-Modell von damals schnell obsolet geworden ist. Er möchte sein technologisch veraltetes Gerät durch ein neues ersetzen, hat aber Angst davor, dass ein neues Gerät wieder schnell „alt“ wird. Obgleich praktisch jeder Verbraucher solche Dilemmata bei Kaufentscheidungen von High-Tech-Produkten kennt, ist die Untersuchung des vorausschauenden Käuferverhaltens noch ein junges wissenschaftliches Gebiet. Tabelle 1.5 gibt einen Überblick über empirische Studien.

**Tabelle 1.5:** Empirische Studien über Verbrauchererwartungen

Autor	Produktkategorie	Kaufentscheidung	Daten	Erwartungen in Bezug auf:	Modellierung von Verbrauchererwartungen	Modellierung von Kaufentscheidungen in Abh. v. Verbrauchererwartungen
<i>Karshenas, Stoneman</i> (1993)	Computergestützte, numerisch kontrollierte Maschine	- Adoptionsentscheidung ( <i>Firmenkunden</i> )	Individuell	- Veränderungen in Preis von Periode $t$ zu Periode $t + 1$ - Veränderungen in Nutzerzahl von Periode $t$ zu Periode $t + 1$	Rationale Erwartungen	Proportionales Hazard-Modell
<i>Bridges, Yim, Briesch</i> (1995)	PC	- Auswahlentscheidung zwischen Produktmodellen	Aggregiert	- Qualität in Periode $t$ - Preis in Periode $t$	Regressionsmodell	Regressionsmodell
<i>Melnikov</i> (2000)	PC-Drucker	- Adoptions- und Ersatzentscheidung	Aggregiert	- Qualität in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$	Stochastisches Modell	Diskretes Auswahlmodell
<i>Erdem, Keane, Strebels</i> (2003)	PC	- Adoptions- und Ersatzentscheidung	Individuell	- qualitätsbereinigter Preis in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$	Regressionsmodell	Diskretes Auswahlmodell
<i>Kim, Srinivasan</i> (2003)	Palm-PDA	- Upgradeentscheidung	Individuell	- Geschwindigkeit zukünftiger Technologieverbesserungen	Direkte Befragung auf einer 5-Punkte-Skala	Diskretes Auswahlmodell
<i>Song, Chintagunta</i> (2003)	Digitalkamera	- Adoptionsentscheidung	Aggregiert	- Qualität in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$ - Preis in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$	Stochastisches Modell	Diskretes Auswahlmodell
<i>Prince</i> (2004)	PC	- Adoptions- und Upgradeentscheidung	Individuell	- Qualität in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$ - Preis in Perioden $t + 1, t + 2, \dots$	Rationale Erwartungen	Diskretes Auswahlmodell

Die vermutlich erste empirische Erkenntnis, dass Erwartungen bei Kaufentscheidungen tatsächlich eine Rolle spielen, stammt von *Karshenas, Stoneman* (1993). Sie untersuchen mit Hilfe des proportionalen Hazard-Modells<sup>15</sup> das Adoptionsverhalten im Kontext einer industriellen Innovation und fanden heraus, dass Adoptionsentscheidungen durch erwartete Preisänderungen von der aktuellen zur nächsten Periode signifikant beeinflusst werden. Bei der Untersuchung werden rationale Erwartungen unterstellt, d.h. Verbraucher können zukünftige Veränderungen korrekt prognostizieren. *Bridges, Yim, Briesch* (1995) modellieren hingegen den Prozess der Erwartungsbildung explizit, wobei davon ausgegangen wird, dass die Verbrauchererwartungen auf vergangenen Realisationen basieren. Der Fokus ihrer Studie richtet sich aber nicht auf Kauf-/Warten-Entscheidungen, sondern auf Auswahlentscheidungen zwischen verschiedenen PC-Modellen.

In jüngster Vergangenheit bemühen sich mehrere Autoren, mit Hilfe des dynamischen diskreten Auswahlmodells<sup>16</sup> ein vorausschauendes Käuferverhalten abzubilden. *Melnikov* (2000) modelliert Verbrauchererwartungen bezüglich zukünftiger Technologieentwicklungen als einen stochastischen Prozess (Random-Walk mit Drift<sup>17</sup>). Die Ergebnisse seiner auf dem PC-Drucker-Markt durchgeführten Studie deuten darauf hin, dass ein vorausschauendes Käuferverhalten ein wichtiges Merkmal dieses Marktes ist. Erwartungen bezüglich zukünftiger Preis- und Qualitätsentwicklungen werden auch von *Song, Chintagunta* (2003) mit Hilfe des Markov-Prozesses abgebildet. Sie berichten, dass die Anpassung des Modells durch die Berücksichtigung des vorausschauenden Käuferverhaltens signifikant verbessert wird. *Erdem, Keane, Strebel* (2003) modellieren erwartete Preisänderungen von Periode  $t$  zu Periode  $t+1$  als eine loglineare Funktion von wahrgenommenen Preisänderungen von Periode  $t-2$  zu Periode  $t-1$  sowie von Periode  $t-1$  zu Periode  $t$ . Zur Kalibrierung dieser Modellgleichung erheben sie im Unterschied zu den anderen Autoren Befragungsdaten: Jeder der an der Studie teilgenommenen Verbraucher wird nach dem von ihm registrierten Produktpreis in der aktuellen und in den vergangenen Perioden, ebenso wie nach dem erwarteten Preis in den zukünftigen Perioden befragt.

Auch *Prince* (2004) stellt auf dem PC-Markt fest, dass die vorausschauende Variante seines Modells eine erheblich bessere Anpassung als die myopische Variante aufweist<sup>18</sup>. Er setzt die vorausschauende Variante ein, um Effekte der Qualitätsverbesserungen auf Kauf-/Warten-Entscheidungen zu untersuchen. Die Ergebnisse zeigen, dass Verbraucher ihre Adoptions- bzw. Ersatzkäufe verzögern, wenn sie eine Beschleunigung der technologischen Verbesserungen in naher Zukunft (in einem Jahr) erwarten, wobei Produktbesitzer (= potenzielle Ersatzkäufer) sensibler als Nicht-Besitzer (= potenzielle Adoptionskäufer) auf

---

<sup>15</sup> Eine formale Darstellung des proportionalen Hazard-Modells erfolgt in Abschnitt 2.6.

<sup>16</sup> Eine ausführlichere Behandlung dieser Modellfamilie ist Gegenstand von Abschnitt 2.7.

<sup>17</sup> Beim Random-Walk mit Drift wird neben einer vom Zufall abhängigen Komponente auch eine deterministische Komponente berücksichtigt, die als Drift oder Trend bezeichnet wird.

<sup>18</sup> Der Begriff „myopisch“ wird in dieser Arbeit als Antonym für „vorausschauend“ benutzt und bedeutet so viel wie „nicht an die Zukunft denkend, sondern nur die Gegenwart beachtend“.

beschleunigte Verbesserungen reagieren. *Kim, Srinivasan* (2003) befassen sich mit dem Ersatzverhalten auf dem PDA-Markt und kommen zum ähnlichen Schluss: Diejenigen Verbraucher, die schnellere Produktverbesserungen in Zukunft antizipieren, neigen zur Verschiebung ihrer Ersatzkäufe.

*Boone, Lemon, Staelin* (2001) führen ein Experiment durch, um Auswirkungen der in der Vergangenheit angewendeten Produkteinführungsstrategien auf die Erwartungsbildung und auf Kauf-/Warten-Entscheidungen zu untersuchen. Sie finden heraus, dass Verbraucher aufgrund der Häufigkeit und der Gesetzmäßigkeit der bisherigen Neuprodukteinführungen Erwartungen hinsichtlich zukünftiger Produkteinführungen bilden, die wiederum ihre Kauf-/Warten-Entscheidungen in der aktuellen Periode beeinflussen. Die Ergebnisse der auf einer Befragung basierenden Untersuchung von *Erdem, Keane, Strebels* (2003) sowie die der experimentellen Untersuchung von *Boone, Lemon, Staelin* (2001) deuten darauf hin, dass Verbraucher für ihre subjektiven Prognosen eine Art Trendextrapolation anwenden.

Auf Märkten mit Netzwerkeffekten könnten Verbraucher, zusätzlich zu dem Preis und der Qualität, prinzipiell auch die Nutzerzahl oder die Verfügbarkeit komplementärer Produkte in Zukunft antizipieren und diese bei Kaufentscheidungen berücksichtigen (vgl. *Ohashi* (2003), *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)). *Karshenas, Stoneman*, (1993) und *Frels, Shervani, Srivastava* (2003) finden in ihren empirischen Studien Indizien dafür, dass die zukünftige Nutzerzahl bzw. die zukünftige Verfügbarkeit komplementärer Produkte Kaufentscheidungen von industriellen Kunden beeinflussen. Die von *Ohashi* (2003) durchgeführte Sensibilitätsanalyse zeigt jedoch, dass bei Auswahl zwischen dem VHS- und dem Beta-Videorekorder die aktuelle Nutzerzahl relevanter als die erwartete Nutzerzahl in ein oder zwei Jahren ist.

## 1.2.6 Ökonomische Rahmenbedingungen und Saisonalität

Wie bereits in Unterabschnitt 1.2.3 erwähnt, hängen Kaufentscheidungen der Verbraucher zu einem beträchtlichen Teil von ihrer finanziellen Fähigkeit ab. Gesamtwirtschaftliche Bedingungen können ihre finanzielle Kraft in zweifacher Hinsicht beeinflussen (vgl. *Deleersnyder et al.* (2003)). Zum einen stehen makroökonomische Entwicklungen in einem direkten Zusammenhang mit dem verfügbaren Pro-Kopf-Einkommen der Verbraucher. Zum anderen hat die konjunkturelle Lage (z.B. Arbeitslosenquote) psychologische Auswirkungen auf die Wahrnehmung der eigenen finanziellen Fähigkeit. Verbraucher versuchen während einer ökonomischen Kontraktion Ausgaben zu reduzieren. Dabei empfinden sie es als schwierig, an häufig gekauften Verbrauchsgütern (wie Lebensmittel und Körperpflegeprodukte) zu sparen, da sie oft lebensnotwendige Produkte darstellen und deren Käufe habitualisiert sind. Sparmaßnahmen zielen vielmehr auf langlebige Gebrauchsgüter, weil deren Anschaffungen in den meisten Fällen nicht von dringender Notwendigkeit sind (vgl. *Deleersnyder et al.* (2003)). Geplante Adoptions- bzw. Ersatzkäufe können auf eine

„bessere“ Zeit verschoben und bis dahin auf die Nutzung einer neuen Innovation verzichtet bzw. ein altes Gerät weiterhin genutzt werden. In Tabelle 1.6 werden empirische Studien zusammengestellt, in denen gesamtwirtschaftliche Auswirkungen auf Kaufentscheidungen bei langlebigen Konsumgütern untersucht werden.

*Golder, Tellis* (1997) untersuchen Faktoren, die die Zeitdauer bis zum ersten Absatzsprung (Takeoff) bei Konsumelektronikinnovationen beeinflussen. Die Ergebnisse zeigen, dass die ökonomischen Variablen keine Auswirkungen darauf haben. Als Grund hierfür lässt sich vermuten, dass „Innovatoren“ und „frühe Adopter“ (= potenzielle Käufer in der Einführungsphase des Diffusionsprozesses) so zahlungskräftig sind, dass sie auf wirtschaftliche Bedingungen nicht sensibel reagieren. *Van den Bulte* (2000) bemüht sich seinerseits, diejenigen Faktoren zu identifizieren, die Einflüsse auf die Diffusionsrate bei Konsumelektronikinnovationen haben. Dabei fokussiert er sich im Gegensatz zu *Golder, Tellis* (1997) auf den Zeitraum, in dem die Marktpenetration bereits über 5% liegt, d.h. die Einführungsphase des Diffusionsprozesses wird in seiner Untersuchung nicht berücksichtigt. Eine der relevanten Erkenntnisse ist, dass die Arbeitslosenquote und das verfügbare Pro-Kopf-Einkommen die einzigen Variablen sind, die Abweichungen von einer glatten Diffusionskurve erklären. Die Untersuchung von *Deleersnyder et al.* (2003) bestätigt signifikante Auswirkungen der wirtschaftlichen Bedingungen auf den Absatz langlebiger Gebrauchsgüter. Sie berichten, dass deren Einfluss in früheren Phasen des Produktlebenszyklus stärker ist, wo Adoptionskäufe dominieren, als in späteren Phasen, in denen der überwiegende Anteil auf Ersatzkäufe zurückzuführen ist. Weiterhin finden sie heraus, dass vergnügungsorientierte Innovationen empfindlicher auf die wirtschaftliche Lage als nutzenorientierte Innovationen reagieren.

Was saisonbedingte Schwankungen anbelangt, wird auf vielen High-Tech-Märkten eine deutliche Erhöhung der Kaufwahrscheinlichkeit im Dezember bzw. im vierten Quartal festgestellt (vgl. *Song, Chintagunta* (2003), *Inceoglu, Park* (2003), *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)). High-Tech-Produkte werden offensichtlich (auch infolge von intensivierten Marketingaktivitäten) als Weihnachtsgeschenke für sich selbst oder für die anderen gekauft. Auch industrierelevante Messen (wie Cebit, IFA und Photokina) könnten Auswirkungen auf Kaufentscheidungen haben, da während einer Messezeit mediale Präsenz gestärkt wird und eine Reihe von Neuprodukten vorgestellt wird.

**Tabelle 1.6:** Empirische Studien über gesamtwirtschaftliche Effekte

Autoren	Produktkategorien	Daten	Untersuchte Phase des Produktlebenszyklus	Kaufentscheidung	Makroökonomische Variablen	Modellierung von Kaufentscheidungen
<i>Golder, Tellis</i> (1997)	31 langlebige Konsumgüter aus den Bereichen Telekommunikation, Automobil, Haushalts- und Unterhaltungselektronik	Aggregiert	Bis zum Takeoff ( $\approx$ Einführungsphase)	Adoptionsentscheidung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bruttoinlandsprodukt</li> <li>- Verfügbares Pro-Kopf-Einkommen</li> <li>- Preis-Index</li> <li>- Index für Konsumklima</li> </ul>	Proportionales Hazard-Modell
<i>Golder, Tellis</i> (1998)	10 langlebige Konsumgüter aus den Bereichen Telekommunikation, Haushalts- und Unterhaltungselektronik	Aggregiert	Gesamte Phasen, sofern es die Daten zulassen	Adoptions- und Ersatzentscheidung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Verfügbares Pro-Kopf-Einkommen</li> <li>- Index für Konsumklima</li> </ul>	Regressionsmodell
<i>Van den Bulte</i> (2000)	31 langlebige Konsumgüter aus den Bereichen Telekommunikation, Informationstechnologie, Haushalts- und Unterhaltungselektronik	Aggregiert	Nach 5% Marktpenetration ( $\approx$ nach Einführungsphase)	Adoptionsentscheidung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Verfügbares Pro-Kopf-Einkommen</li> <li>- Arbeitslosenquote</li> </ul>	Diffusionsmodell
<i>Deleersnyder et al.</i> (2003)	24 langlebige Konsumgüter aus den Bereichen Haushalts- und Unterhaltungselektronik	Aggregiert	Gesamte Phasen, sofern es die Daten zulassen	Adoptions- und Ersatzentscheidung	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bruttoinlandsprodukt</li> </ul>	Speziell entwickeltes zyklisches Modell

## 1.3 Evolution von High-Tech-Märkten

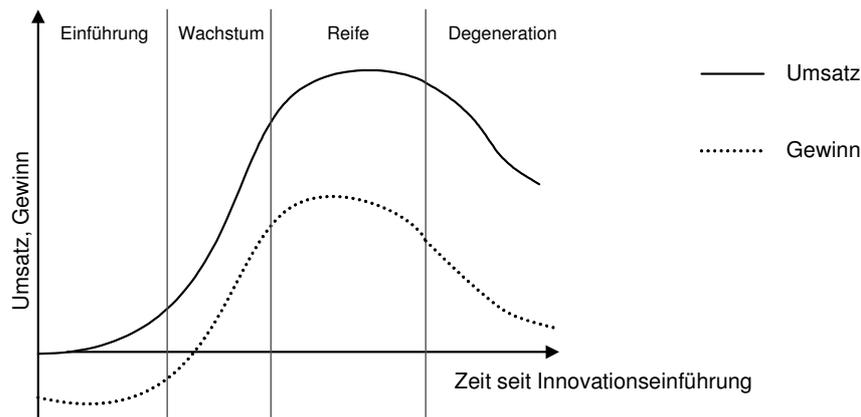
### 1.3.1 Evolutionspfad

Die Evolution von High-Tech-Märkten lässt sich aus verschiedenen Perspektiven analysieren. Einige Autoren betrachten den Evolutionsverlauf anhand von klassischen Marktkennzahlen, während die anderen auf technologie- und produktbezogene Aspekte fokussieren. Die in der Literatur bekannten, relevanten Ansätze zur Beschreibung von Marktevolution sind in Tabelle 1.7 zusammengefasst. Hierbei ist zu beachten, dass die von den jeweiligen Ansätzen vorgeschlagenen Evolutionsphasen nicht unbedingt zeitlich miteinander übereinstimmen. Das im dritten Kapitel zu entwickelnde Prognosemodell zielt unter anderem auf die unterstrichenen Evolutionsphasen.

**Tabelle 1.7:** Relevante Ansätze zur Beschreibung von Marktevolution

Konzept	Hauptmerkmale	Evolutionsphasen
Produktlebenszyklus (vgl. <i>Rink, Swan</i> (1979))	Umsatz, Absatz und Gewinn	1. Phase: Einführung <u>2. Phase: Wachstum</u> 3. Phase: Reife 4. Phase: Degeneration
Technologieadoptionslebenszyklus (vgl. <i>Rogers</i> (1983, S. 241 ff.), <i>Moore</i> (1999, S. 9 ff.))	Marktpenetration und Adopterkategorien	1. Phase: Technologieenthusiasten <u>2. Phase: Visionäre</u> <u>3. Phase: Pragmatisten</u> 4. Phase: Konservative 5. Phase: Skeptiker
Innovationsdynamikmodell (vgl. <i>Abernathy, Utterback</i> (1978), <i>Utterback</i> (1994, S. 79 ff.))	Produkt- und Prozessinnovationsrate, Standardisierung, Anzahl der Konkurrenzfirmen	1. Phase: Fließende Phase <u>2. Phase: Transitorische Phase</u> 3. Phase: Spezifische Phase
Dynamische Wettbewerbsstrategien (vgl. <i>Mathur</i> (1984))	Produktmerkmale (Integrations- und Standardisierungsgrad)	1. Phase: Neuheiten 2. Phase: Integrierte Komponenten <u>3. Phase: Schlüsselfertige Systeme</u> 4. Phase: Standardisierte Komponenten
Soziokognitives Modell (vgl. <i>Theoharakis, Wong</i> (2002))	Anzahl und Inhalt von „Marktgeschichten“	1. Phase: Technologieintensiv <u>2. Phase: Anbieter-Push</u> <u>3. Phase: Produktfokus</u> 4. Phase: Disadoption

Das Produktlebenszykluskonzept (PLZ), das seit den fünfziger Jahren als ein zentrales (wenn auch nicht unumstrittenes) Marketingkonzept gilt, beschreibt die Marktevolution eines Produktes anhand der Umsatz- und Gewinnentwicklung und sieht in der Regel vier Evolutionsphasen vor (vgl. Abbildung 1.7).

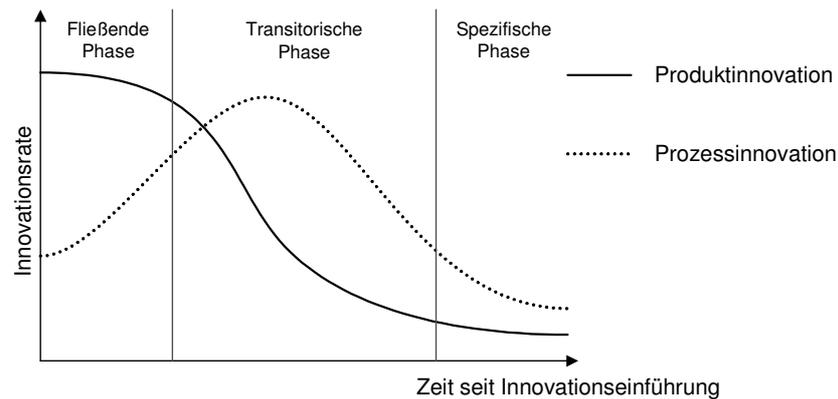


**Abbildung 1.7:** Konzept des Produktlebenszyklus (in Anlehnung an *Rink, Swan* (1979))

Dieses Konzept wird in der vorliegenden Arbeit auf der Produktkategorieebene betrachtet (vgl. hierzu auch *Harrell, Taylor* (1981)). Wie in Unterabschnitt 1.2.4 erwähnt, ist die empirische Absatzkurve der meisten High-Tech-Innovationen, genauso wie im PLZ-Konzept vorgeschlagen, S-förmig: Nach einer Anlaufzeit, in der sich der Absatz nur marginal erhöht, kommt der Zeitpunkt für den großen Absatzsprung (vgl. *Golder, Tellis* (1997), *Agarwal, Bayus* (2002)). Nach der Phase des rapiden Wachstums findet ein Wechsel in eine stabilere Phase mit geringeren Zuwachsraten statt.

Das bereits in Unterabschnitt 1.2.2 vorgestellte Konzept des Technologieadoptionszyklus, das von *Moore* (1999, S. 9 ff.) auf Grundlagen der Arbeit von *Rogers* (1983) speziell für High-Tech-Märkte entwickelt wurde, definiert die Evolutionsphasen anhand der Marktpenetration. Den einzelnen Phasen werden verschiedene Adopterkategorien zugeordnet, die sich in Einstellung gegenüber Technologie und in Produktpräferenz voneinander unterscheiden. Zu beachten ist hier, dass die in Abbildung 1.2 auf Seite 13 gezeichnete glockenförmige Kurve die Anzahl neuer Adopter und damit den adoptionsbedingten Absatz repräsentiert. Hierin sind im Unterschied zum Produktlebenszykluskonzept weder Ersatz- noch Zusatzkäufe enthalten.

Im Innovationsdynamikmodell von *Utterback* (1994, S. 79 ff.) wird ein Zusammenhang zwischen der Produkt- und der Prozessinnovationsrate im Zeitablauf dargestellt (vgl. Abbildung 1.8). Unter einer Innovationsrate wird das Ausmaß der Veränderung einer Folgeinnovation gegenüber dem vorangegangenen Zustand verstanden. Produktinnovationen zielen auf Verbesserungen der Produkteigenschaften, während sich Prozessinnovationen um Verbesserungen der Fertigungsverfahren bemühen.



**Abbildung 1.8:** Innovationsdynamikmodell (in Anlehnung an *Utterback* (1994, S. 91))

In der ersten Evolutionsphase, die als fließende Phase bezeichnet wird, ist die Produktinnovationsrate sehr hoch, die Prozessinnovationsrate hingegen niedrig, da häufige Veränderungen in Produktspezifikationen die Weiterentwicklung von Fertigungsverfahren erschwert. In dieser Phase wird hauptsächlich an Basistechnologien und Produktplattformen herumexperimentiert. Die Anzahl der Wettbewerber ist noch klein, ist aber tendenziell steigend. Die nächste Phase, in der sich aus diversen Produktplattformen ein technischer Standard, das so genannte dominante Design, herausbildet, wird transitorische Phase genannt. Nachdem ein De-facto-Standard entstanden ist, beginnt die Produktinnovationsrate ruckartig zu sinken. Dafür steigt die Fertigungsinnovationsrate und überholt in der Folge die Produktinnovationsrate. In dieser Phase verschiebt sich der Schwerpunkt der Produktinnovation von der Entwicklung neuer Produktplattformen zur Entwicklung neuer Produktvarianten auf Basis einer bereits etablierten Plattform. Die Anzahl der Konkurrenzfirmen erreicht den Höhepunkt, beginnt aber nach der Entstehung des dominanten Designs zu sinken. Die letzte Phase der Evolution, die spezifische Phase, ist durch eine niedrige Produkt- und Prozessinnovationsrate gekennzeichnet. Standardisierte Produkte werden von einer kleinen Anzahl von Firmen angeboten, die eine klassische Oligopolstruktur mit stabilen Marktanteilen bilden.

Das Innovationsdynamikmodell von *Utterback* beschreibt den empirisch häufig beobachteten Evolutionsverlauf von High-Tech-Innovationen: Existenz mehrerer konkurrierender Formate → Herausbildung eines De-facto-Standards → Herstellung standardisierter Produkte. Ein repräsentatives Beispiel hierfür kommt aus dem Videorekordermarkt. Ab 1974 war die erste, technisch noch nicht ausgereifte Plattform SVR erhältlich, bis diese mit dem Markteintritt der neuen Plattformen Beta und VHS im Jahr 1977 aus dem Markt verdrängt wurde. Mit der Einführung der als technisch überlegen geltenden Plattform Video2000 im Jahr 1979 gerät der Videorekordermarkt in Europa in eine Phase, die durch eine sehr hohe Produktinnovationskonkurrenz geprägt ist. Ab 1983 war das Ende von Beta sowie des lediglich im europäischen Markt angebotenen Video2000 abzusehen. Seitdem sich VHS Ende

der achtziger Jahre zum De-facto-Standard durchsetzte, basieren alle Videorekorder auf diesem Format (vgl. *Schoder* (1995)).

Beim DVD-Player wollten Hardware-Hersteller und Filmstudios einen erneuten Formatwettbewerb vermeiden und arbeiteten von vorne herein an einem gemeinsamen Standard. Gegenwärtig herrscht der Konkurrenzkampf um die Plattform der neuen High-Definition-DVD. Blue-Ray-Disk, das von *Sony* gemeinsam mit Elektronikherstellern wie *Panasonic*, *Sharp* und *Samsung* entwickelt wurde, kämpft mit der rivalisierenden HD-DVD von *Toshiba* und *NEC*. Die Beteiligten bemühten sich bis zur letzten Minute um die Vereinheitlichung der Standards. Der Trend geht offensichtlich dahin, dass die Hersteller den Versuch unternehmen, bereits vor der kommerziellen Einführung sich auf einen gemeinsamen technischen Standard zu einigen, um einen marktschädlichen Verdrängungswettkampf zu vermeiden. Dies bedeutet implizit, dass die fließende Phase bereits vor der offiziellen Markteinführung endet, und dass Ressourcen nach der kommerziellen Einführung nicht mehr für die Entwicklung der Basistechnologie, sondern gleich für Produktdifferenzierungen und für die Optimierung des Herstellungsverfahrens investiert werden.

Das Konzept der dynamischen Wettbewerbsstrategien definiert die Evolutionsphasen anhand des Integrations- und Standardisierungsgrades und geht davon aus, dass sich im Zeitablauf einzelne nicht aufeinander abgestimmte Teile, integrierte Komponenten, schlüsselfertige Systeme und standardisierte Komponenten ablösen (vgl. *Mathur* (1984, S. 104)). Ein sehr ähnliches Konzept wird von *Dunn*, *Hulak*, *White* (1999) vorgeschlagen, wobei der Evolutionspfad von einer spezialisierten Lösung über eine angepasste Lösung und Mehrwertlösung („mass customization“) bis hin zu einer verpackten Lösung führt. Die beiden Konzepte sind im Großen und Ganzen mit dem Innovationsdynamikmodell von *Utterback* konform.

*Theoharakis*, *Wong* (2002) betrachten die Evolution von technologischen Innovationen aus soziokognitiven Perspektiven und untersuchen dynamische Änderungen von in einschlägigen Branchenzeitschriften erschienenen „Storys“. Dabei werden die Artikel nach dem Inhalt in vier Kategorien sortiert: (1) Technische Storys (z.B. technologische Merkmale, Etablierungsversuche von technischen Standards), (2) Produktbezogene Storys (z.B. Vorstellung von Neuprodukten), (3) Storys über die Adoption (z.B. Fallstudien über die Implementierung), (4) Storys über die Disadoption (z.B. Substitutionsmöglichkeiten durch andere Technologien). Anhand einer Clusteranalyse identifizieren sie vier Evolutionsphasen. Die technologieintensive Phase wird durch einen hohen Anteil der technischen Storys und eine beschränkte Menge der produktbezogenen Storys charakterisiert. In der Anbieter-Push-Phase verringert sich der Anteil der technischen Storys um die Hälfte, und dafür verdoppelt sich der Anteil der produktbezogenen Storys. Auch Storys über die Adoption erreichen in dieser Phase die höchste Anzahl. Die Produktfokus-Phase wird durch produktbezogene Storys dominiert, während technische Storys in den Hintergrund treten. In der Disadoptionsphase

gehen technische, produkt- und adoptionsbezogene Storys zurück, dafür tauchen Storys über die Disadoption auf. Die Gesamtanzahl der Storys steigt zunächst kontinuierlich an und nimmt mit dem Ausreifen der Technologie allmählich ab.

### 1.3.2 Interaktive Beziehungen

Die Evolution von High-Tech-Märkten wird durch Interaktionen zwischen verschiedenen Gruppen der Marktbeteiligten und innerhalb der jeweiligen Gruppen vorangetrieben. Tabelle 1.8 fasst im Prozess der Marktevolution relevante, interaktive Beziehungen zusammen.

**Tabelle 1.8:** Interaktive Beziehungen bei der Evolution von High-Tech-Märkten (eigene Erstellung)

Interaktive Beziehungen	Zugrunde liegende Effekte
Aktuelle Nutzer → potenzielle Nutzer	Imitations- und Mundpropagandaeffekte, direkte Netzwerkeffekte
Aktuelle Nutzer → Hersteller → potenzielle Nutzer	Erfahrungs- und Skaleneffekte: - Preissenkungen - Qualitätsverbesserungen
Aktuelle Nutzer → Hersteller → potenzielle Nutzer	Effekte der Wettbewerbsverschärfung: - Preissenkungen - Qualitätsverbesserungen - Intensivierung von Marketingaktivitäten
Aktuelle Nutzer → Anbieter komplementärer Produkte → potenzielle Nutzer	Indirekte Netzwerkeffekte
Aktuelle Nutzer → Händler → potenzielle Nutzer	Infrastruktureffekte
Aktuelle Hersteller → potenzielle Hersteller	Imitationseffekte
Aktuelle Händler → potenzielle Händler	Imitationseffekte

Die verschiedenen Formen der interaktiven Beziehung aktueller Nutzer zu potenziellen Nutzern wurden bereits in den Unterabschnitten 1.2.3 und 1.2.4 eingehend diskutiert. Die interaktive Beziehung zwischen Nutzern und Herstellern wird in erster Linie durch Erfahrungskurveneffekte gekennzeichnet (vgl. *Schoder (1995), Redmond (1991)*). Kaufen mehr Verbraucher das Produkt, so können die Stückkosten und der Preis infolge von Erfahrungskurveneffekten fallen. Außerdem kann die Qualität durch Rückkopplungen von Nutzern verbessert werden („Learning by doing“). Letztlich werden potenzielle Käufer von fallendem Preis und von steigender Qualität profitieren. Ein anderer Interaktionsmechanismus, der die Hersteller und Nutzer betrifft, bezieht sich auf die Wettbewerbsintensität. Kaufen mehr Verbraucher das Produkt, so kann der sich entwickelnde Produktmarkt weitere Hersteller anziehen. Potenzielle Käufer werden dann von der Verschärfung des Wettbewerbs profitieren, da sie im Allgemeinen eine große Anzahl der Anbieter und eine dementsprechend große Auswahl an Produktmodellen schätzen. Des Weiteren kann die Intensivierung des Wettbewerbs verstärkte Marketingaktivitäten (z.B. in Form von Preissenkungen und Werbeausgabenerhöhungen) veranlassen (vgl. *Agarwal, Bayus (2002)*).

*Kim, Bridges, Srivastava* (1999) modellieren Adoptionsentscheidungen seitens der Verbraucher und Eintritt-/Austrittsentscheidungen seitens der Hersteller simultan, um die Interdependenz zwischen der Diffusion und der Wettbewerbsintensität auf technologieintensiven Märkten (Videorekorder, PC und Workstation) zu untersuchen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Adoptionswahrscheinlichkeit in allen Produktkategorien durch die Anzahl der Wettbewerber positiv beeinflusst wird. *Kim, Bridges, Srivastava* (1999) schlussfolgern, dass die Intensivierung des Wettbewerbs zu Preissenkungen führt und auf diese Weise Kaufentscheidungen positiv beeinflusst. Sie finden heraus, dass der Preis mit der Wettbewerberzahl stärker als mit dem kumulierten Absatz korreliert ist. Preissenkungen, die nicht durch Erfahrungskurveneffekte erklärt werden können, resultieren offensichtlich aus verschärftem Preiskampf, der durch die Intensivierung des Wettbewerbs verursacht wird.<sup>19</sup> Indessen können Auswirkungen des Absatzes auf die Wettbewerbsintensität nicht eindeutig festgestellt werden. Die Anzahl der Markteintritte steigt lediglich auf dem Videorekordermarkt mit wachsendem Absatz.

Die wechselseitige Abhängigkeit zwischen Nutzern und Anbietern komplementärer Produkte wurde bereits im Kontext von indirekten Netzwerkeffekten in Unterabschnitt 1.2.4 behandelt. Ein ähnliches „Huhn-Ei-Problem“ könnte aber auch bei Etablierung der Vertriebsinfrastruktur auftauchen: Verbraucher kaufen das Produkt erst, wenn Händler in ihrer Nähe (bzw. ihres Vertrauens) es ins Sortiment aufgenommen haben. Die Händler wollen wiederum das Produkt erst führen, nachdem sie gesehen haben, dass sich das Produkt gut verkaufen lässt. *Gatignon, Anderson* (2001) modellieren Adoptionsentscheidungen seitens der Verbraucher und Verkaufsentscheidungen seitens der Einzelhändler simultan in fünf europäischen Spielkonsolenmärkten, um die Interdependenz zwischen der Diffusion und der Distributionsintensität zu untersuchen. Die beidseitige Beziehung wird lediglich im niederländischen Markt festgestellt. In den anderen Märkten ist die Beziehung entweder einseitig oder nicht statistisch signifikant.<sup>20</sup>

*Bridges, Ensor, Norton* (1993) weisen auf eine Art Imitationseffekte unter Herstellern hin und zeigen mit Hilfe eines Diffusionsmodells, dass der Zuwachs an Produktmodellen auf dem US-amerikanischen PC-Markt durch ein Imitationsverhalten erklärt werden kann. *Gatignon, Anderson* (2001) prüfen ihrerseits die Existenz von Imitationseffekten unter Einzelhändlern und stellen solche Effekte im britischen Spielkonsolenmarkt fest. Ähnliche Imitationseffekte könnten prinzipiell auch innerhalb von Anbietern komplementärer Produkte existent sein.

Die bisherige Diskussion deutet auf einen selbststärkenden Mechanismus der Marktevolution hin. Besonders die Käufer in der Vergangenheit tragen zum nachhaltigen Marktwachstum bei.

---

<sup>19</sup> Wegen des Verdrängungswettbewerbs werden High-Tech-Produkte (z.B. Flachbildfernseher) nicht selten unter Selbstkosten verkauft.

<sup>20</sup> Da ihre Untersuchung jedoch auf einem Diffusionsmodell basiert, können diese Ergebnisse in Wahrheit nur darauf hindeuten, dass Veränderungen in der Distributionsintensität auf solchen Märkten annähernd proportional sind, in denen die Effekte angeblich nicht signifikant sind (vgl. hierzu Unterabschnitt 2.5.3.1).

---

*Agarwal, Bayus (2002)* befassen sich indessen mit der Frage, wie der selbststärkende Marktmechanismus ausgelöst wird. Mit Hilfe eines proportionalen Hazard-Modells finden sie heraus, dass in der Initialphase der Eintritt neuer Konkurrenzfirmen die Haupttriebkraft der Marktentwicklung ist. Der sprunghafte Anstieg der Markteintritte geschieht immer vor dem sprunghaften Anstieg des Absatzes. Dies bedeutet implizit, dass Markteintrittsentscheidungen eher auf erwartetem Absatz als auf bereits realisiertem Absatz basieren.

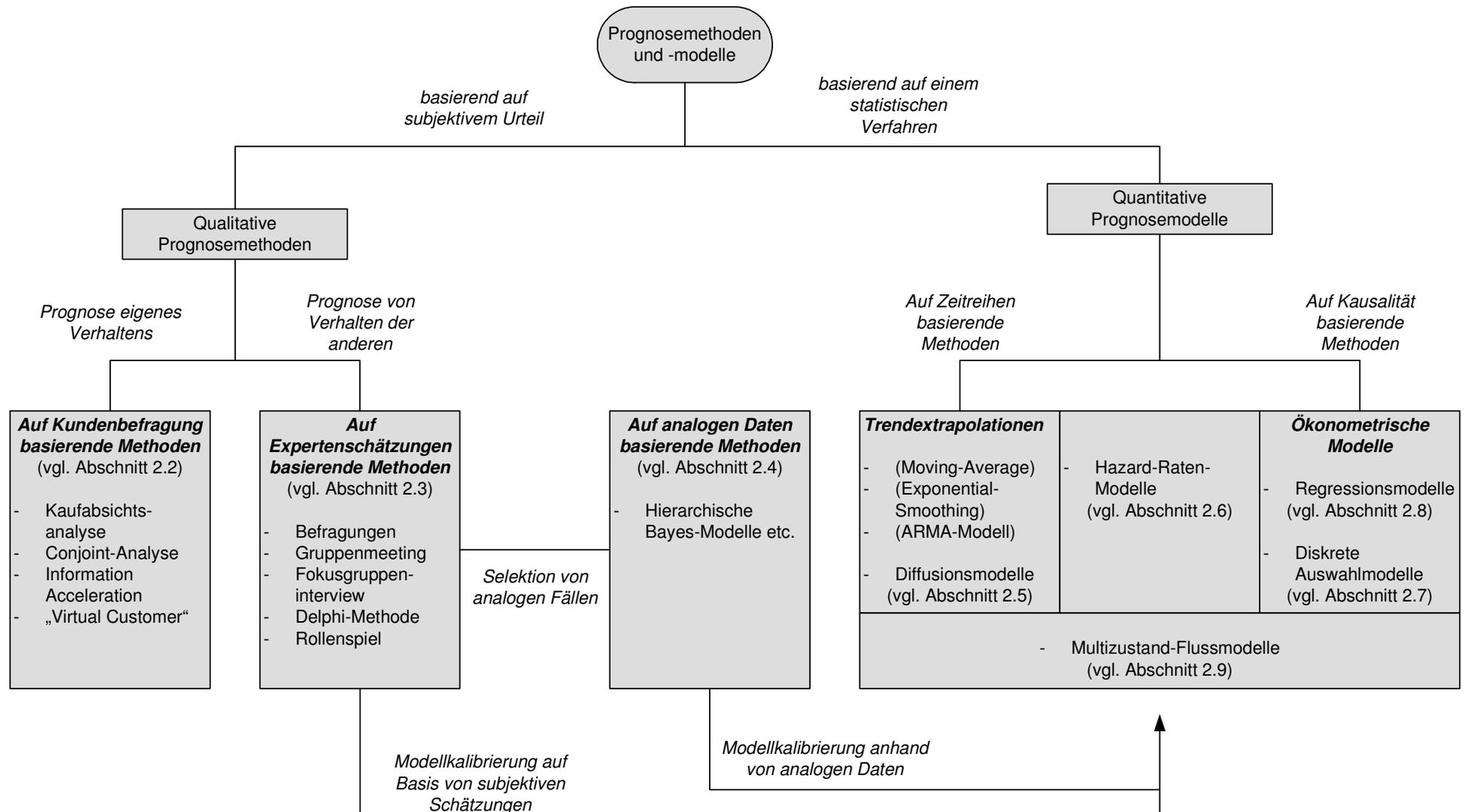
Medien spielen eine kritische Rolle bei der Entstehung eines empfänglichen oder feindlichen Klimas für eine Innovation (vgl. *Wind, Mahajan (1987)*). Durch die Medien werden nicht nur Adoptionsentscheidungen der Verbraucher, sondern vermutlich auch Eintrittsentscheidungen der Hersteller, der Anbieter komplementärer Produkte und der Händler beeinflusst.

## **Kapitel 2 Prognosemodelle und -methoden in der Literatur**

Im Mittelpunkt dieses Kapitels stehen die strukturierte Darstellung und Diskussion vorhandener Techniken zur Absatzprognose. Nach einem ersten Überblick über die Breite und Tiefe der Prognosetechniken werden zunächst qualitative Methoden diskutiert, die auf Kundenbefragungen bzw. auf Expertenmeinungen basieren. Daran anschließend wird erläutert, wie sich Daten aus ähnlichen Fällen der Vergangenheit im Rahmen eines quantitativen Prognosemodells nutzen lassen. Somit wird eine Brücke von qualitativen zu quantitativen Ansätzen geschlagen. Danach werden quantitative Modelle, angefangen von Diffusionsmodellen über Hazard-Raten-Modelle und diskrete Auswahlmodelle bis hin zu Regressionsmodellen, behandelt. Das Kapitel wird mit einer Diskussion von Multizustand-Flussmodellen abgeschlossen, in die verschiedene Prognoseansätze integriert werden können. Diese umfangreiche Zusammenfassung dient als Grundlage für den Aufbau des im nachfolgenden Kapitel einzuführenden eigenen Modellansatzes. Ausführliche Erläuterungen der konzeptionellen und methodischen Zusammenhänge, die die bisherige Lücke in der Prognose- und Marketingliteratur schließen, sollen bei der Selektion und Kombination der verschiedenen Prognosetechniken besonders nützlich sein. Hervorzuheben ist ferner, dass neben den allgemeinen Ansätzen auch speziell für technologische Produkte entwickelte, neuere Methoden- und Modellvarianten vorgestellt werden. Damit wird bezweckt, dass Anhaltspunkte für die Lösung der high-tech-spezifischen Probleme gefunden werden können.

### **2.1 Überblick**

Wie Abbildung 2.1 veranschaulicht, lassen sich verschiedene Prognosetechniken unterscheiden. Sie basieren entweder auf einem subjektiven Urteil oder stützen sich auf einem statistischen Verfahren (vgl. *Armstrong* (2001, S. 9 ff.)). Bei subjektiven Ansätzen entstehen Prognosen in den Köpfen der Menschen. Welche genauen Gedankenvorgänge dabei stattfinden, ist für andere nicht nachvollziehbar. Selbst wenn exakt gleiche Informationen als Inputdaten zur Verfügung gestellt werden, kommen je nach Person unterschiedliche Prognoseergebnisse zustande. Bei statistischen Ansätzen werden hingegen die Prognosevorgänge explizit spezifiziert, so dass auch andere Forscher unter Verwendung derselben Daten zu denselben Prognoseergebnissen kommen können.



**Abbildung 2.1:** Klassifizierung von Prognosestechniken (in Anlehnung an *Armstrong* (2001, S. 9))

Subjektive Prognosemethoden lassen sich wiederum in Ansätze unterteilen, die entweder auf Intentionen potenzieller Kunden basieren oder die sich auf Expertenmeinungen stützen. Während bei dem zuerst genannten Ansatz potenzielle Käufer ihr eigenes Käuferverhalten selbst prognostizieren, sagen bei dem zuletzt genannten Ansatz Experten das Käuferverhalten der potenziellen Käufer vorher (vgl. *Armstrong* (2001, S. 9 ff.)). Zu den auf Intentionen basierenden Methoden gehören die Kaufabsichtsanalyse und Conjoint-Analyse. In der Kaufabsichtsanalyse geht es um die Transformation von ausgedrückten Kaufabsichten in tatsächlich zu erwartende Kaufwahrscheinlichkeiten. Die Conjoint-Analyse ermöglicht die Untersuchung der Auswirkungen einzelner Produktmerkmale auf die Kaufabsicht. In Abschnitt 2.2 werden neben diesen beiden Methoden auch neuere computer- und internetgestützte virtuelle Kundenbefragungsverfahren vorgestellt. Während Intentionen grundsätzlich für kurzfristige Prognosen geeignet sind, können Expertenmeinungen sowohl für kurzfristige wie auch für langfristige Prognosen verwendet werden (vgl. *Armstrong* (1985, S. 85)). Prognosen durch Experten können anhand eines Fragebogens strukturiert und formal oder im Rahmen einer brainstormingartigen Sitzung unstrukturiert und informal erfolgen. Einzelne Experten können unabhängig voneinander ihre Einschätzungen abgeben oder sich auf eine gemeinsame Prognose einigen. In Abschnitt 2.3 werden verschiedene Methoden zur Gewinnung von Expertenschätzungen (darunter auch die Delphi-Methode) vorgestellt.

Quantitative Prognosemodelle lassen sich wiederum grob in Trendextrapolationen, bei denen der bisherige Verlauf in die Zukunft projiziert wird, und ökonometrische Modelle, bei denen Prognosen aufgrund der bisherigen Kausalbeziehungen zwischen der zu erklärenden Variable und einer oder mehreren erklärenden Variablen erstellt werden, unterteilen (vgl. *Armstrong* (2001, S. 10)). In Abbildung 2.2 wird der Unterschied der beiden Ansätze deutlich gemacht.

	Beobachtungen von Periode $t - d$ bis zur aktuellen Periode $t$	Prognose für Periode $t + k$
Trendextrapolationen	<p>Absatzdaten</p> $y_{t-d}, \dots, y_{t-2}, y_{t-1}, y_t$	<p>Absatzprognose</p> $y_{t+k}$
Ökonometrische Modelle	<p>Daten von kausalen Variablen <math>l = 1, \dots, L</math> (z.B. Preis, Werbung)</p> $x_{l,t-d}, \dots, x_{l,t-2}, x_{l,t-1}, x_{l,t}$ <p style="text-align: center;">↓</p> <p>Absatzdaten</p> $y_{t-d}, \dots, y_{t-2}, y_{t-1}, y_t$	<p>Prognose für kausale Variablen <math>l = 1, \dots, L</math></p> $x_{l,t+k}$ <p style="text-align: center;">↓</p> <p>Absatzprognose</p> $y_{t+k}$

**Abbildung 2.2:** Trendextrapolationen und ökonometrische Modelle (Quelle: *Armstrong* (1985, S. 75))

Techniken wie Moving-Average und Exponential-Smoothing berechnen zur Prognose für  $y_{t+k}$  einen gewichteten Durchschnitt einer bestimmten Anzahl von vergangenen Realisationen  $y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-d}$ . Beim Autoregressive/Moving-Average-Verfahren (ARMA-Modell) wird die Prognose für  $y_{t+k}$  als eine Linearkombination von einer bestimmten Anzahl von vergangenen Realisationen  $y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-d}$  und Störgrößen  $e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-d}$  ausgedrückt. Diese Art von Zeitreihenmodellen wird in der vorliegenden Arbeit nicht weiter behandelt, da sie verhältnismäßig lange Datenreihen benötigen und somit für junge Produktkategorien mit einer kurzen Absatzhistorie nicht geeignet sind. Die andere Vorgehensweise zur Trendexploration besteht darin, die zu prognostizierende Variable  $y_t$  als eine Funktion von Zeit  $y_t = f(t)$  zu modellieren. Als Funktionsform für  $f(t)$  wird typischerweise die lineare Funktion, die Exponentialfunktion, die Potenzfunktion oder eine S-förmige Funktion genutzt (vgl. Rao (1985)). Eine spezielle Kategorie unter den Trendexplorationen bilden Diffusionsmodelle, bei denen die zu prognostizierende Variable  $y_t$  als eine Funktion von kumulierten vergangenen Realisationen  $y_t = f(\sum_{\tau=1}^{t-1} y_\tau)$  ausgedrückt wird. Diffusionsmodelle werden in Abschnitt 2.5 ausführlich behandelt.

Diskrete Auswahlmodelle und Regressionsmodelle stellen die beiden Gruppen der ökonometrischen Modelle dar, die im Marketingbereich besonders relevant sind. Diskrete Auswahlmodelle werden auf nutzentheoretischen Grundlagen entwickelt und zielen auf die Erklärung und Prognose des Auswahlverhaltens (z.B. Kauf oder Nicht-Kauf) in Abhängigkeit von kausalen Variablen (z.B. Marketinginstrumenten). Auf diese Modellgruppe wird in Abschnitt 2.7 eingegangen. Regressionsmodelle beschreiben Kausalbeziehungen zumeist anhand einer einfachen Funktion (z.B. linear oder log-linear). Regressionsmodelle sind Gegenstand von Abschnitt 2.8. Es gibt Ansätze, bei denen Prognosen sowohl auf Trendexplorationen wie auch Kausalbeziehungen basieren. Bei den in Abschnitt 2.6 vorgestellten Hazard-Raten-Modellen werden beispielsweise zusätzlich zum longitudinalen Trend auch Effekte von kausalen Variablen berücksichtigt. In letzter Zeit wird außerdem eine gewisse Konvergenz der beiden Ansätze beobachtet. Auf der einen Seite wurde eine Vielzahl von Diffusionsmodellen entwickelt, die kausale Variablen, insbesondere Marketinginstrumente beinhalten. Auf der anderen Seite gibt es immer mehr diskrete Auswahlmodelle, in denen neben herkömmlichen kausalen Variablen auch die Zeit  $t$  als erklärende Variablen enthalten ist. Wie in Abschnitt 2.9 erläutert wird, lassen sich verschiedene quantitative Ansätze in ein Multizustand-Modell integrieren.

Wenn ausreichend viele Beobachtungen vorliegen und keine diskontinuierlichen Änderungen im Prognosezeitraum zu erwarten sind, liegt es auf der Hand, Realisationen in der Vergangenheit zur Modellkalibrierung zu verwenden. Sind solche Daten vor Markteinführung noch nicht verfügbar, so gibt es folgende drei Möglichkeiten zur Datengewinnung (vgl. Armstrong (1985, S. 153)):

- Feldtests
- Simulationen
- analoge Situationen

Im Marketing beziehen sich Feldtests auf Test-Märkte, wobei Neuprodukte probeweise in ein geografisch eingeschränktes Gebiet oder in einige ausgewählte Läden eingeführt werden. Angesichts rasanter technologischen Verbesserungen und rapiden Preisverfalls gibt es bei High-Tech-Produkten in der Regel keine Zeit, auf nationaler Ebene einen Test-Markt durchzuführen. Eine gängige Praxis ist vielmehr, neue High-Tech-Produkte zunächst in einige (als innovativ geltende) Ländermärkte einzuführen und je nach Resonanz auch andere Märkte zu erschließen. Verkaufsdaten für neue, häufig gekaufte Produkte (Lebensmittel und Körperpflegemittel) können auch im Rahmen von Pre-Test-Märkten erhoben werden. Zu diesem Zweck stehen kommerziell betriebene „simulierte Läden“ zur Verfügung. Solche Verkaufssimulationen sind allerdings für neue langlebige Gebrauchsgüter nicht effektiv, da es sich um teure und in großen Zeitabständen gekaufte Produkte handelt. In jüngster Vergangenheit wurden virtuelle Test-Märkte für neue Gebrauchsgüter entwickelt, wobei nach der multimedialen Präsentation des Neuproduktes die Kaufabsicht gemessen wird. Auf virtuelle Produkttests wird in Abschnitt 2.2 im Rahmen der auf Kundenbefragung basierenden Methoden eingegangen.

Auch Daten aus analogen Situationen können zur Modellkalibrierung herangezogen werden. Analoge Fälle beziehen sich z.B. auf ähnliche Produkte im selben Markt oder auf das gleiche Produkt in ähnlichen Märkten. In Abschnitt 2.4 wird gezeigt, wie Modellparameter für Neuprodukte anhand von vergleichbaren Fällen geschätzt werden können. Bei Nicht-Verfügbarkeit von statistischen Daten (aus eigenen Beobachtungen, Feldtests, Simulationen oder analogen Situationen) können Parameter eines quantitativen Prognosemodells durch Experten geschätzt werden. Darüber hinaus ist es möglich, auf Basis von analogen Situationen oder Expertenmeinungen gewonnene Parameterschätzungen mit datenbasierten Schätzungen unter Zuhilfenahme des Bayes-Ansatzes zu integrieren, wenn kurz nach Markteinführung wenige Datenpunkte vorliegen (vgl. Abschnitt 2.4).

## 2.2 Auf Kundenbefragung basierende Methoden

Nach *Jamieson, Bass* (1989) werden Kaufabsichtsdaten von 70 bis 90% der Klienten von großen Marktforschungsinstituten regelmäßig genutzt. Die wesentlichen Vorteile von Kaufabsichten bestehen in ihrer relativ einfachen Erhebbarkeit und der Tatsache, dass sie bereits vor der eigentlichen Kaufhandlung zu ermitteln sind. Sie bilden damit eine geeignete Ausgangsbasis für die Prognose zukünftiger Absatzentwicklungen, insbesondere bei der Einführung von Neuprodukten oder im Bereich von Gebrauchsgütern (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 418)).

Bei der Kaufabsicht handelt es sich um einen kognitiven Zustand, der die Absicht einer Person zum Ausdruck bringt, unter Berücksichtigung von Faktoren, die den Kauf verhindern oder fördern können, ein Produkt innerhalb eines begrenzten Zeitraumes zu kaufen (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 418)). Kaufabsichten der Verbraucher werden auf einer Ratingskala zum Ausdruck gebracht, wobei die Anzahl der Skalenpunkte von der binären Antwort (Ja oder Nein) bis zur Verwendung des Prozentsatzes (0% bis 100%) variieren. Studien zeigen, dass durch die Nutzung von Wahrscheinlichkeitsskalen qualitativ bessere Kaufabsichtdaten erhoben werden können (vgl. hierzu *Morwitz* (2001, S. 35 ff.)). Unabhängig davon, welche Skala gewählt wird, stimmen in der Regel geäußerte Kaufabsichten mit tatsächlichen Kaufwahrscheinlichkeiten nicht überein. Es gibt systematische und stochastische Faktoren, die einen Kauf trotz geäußelter Kaufabsicht verhindern. Beispielsweise kann die Verschlechterung der individuellen finanziellen Lage zum Verzicht auf den geplanten Kauf führen. Ebenfalls möglich ist, dass derjenige, der keine Kaufabsicht äußerte, zwischenzeitlich (infolge von Werbung oder Mundpropaganda) seine Meinung ändert und kurzfristig einen Kauf tätigt.

Verbraucher sind nicht immer in der Lage, ihr eigenes Verhalten in Zukunft korrekt zu prognostizieren. Nach *Morwitz* (2001, S. 41) neigen sie im Allgemeinen dazu, die eigene Kaufwahrscheinlichkeit bei langlebigen Gebrauchsgütern zu unterschätzen und bei häufig gekauften Verbrauchsgütern zu überschätzen. Ein derartiges Beispiel kommt aus dem PC-Markt. Aus einer 2001 im Auftrag des Branchenverbandes *gfu* durchgeführten Umfrage geht hervor, dass der durchschnittliche Verbraucher beabsichtigt, seinen PC ca. acht Jahre nach dem Kauf zu ersetzen. Dabei liegt die tatsächliche Nutzungsdauer für PCs zum Zeitpunkt der Umfrage bei knapp fünf Jahren. Aus dieser Diskussion wird die Notwendigkeit deutlich, geäußerte Kaufabsichten mittels eines geeigneten Modells in „tatsächlich“ zu erwartende Kaufwahrscheinlichkeiten zu transformieren. Dabei wird in der Regel eine lineare Beziehung zwischen der tatsächlichen Kaufwahrscheinlichkeit  $P$  und der auf einer Wahrscheinlichkeitsskala zum Ausdruck gebrachten Kaufabsicht  $KA$  unterstellt ( $P = \theta_1 + \theta_2 KA$ ). Die Parameter  $\theta_1$  und  $\theta_2$  können auf Basis von Erfahrungen in der Vergangenheit oder Expertenmeinungen geschätzt werden. Methodisch elegant sind Schätzungen dieser Parameter unter Rückgriff auf eine Beta-Binomial-Verteilung (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 419 ff.)). Ausführlichere Erläuterungen zur Intentionstransformation finden sich z.B. bei *Morwitz* (2001, S. 41 ff.).

Die andere, auf Befragung potenzieller Kunden basierende Prognosemethode ist die Conjoint-Analyse. Sie wird in verschiedenen Industrien eingesetzt, um unter anderem alternative Produktkonzepte im Rahmen der Neuproduktentwicklung zu testen. Die kommerzielle Verfügbarkeit der schlüsselfertigen PC-Software trägt zur Beliebtheit dieser Methode bei. Die zentrale Annahme dieser Methode besteht darin, dass sich die Präferenz eines Produktes aus Teilnutzenwerten einzelner Merkmalsausprägungen zusammensetzt. Werden einmal die

Teilnutzenwerte der einzelnen Produkteigenschaften ermittelt, so können die Gesamtpräferenzen für alternative Produkte berechnet werden, sofern sie als Kombinationen dieser Produkteigenschaften darstellbar sind. Aufgrund der berechneten Präferenzen kann der Marktanteil für ein bestimmtes Produkt im Verhältnis zu den anderen Produkten innerhalb einer Produktkategorie prognostiziert werden. Ausführlichere Methodenbeschreibungen finden sich z.B. bei *Green, Srinivasan* (1990) wieder.

Die Conjoint-Analyse bezieht sich auf Auswahlentscheidungen der Verbraucher unter der Annahme, dass sie in der Produktkategorie einen Kauf tätigen. Diese Methode kann deshalb nicht dazu eingesetzt werden, Kauf-/Nichtkauf-Entscheidungen in Bezug auf eine Innovation zu analysieren. Im Kontext von High-Tech-Produkten ist ihr interessanter Anwendungsbereich vielmehr die Erklärung und Prognose des Marktanteils einer neuen Technologie gegenüber den alten Technologien. *Gupta, Jain, Sawhney* (1999) ermitteln unter Zuhilfenahme der Conjoint-Analyse die Verbraucherpräferenz in Bezug auf die alternativen TV-Technologien, wobei nicht nur Merkmale von TV-Geräten (Hardware), sondern auch Attribute bezüglich der Fernsehsendungen (Software) berücksichtigt werden. Aufgrund der ermittelten Präferenzstruktur wird eine Prognose zukünftiger Marktanteilsentwicklungen für die High-Definition-TV erstellt. *Kim, Srinivasan* (2003) führen ihrerseits eine Conjoint-Studie durch und ermitteln Präferenzfunktionen für PDAs. Anhand derer wird der Nutzen der von einem Verbraucher gegenwärtig genutzten PDA-Version sowie der Nutzen der aktuellen Produktversion berechnet. Die Nutzendifferenz der beiden Versionen wird dann zur Erklärung und Prognose von individuellen Ersatzentscheidungen auf dem PDA-Markt verwendet.

*Lynn, Schnaars, Skov* (1999) finden durch eine Befragung heraus, dass die Kaufabsichtsanalyse in der High-Tech-Industrie nicht so häufig wie in der Low-Tech-Industrie im Rahmen von Neuproduktprognosen zur Anwendung kommt. Als Grund hierfür vermuten sie den unterschiedlichen Innovationsgrad der Neuprodukte. Während Neuprodukte in der Low-Tech-Industrie mehrheitlich auf kontinuierlichen Innovationen beruhen, werden in der High-Tech-Industrie häufig aus diskontinuierlichen Innovationen hervorgehende Neuprodukte eingeführt. Verbraucher sind bei einer kontinuierlichen Innovation durchaus in der Lage, neue Produkteigenschaften und daraus resultierende Vorteile zu verstehen und diesbezüglich ihre eigenen Bedürfnisse zu artikulieren. Handelt es sich hingegen um eine diskontinuierliche Innovation, so sind sie längst noch nicht fähig, die Vorzüge der Innovation zu erkennen und ihr eigenes Käuferverhalten diesbezüglich vorauszusagen. Da sie bis dahin ohne die Innovation ausgekommen sind, können sie sich nicht vorstellen, welchen Nutzen ihnen aus dem Erwerb der Innovation entsteht. Über den PC wird gesagt: Keiner braucht wirklich einen PC bis zu dem Tag, an dem er einen kauft, und von dem Tag an will er ohne ihn nicht mehr leben. Ähnliche Probleme ergeben sich auch bei Anwendung der Conjoint-Analyse. *Kim, Srinivasan* (2003) bemerken, dass Conjoint nicht effektiv im Fall von radikal neuen Produkten ist, da Verbraucher nicht in der Lage sind, ihre Präferenz für gänzlich neue Produkteigenschaften korrekt wiederzugeben.

Im Fall einer diskontinuierlichen Innovation sollten daher die Verbraucher vor Durchführung der eigentlichen Befragung über die Innovation gründlich aufgeklärt werden, so dass sie sich die Nutzung der Innovation in ihrem persönlichen Umfeld konkret vorstellen können. *Urban, Weinberg, Hauser* (1996) führen einen computergestützten virtuellen Test-Markt durch, der Information Acceleration (IA) genannt wird, um die Kaufabsicht und multiattributive Einstellungen der Verbraucher in Bezug auf eine diskontinuierliche Innovation (Elektroauto) zu untersuchen (vgl. hierzu auch *Urban et al.* (1997)). Die Grundidee der IA besteht darin, mit Hilfe der multimedialen Computersimulation die Verbraucher in ein virtuelles Kaufumfeld zu versetzen. Sie werden durch simulierte Zeitungsartikel über zukünftige Umweltverhältnisse informiert und via simulierter Werbung im Fernsehen sowie in Zeitungen/Zeitschriften mit der Innovation bekannt gemacht. Weiterhin besteht die Möglichkeit für sie, sich eigenständig durch einen virtuellen Autohausbesuch, durch die Lektüre simulierter Fachzeitschriftenartikel, ebenso wie durch interaktive Kommunikation mit den virtuellen Nutzern der Innovation ausführlich zu informieren.

Entwicklungen in der Informations- und Telekommunikationstechnologie der jüngsten Vergangenheit eröffnen neue Perspektiven in Kundenbefragungsmethoden. Die zunehmende Verbreitung von leistungsstarken Multimedia-PCs und schnellen Breitband-Internetverbindungen ermöglichen rasche, kostengünstige und interaktive Kommunikation zwischen den Anbietern und (potenziellen) Nutzern, ebenso wie zwischen den Nutzern untereinander. Mit multimedialer Hilfe lassen sich zudem Produktkonzepte realitätsgetreu darstellen. Eine bereits in der Praxis implementierte, virtuelle Kundenbefragungsmethode ist die webbasierte Conjoint-Analyse, die im Vergleich zur konventionellen Methode durch die dreidimensionale Darstellbarkeit einzelner Produktmerkmale und durch die Möglichkeit der interaktiven Fragegenerierung realitätsnah und effizient durchgeführt werden kann. Bei einer anderen webbasierten Befragungsmethode, die „User Design“ genannt wird, nehmen die Verbraucher an einem virtuellen Produktdesign aktiv teil. Sie kreieren ihr Idealprodukt im Web, indem sie einzelne Produktkomponenten selbst zusammensetzen. Bei jeder Änderung der Produktmerkmale wird der aktualisierte Produktpreis angezeigt. Die neuen Technologien ermöglichen auch den „virtuellen Konzepttest“. Virtuelle Prototypen werden zwar auch im Rahmen der oben skizzierten IA-Methode eingesetzt. Im Unterschied zur IA kann jedoch der webbasierte Konzepttest via Internet von jedem beliebigen Platz aus durchgeführt werden.

Als ein Schwachpunkt der herkömmlichen Kundenbefragungsmethoden gilt die Nicht-Berücksichtigung der Interaktionen unter den Verbrauchern. Wie im vorigen Kapitel diskutiert, können die Präferenz und die Kaufabsicht eines Verbrauchers vom Käuferverhalten der anderen Verbraucher infolge von Mundpropaganda-, Imitations- und Netzwerkeffekten abhängen. Die neuartige webbasierte Prognosemethode, die „Securities trading of concepts“ genannt wird, lässt im Gegensatz zu den anderen Methoden Interaktionen zwischen den Kunden zu und kann zur Prognose für Produkte herangezogen werden, bei denen

Entscheidungen eines Kunden durch Meinungen und Kaufentscheidungen der anderen Kunden beeinflusst werden. Dieser Ansatz ähnelt am ehesten einem virtuellen Börsenspiel mit dem Unterschied, dass es sich nicht um Unternehmen, sondern um Produktkonzepte handelt. Zum Beginn des Börsenspiels werden den Spielteilnehmern alle Produktkonzepte mit multimedialer Hilfe wie beim „virtuellen Konzepttest“ vorgestellt. Nach der Börseneröffnung beginnt der Wertpapierhandel. Die teilnehmenden Verbraucher kaufen und verkaufen Wertpapiere und versuchen, den Wert ihres Portfolios zu maximieren. Wertpapierpreise werden dabei ausschließlich durch den Handel bestimmt. Anhand der finalen Wertpapierpreise werden zukünftige Markterfolge der Produktkonzepte prognostiziert. Ausführlichere Methodenbeschreibungen und die erste Validierung zu den webbasierten Kundenbefragungsmethoden finden sich in der Arbeit von *Dahan, Hauser* (2002).

## 2.3 Auf Expertenmeinungen basierende Methoden

Expertenschätzungen werden in High-Tech-Branchen zur Prognose für Neuprodukte am häufigsten eingesetzt (vgl. *Lynn, Schnaars, Skov* (1999), *Urban, Weinberg, Hauser* (1996)). Offensichtlich wird dabei davon ausgegangen, dass Experten eher als Durchschnittsverbraucher in der Lage sind, den Nutzen neuartiger Produkte korrekt zu beurteilen. Besonders bei einer Marktpotentialsschätzung für diskontinuierliche Innovationen wird auf Expertenmeinungen zurückgegriffen (vgl. *Thomas* (1985b, 1987)). Experten werden aber beim Fehlen statistischer Daten auch zu Parameterschätzungen für quantitative Prognosemodelle herangezogen (vgl. *Parker* (1994)). Beispielsweise werden in der Arbeit von *van Everdingen, Aghina* (2003) die Parameter eines Diffusionsmodells subjektiv geschätzt, bevor statistische Daten verfügbar werden. Auch *Gupta, Jain, Sawhney* (1999) verwenden mit Hilfe der Delphi-Methode gewonnene Expertenschätzungen im Rahmen eines Prognosemodells.

Auf Expertenmeinungen basierende Prognosemethoden beinhalten folgende drei relevante Aspekte:<sup>21</sup>

- Selektion der Experten
- Frageformulierung und Informationsbereitstellung
- Erhebung von Expertenschätzungen

Eine heterogene Gruppe von Experten sollte einbezogen werden, so dass sich ihr individuelles Fachwissen und ihre Fähigkeiten optimal ergänzen. Je nach Prognosesituation können interne Experten (z.B. Vertriebsmitarbeiter, Marketing- und Produktmanager) und/oder externe Experten (z.B. Marktforscher und Unternehmensberater) herangezogen werden. Auch so

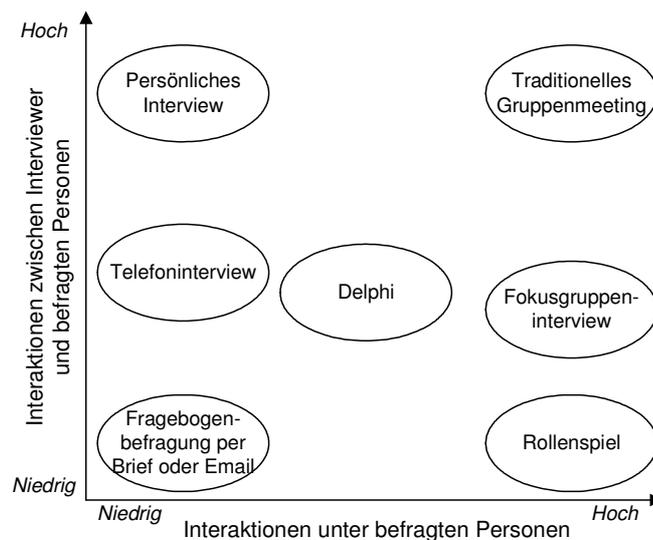
---

<sup>21</sup> Weitere Vorschläge zu Expertenschätzungen finden sich bei *Harvey* (2001), *Stewart* (2001) und *MacGregor* (2001) wieder.

genannte Lead-User kommen in Frage. Lead-User sind solche Verbraucher, deren Bedürfnisse und Verhalten in der Gegenwart auf Bedürfnisse und Verhalten des Massenmarktes in Zukunft vorausdeuten (vgl. von Hippel (1986)). Hingegen sollten diejenigen Experten ausgeschlossen werden, die unmittelbar am Projekt des zu betreffenden Neuproduktes beteiligt sind, da sie verständlicherweise zu einseitigen Schätzungen neigen. Armstrong (1985, S.91 ff.) weist darauf hin, dass die Experten über ausreichende Fachkenntnisse verfügen müssen, jedoch nicht allzu viele fachliche Erfahrungen mitzubringen brauchen, da die Menge des vorhandenen fachlichen Wissens empirischen Studien zufolge ab einem Mindestmaß mit der Prognoseleistung unkorreliert ist.

Bei der Frageformulierung ist Sorgfalt angebracht, denn Expertenmeinungen können durch die Art der Formulierung manipuliert werden (vgl. Armstrong (1985, S. 96 ff.)). Emotionale Ausdrücke mit positiven oder negativen Assoziationen sollten vermieden und durch klare, sachliche und neutrale Formulierungen ersetzt werden (vgl. Rowe (2001)). Neben der sorgfältigen Frageformulierung ist es wichtig, die Experten mit wirklich prognoserelevanten Informationen zu versorgen, anstatt sie mit allen verfügbaren Informationen zu überschütten (vgl. Harvey (2001), Stewart (2001)). Studien über den Zusammenhang zwischen der Informationsmenge und der Prognosequalität zeigen, dass über einem Mindestmaß hinausgehende Informationen nicht zur Erhöhung der Prognosegenauigkeit beitragen (vgl. Armstrong (1985, S. 100 f.)).

Zur Erhebung der Expertenmeinungen stehen verschiedene Techniken zur Verfügung, die sich in dem Ausmaß der Interviewer-Befragten-Interaktionen sowie in dem Ausmaß der Interaktionen unter den Befragten unterscheiden (vgl. Abbildung 2.3).



**Abbildung 2.3:** Positionierung der auf Expertenmeinungen basierenden Prognosemethoden (in Anlehnung an Armstrong (1985, S. 112))

Da bei individuellen Befragungen Interaktionen zwischen den Experten vermieden werden, erweist sich diese Methode als vorteilhaft in Situationen, in denen sich einige Experten durch die anderen (dominanteren) Experten eingeschüchtert und zu unehrlichen Antworten gezwungen fühlen (vgl. *Armstrong* (1985, S. 112)). Befragungen können per Post oder Email, in einem Telefoninterview oder in einem persönlichen Gespräch durchgeführt werden. Je nach dem gewählten Medium variiert der Grad der Interaktionen zwischen dem Interviewer und den befragten Personen. Interaktionen treten bei persönlichen Interviews stärker als bei fragebogenbasierten schriftlichen Befragungen auf. Ein bedenkliches Phänomen bezüglich der Interviewer-Befragten-Interaktionen ist, dass die befragten Personen zu den Antworten neigen, die der Interviewer vermeintlich hören möchte (vgl. *Armstrong* (1985, S. 109)). Interviews haben aber gegenüber schriftlichen Befragungen den Vorteil der höheren Flexibilität. Auch teilstandardisierte oder gänzlich unstandardisierte Befragungen können in Form von Tiefeninterviews vorgenommen werden. Eine ausführlichere Diskussion der Befragungsmethoden finden sich z.B. bei *Decker, Wagner* (2002, S. 151 ff.). Schätzungen der einzelnen Experten können durch die Berechnung des einfachen oder gewichteten Durchschnitts zu einer gemeinsamen Prognose aggregiert werden (vgl. *Thomas* (1987)).

Beim traditionellen Gruppenmeeting sind sowohl Interaktionen unter den Befragten wie auch Interviewer-Befragten-Interaktionen sehr häufig. Trotz der bereits erwähnten Problematik bringen Interaktionen auch Vorteile. Durch gegenseitigen Meinungs austausch im Gruppenmeeting kann die Gefahr der auf unvollständige Wissen oder Missverständnisse zurückzuführenden Fehlprognosen verringert werden (vgl. *Rowe* (2001)). Das Fokusgruppeninterview bezieht sich auf eine relativ unstrukturierte Diskussionsrunde, die von einem erfahrenen Moderator mit einer kleinen Expertengruppe durchgeführt wird. Diese Methodik wird häufig im Rahmen der Neuproduktentwicklung eingesetzt, wobei als „Experten“ Lead-User eingeladen werden (vgl. *Mohr* (2001, S. 122 ff.)). Das Fokusgruppeninterview gilt als besonders nützlich, wenn zu erwarten ist, dass das Verhalten eines Verbrauchers durch die Reaktionen der anderen beeinflusst wird (vgl. *Armstrong* (1985, S. 124)).

Bei der Delphi-Methode handelt es sich um eine mehrstufige Befragungsmethode. Die einbezogenen Experten führen ihre Schätzung getrennt durch und geben diese anonym ab. Der Projektleiter analysiert die Antworten. Falls Schätzwerte stark voneinander abweichen, werden diese mit einem Kommentar auf einem neuen Formular erfasst. Das neue Formular wird erneut zur selbständigen Überarbeitung an die Experten gereicht. Durch diesen Rückkopplungsprozess wird versucht, ihnen die Möglichkeit eines Vergleiches und einer Überprüfung zu geben. Die wiederholte Befragung soll zur Verringerung der Spannweite der Expertenmeinungen führen. Die Rückkopplungsprozedur wird solange wiederholt, bis die gewünschte Konvergenz der Expertenschätzungen erreicht ist. Der Durchschnittswert der letzten Überarbeitung der Ergebnisse stellt das endgültige Schätzergebnis dar. Die Delphi-Methode vereint die Vorteile der schriftlichen Befragung mit denen des traditionellen

Gruppenmeetings. Jeder Experte kann auf Fachwissen der anderen zurückgreifen, ohne negative Reaktionen der anderen zu befürchten. Nach *Rowe* (2001) lassen sich mit Hilfe der Delphi-Methode bessere Prognoseergebnisse als durch individuelle Befragungen oder durch das traditionelle Gruppenmeeting erzielen. Eine ausführlichere Diskussion der Delphi-Technik ist z.B. in der Arbeit von *Rowe* (2001) zu finden.

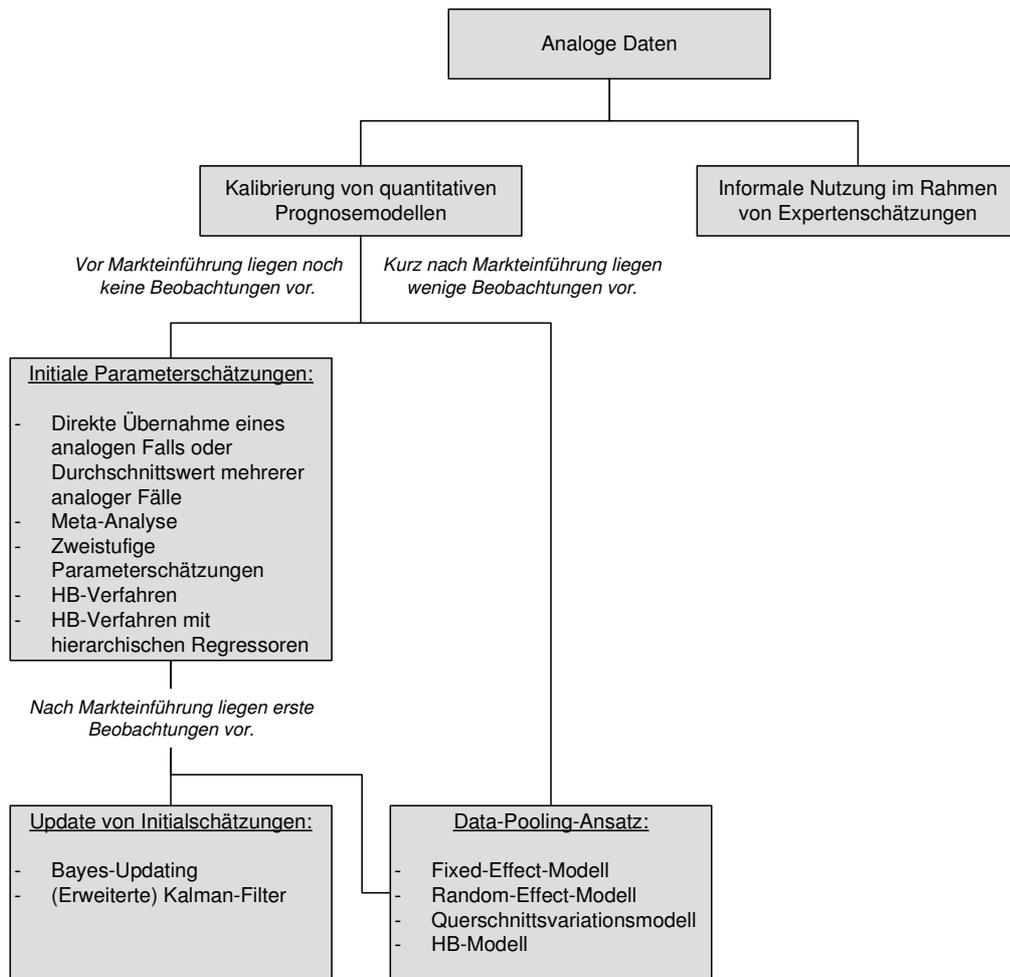
Bei Rollenspielen werden Interaktionen zwischen den Beteiligten ausdrücklich gefordert<sup>22</sup>. Die Rollenspieltelnehmer agieren, als wären sie die tatsächlichen Akteure in einer zu prognostizierenden Situation. Dieser Ansatz könnte für diskontinuierliche High-Tech-Innovationen geeignet sein, da bei der Marktentwicklung interaktiven Beziehungen zwischen den verschiedenen Marktbeteiligten eine kritische Bedeutung zukommt (vgl. Unterabschnitt 1.3.2).

## 2.4 Auf analogen Daten basierende Methoden

Unter Analogie kann die Ähnlichkeit zwischen mehreren Fällen verstanden werden. Nach der von *Kahn* (2002) durchgeführten Umfrage zählt die Untersuchung von analogen Fällen („Look-like“-Analyse) zu den regelmäßig eingesetzten Prognosemethoden für Neuprodukte. Die Beliebtheit dieses Ansatzes erklärt sich aus der verhältnismäßig leichten Verfügbarkeit analoger Daten und aus der gewissen Objektivität im Vergleich zu Intentions- oder Meinungsdaten (vgl. *Wind* (1981), *Duncan, Gorr, Szczypula* (2001)). Wie Abbildung 2.4 verdeutlicht, können analoge Daten entweder im Rahmen von Expertenschätzungen informell genutzt werden oder zur Kalibrierung quantitativer Prognosemodelle herangezogen werden. Liegen vor Markteinführung noch gar keine Beobachtungen vor, so können initiale Parameterschätzungen auf Basis von analogen Daten erfolgen. Sobald erste eigene Beobachtungen verfügbar werden, können die Initialschätzungen unter Berücksichtigung von diesen Daten upgedatet werden. Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, für Parameterschätzungen eigene und analoge Daten im Rahmen eines Data-Pooling-Modells gemeinsam zu nutzen.

---

<sup>22</sup> Vgl. hierzu *Armstrong* (1985, S. 124).



**Abbildung 2.4:** Prognosetechniken unter Nutzung von analogen Daten (eigene Erstellung)

Tabelle 2.1 zeigt die beispielhafte Nutzung von analogen Daten zur Kalibrierung quantitativer Prognosemodelle. Als analoge Fälle werden andere Produkte im selben geografischen Markt und/oder das gleiche Produkt in anderen geografischen Märkten herangezogen. Bei der Identifikation und Selektion von analogen Situationen sind zwei verschiedene Strategien erkennbar. Während einige keinen Wert auf die korrekte Identifikation von analogen Fällen legen und alle möglichen Fälle als Quellen der analogen Daten verwenden, bemühen sich die anderen darum, analoge Situationen möglichst korrekt zu identifizieren. Beispielsweise schlägt *Thomas (1985a)* vor, vergangene Fälle mit dem vorliegenden Fall in Hinsicht auf alle relevanten Kriterien wie etwa Produkt- und Kundencharakteristika, Marketingstrategie, Marktstruktur, politische und wirtschaftliche Faktoren, unter Zuhilfenahme eines Scoring-Modells systematisch zu vergleichen.

**Tabelle 2.1:** Beispiele für auf analogen Daten basierende Prognosemodelle

Autoren	Zu prognostizierender Fall und analoge Fälle	Selektion von analogen Fällen	Methoden	Prognosemodell
<i>Lilien, Rao, Kalish</i> (1981)	Eine pharmazeutische Innovation <u>Analoger Fall:</u> Eine ähnliche pharmazeutische Innovation	Expertenschätzungen	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Modifikation durch Experten <u>Update:</u> Bayes-Updating	Diffusionsmodell
<i>Srivastava et al.</i> (1985)	Finanzprodukt <u>Analoge Fälle:</u> Alternative Finanzprodukte	Alle verfügbaren Daten von alternativen Finanzprodukten	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Zweistufige Parameterschätzungen	Diffusionsmodell
<i>Thomas</i> (1985a)	Elektronische Mail <u>Analoge Fälle:</u> Ähnliche Innovationen (z.B. 24-Stunden-Lieferservice)	Expertenschätzungen (Scoring-Modell)	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Zweistufige Parameterschätzungen	Diffusionsmodell
<i>Rao, Yamada</i> (1988)	Pharmazeutische Innovationen <u>Analoge Fälle:</u> Andere pharmazeutische Innovationen	Alle verfügbaren Daten von pharmazeutischen Produkten	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Zweistufige Parameterschätzungen <u>Update:</u> Bayes-Updating	Diffusionsmodell
<i>Easingwood</i> (1989)	Farbfernseher <u>Analoge Fälle:</u> Farbfernseher in anderen europäischen Ländern	Expertenschätzungen	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Durchschnittswert der analogen Fälle	Diffusionsmodell
<i>Lenk, Rao</i> (1990)	Klimaanlage, Farbfernseher, Wäschetrockner, Ultraschallmaschine, Mammographie-Maschine, Lernprogramm für Fremdsprachen, Schnell-Lernprogramm <u>Analoge Fälle:</u> Jeweils die anderen o.g. Innovationen	Alle verfügbaren Daten	<u>Update:</u> HB-Modell ohne Regressoren	Diffusionsmodell
<i>Sultan, Farley, Lehmann</i> (1990)	Klimaanlage <u>Analoge Fälle:</u> Verschiedene Innovationen in den USA und Europa	Alle verfügbaren Daten	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Meta-Analyse <u>Update:</u> Bayes-Updating	Diffusionsmodell
<i>Bayus</i> (1993)	High-Definition-TV <u>Analoge Fälle:</u> Verschiedene Konsumelektronikinnovationen	Produktsegmentierung mit Hilfe von Faktorenanalyse und Clusteranalyse	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Gewichteter Durchschnittswert (Gewichtungen entsprechen Wahrscheinlichkeiten der Segmentzugehörigkeit)	Diffusionsmodell

Autoren	Zu prognostizierender Fall und analoge Fälle	Selektion von analogen Fällen	Methoden	Prognosemodell
Xie et al. (1997)	Klimaanlage, Farbfernseher, Wäschetrockner, Ultraschallmaschine, Mammographie-Maschine, Lernprogramm für Fremdsprachen, Schnell-Lernprogramm <u>Analoge Fälle:</u> vgl. <i>Sultan, Farley, Lehmann</i> (1990)	Meta-Analyse-Ergebnisse von <i>Sultan, Farley, Lehmann</i> (1990)	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Meta-Analyse <u>Update:</u> Augmented Kalman Filter with Continuous State and Discrete Observations	Diffusionsmodell
<i>Dekimpe, Parker, Sarvary</i> (1998)	Mobilfunk <u>Analoge Fälle:</u> Mobilfunk in anderen Ländern	Daten für Mobilfunk in allen verfügbaren Ländern	<u>Initiale Parameterschätzungen:</u> Querschnittsvariationsmodell	Diffusionsmodell
<i>Neelamegham, Chintagunta</i> (1999)	Kinofilme <u>Analoge Fälle:</u> Andere Kinofilme in anderen Ländern	Alle verfügbaren Daten von Kinofilmen in allen verfügbaren Ländern	<u>Data-Pooling:</u> Hierarchisches Bayes-Modell mit Regressoren	Poisson-Modell
<i>Islam, Fiebig, Meade</i> (2002)	Mobilfunk, ISDN, Faxgerät <u>Analoge Fälle:</u> Mobilfunk, ISDN bzw. Faxgerät in anderen Ländern	Daten für Mobilfunk, ISDN bzw. Faxgerät in allen verfügbaren Ländern	<u>Data-Pooling:</u> Alternativ: - Fix-Effect-Modell - Random-Effect-Modell - Querschnittsvariationsmodell	Diffusionsmodell
<i>Talukdar, Sudhir, Ainslie</i> (2002)	Videorekorder, CD-Player, Mikrowelle, Camcorder, Faxgerät, Mobiltelefon <u>Analoge Fälle:</u> Jeweils die anderen o.g. Innovationen in anderen Ländern	Daten für Konsumelektronik-innovationen in allen verfügbaren Ländern	<u>Data-Pooling:</u> HB-Modell mit hierarchischen Regressoren	Diffusionsmodell
<i>Lee, Boatwright, Kamakura</i> (2003)	Musik-CDs <u>Analoge Fälle:</u> Andere Musik-CDs	Alle verfügbaren Daten für Musik-CDs	<u>Data-Pooling:</u> HB-Modell mit hierarchischen Regressoren	Logistisches Hazard-Modell
<i>Neelamegham, Chintagunta</i> (2004)	Digitalkameramodelle <u>Analoge Fälle:</u> Andere Digitalkamera-Modelle	Alle verfügbaren Daten für Digitalkamera-Modelle	<u>Data-Pooling:</u> Dynamisches HB-Modell	Loglineares Regressionsmodell

Initiale Parameterschätzungen können auf verschiedene Weise erfolgen. Die einfachste Methode besteht darin, die Parameter eines quantitativen Prognosemodells für einen analogen Fall zu berechnen und sie direkt oder nach entsprechender Modifikation zu übernehmen (vgl. *Lilien, Rao, Kalish* (1981)). Sollten mehrere analoge Fälle herangezogen werden, so kann der Durchschnitt der berechneten Parameter verwendet werden (vgl. *Easingwood* (1989)). *Bayus* (1993) verbindet die Produktsegmentierung mit initialen Parameterschätzungen. Zunächst werden die Parameter eines Diffusionsmodells sowie die Parameter der Preis- und Kostenkurve für verschiedene bereits am Markt verfügbaren Produkte geschätzt. Im Anschluss daran werden diese aufgrund der geschätzten Parameterwerte in möglichst homogene Segmente eingeteilt, wobei eine Faktorenanalyse und eine Clusteranalyse zur Anwendung kommen. Im nächsten Schritt werden Klassifikationsfunktionen für die Produktsegmente mit Hilfe einer Diskriminanzanalyse entwickelt, wobei die erklärenden Variablen die Parameter der Preis- und Kostenkurve sind. Das Neuprodukt kann dann aufgrund der antizipierten Preis- und Kostenkurve via Klassifikationsfunktionen einem Produktsegment zugeordnet werden. Als initiale Parameterschätzungen für das Neuprodukt können die mittleren Parameterwerte des als zugehörig identifizierten Produktsegments verwendet werden. Noch eleganter ist jedoch die Verwendung des gewichteten Durchschnitts der mittleren Parameterwerte der jeweiligen Segmente, wobei die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit des Neuproduktes zu den jeweiligen Segmenten als Gewichtung dient.

*Sultan, Farley, Lehmann* (1990) zeigen, dass die Ergebnisse der Meta-Analyse für Initialschätzungen genutzt werden können. Unter einer Meta-Analyse ist eine statistische Analyse von Ergebnissen der in der Vergangenheit unabhängig voneinander durchgeführten Primär-Untersuchungen zu verstehen (vgl. *Glass* (1976)). In der Meta-Analyse von *Sultan, Farley, Lehmann* (1990) werden die in den unabhängigen Studien berechneten Diffusionsparameter  $p$  und  $q$  jeweils als eine Funktion von Innovationscharakteristika, Ländermarkt, Modellspezifikation sowie Kalibrierungsmethode modelliert. Auf diese Weise kann herausgefunden werden, welcher Anteil der Variation in den Diffusionsparametern systematisch und durch die genannten Merkmale erklärbar ist. Werden die Merkmale des vorliegenden Falls in die Ergebnisse der Meta-Analyse eingegeben, so entstehen A-Priori-Schätzungen für das Neuprodukt. Auch *Xie et al.* (1997) und *van Everdingen, Aghina* (2003) nutzen die Meta-Analyse-Ergebnisse von *Sultan, Farley, Lehmann* (1990) als Referenzwerte bei initialen Parameterschätzungen<sup>23</sup>.

Existieren nicht genügend Primär-Untersuchungen für eine Meta-Analyse, so können die Parameter eines Prognosemodells eigens für verschiedene Produkte geschätzt werden. Die geschätzten Parameter werden dann jeweils als eine Funktion von Produktmerkmalen modelliert. Die von potenziellen Kunden wahrgenommenen Merkmalsausprägungen des Neuproduktes und der analogen Produkte können mit Hilfe von multiattributiven

---

<sup>23</sup> *Vanhonacker, Price* (1992) weisen auf Probleme mit „leeren Zellen“ hin, die bei Nutzung der Meta-Analyse-Ergebnisse als A-Priori-Schätzungen auftreten.

Einstellungsmessungen ermittelt werden (vgl. *Rao, Yamada* (1988), *Srivastava et al.* (1985), *Thomas* (1985a))<sup>24</sup>. Nachdem die funktionale Beziehung der Modellparameter zu den Produktmerkmalen anhand von analogen Daten festgelegt wurde, können die Parameter für das Neuprodukt durch die Eingabe seiner Merkmalsausprägungen berechnet werden.

Während *Rao, Yamada* (1988), *Srivastava et al.* (1985) und *Thomas* (1985a) zunächst die Parameter des Prognosemodells für die analogen Fälle schätzen und erst danach die funktionale Beziehung zwischen den Parametern und den Merkmalen herstellen, modellieren *Dekimpe, Parker, Sarvary* (1998) von vorn herein die Parameter des Diffusionsmodells als eine Funktion von Merkmalen und schätzen alles in einem Schritt (→ Querschnittsvariationsmodell). Methodisch noch eleganterer ist der Einsatz des Hierarchischen Bayes-Verfahrens (HB), bei dem unterstellt wird, dass die Parametervariation zwischen verschiedenen Produkten durch eine statistische Verteilung repräsentiert wird. Der gemeinsame Mittelwert der Verteilung kann als Initialschätzung für das Neuprodukt genutzt werden (vgl. *Lenk, Rao* (1990)).

*Abe, Katahira* (2001) bemerken zum HB-Ansatz allerdings kritisch: *“In the Bayesian approach, past data is used to estimate a prior distribution of model parameters. That is, to set a prior value to ‘norm’. Unfortunately, such a ‘norm’ prior tends to pull (or shrink) the forecast toward an ‘average’ prediction. Experience with real data suggests that each product is so different that an ‘average’ input generating an ‘average’ result is not particularly insightful.”* Diese Kritik kann zum einen dadurch umgangen werden, dass die analogen Fälle sorgfältig ausgewählt und nicht wahllos alle verfügbaren Daten verwendet werden. Die andere Möglichkeit besteht darin, in das HB-Modell hierarchische Regressoren einzubeziehen, damit zusätzlich zur stochastischen Variation auch eine systematische Parametervariation in Abhängigkeit von exogenen Variablen (Produkt- und Ländercharakteristika) berücksichtigt werden kann (vgl. *Talukdar, Sudhir, Ainslie* (2002) und *Lee, Boatwright, Kamakura* (2003)).

Das HB-Modell mit hierarchischen Regressoren kann im Unterschied zur zweistufigen Parameterschätzung die Fehlerstruktur korrekt erfassen (vgl. *Lee, Boatwright, Kamakura* (2003)). Wenn in der zweistufigen Parameterschätzung die Modellparameter für jeden analogen Fall geschätzt werden und erst danach eine funktionale Beziehung zwischen den geschätzten Parametern und den Produktcharakteristika hergestellt wird, besteht die Gefahr, eine falsche Schlussfolgerung über die Bedeutung der Produktcharakteristika zu erhalten. Das Bestimmtheitsmaß  $R^2$  für die Regressionsgleichung der geschätzten Modellparameter und der Produktmerkmale kann nämlich nur wegen erheblicher Schätzungsfehler bezüglich der Modellparameter in der ersten Schätzungsstufe und nicht wegen der tatsächlichen

---

<sup>24</sup> Sollten Daten des gleichen Produktes aus anderen Ländern verwendet werden, so dienen anstelle der Produktcharakteristika Ländercharakteristika (z.B. ökonomische, demografische und soziale Faktoren) zur Erklärung der systematischen Parametervariation (vgl. *Dekimpe, Parker, Sarvary* (1998)).

Unkorreliertheit zwischen den Modellparametern und den Merkmalen niedrig sein. Der HB-Ansatz mit hierarchischen Regressoren hat auch gegenüber dem herkömmlichen Querschnittsvariationsmodell einen Vorteil, da er neben einer durch die Produktmerkmale erklärbaren Parametervariation auch einer unsystematischen Variation Rechnung tragen kann. Der wesentliche Nachteil dieses Ansatzes ist seine Kompliziertheit und der damit verbundene Rechenaufwand.

Die vor der Markteinführung anhand von analogen Daten geschätzten Parameter<sup>25</sup> können upgedatet werden, sobald erste eigene Beobachtungen vorliegen. Hierfür wird häufig das Bayes-Updating angewendet (z.B. *Sultan, Farley, Lehmann* (1990)). Die initialen Parameterschätzungen werden mit den auf Basis von eigenen Daten geschätzten Parametern gemäß der Bayes-Updating-Formel so kombiniert, dass die beiden Parameterwerte mit der Inversen der jeweiligen Varianz gewichtet werden. *Xie et al.* (1997) setzen anstatt des Bayes-Updating auf einen erweiterten Kalman-Filter. Für den Fall, dass initiale Parameterschätzungen mit Hilfe des HB-Modells vorgenommen werden, können die Daten des Neuproduktes zusammen mit den analogen Daten im Rahmen des HB-Modells verwertet werden (vgl. *Lenk, Rao* (1990)). *Neelamegham, Chintagunta* (2004) integrieren den HB-Ansatz mit dem Kalman-Filter. Auf die Update-Methoden für Diffusionsmodelle wird in Unterabschnitt 2.5.2 genauer eingegangen.

Wenn kurz nach Markteinführung nur wenige Datenpunkte für das Neuprodukt vorliegen und instabile Parameterschätzungen zu befürchten sind, kann der Data-Pooling-Ansatz zum Einsatz kommen. Dabei wird von einer gewissen Gemeinsamkeit in Bezug auf Modellparameter in den analogen Fällen ausgegangen. Beim bereits diskutierten HB-Modell wird unterstellt, dass die Modellparameter zwar produktspezifisch sind, jedoch durch eine gemeinsame statistische Verteilung dargestellt werden können. Im ebenfalls bereits erwähnten Querschnittsvariationsmodell werden ein oder mehrere Parameter als eine Funktion von produktspezifischen Variablen dargestellt. Das Fix-Effekt-Modell beinhaltet Dummy-Variablen, um Schätzungen des produktspezifischen Interzepts zu ermöglichen. Die sonstigen Parameter sind identisch für alle Produkte. Im Random-Effect-Modell ist das Interzept stochastisch, wobei die Variation des Interzepts durch eine geeignete statistische Verteilung erfasst wird.

## 2.5 Diffusionsmodelle

Diffusionsmodelle befassen sich mit der zeitlichen Verbreitung von Innovationen unter ihren potenziellen Nutzern. Sie werden zur Prognose, ebenso wie zu deskriptiven und normativen Zwecken eingesetzt (vgl. *Mahajan, Muller, Bass* (1990)). Anhand von empirisch-deskriptiven Modellen werden diffusionstheoretische Hypothesen geprüft, während mit Hilfe von

---

<sup>25</sup> Zu initialen Parameterschätzungen können auch Experten herangezogen werden.

theoretisch-normativen Modellen optimale Marketingstrategien hergeleitet werden. Zu Prognosezwecken werden Diffusionsmodelle auf verschiedenste Innovationen unter anderem aus den Bereichen Landwirtschaft, Pharma, Haushalts- und Unterhaltungselektronik, Informations- und Telekommunikationstechnologie angewendet. Zu ihren repräsentativen Anwendern sollen namhafte Unternehmen wie Eastman Kodak, RCA, IBM, Sears und AT&T zählen (vgl. *Mahajan, Muller, Bass* (1990)). Soll der Absatz mit Hilfe eines Diffusionsmodells prognostiziert werden, so sind folgende Punkte zu beachten: (1) Grundsätzlich wird vorausgesetzt, dass multiple Käufe (Wiederhol-, Ersatz- oder Zusatzkäufe) im Betrachtungszeitraum nicht existieren, da nur unter dieser Voraussetzung die Anzahl der Innovationsnutzer der Absatzmenge entspricht. (2) Diffusionsmodelle sind prinzipiell auf der Ebene der Produktkategorie und nicht auf der Ebene der Marken oder Produktmodelle anzuwenden, da eine Marke oder ein Produktmodell nicht als eine Innovation anzusehen ist.

### 2.5.1 Grundkonzept

Das bekannteste Diffusionsmodell im Marketing ist das Bass-Modell (vgl. *Bass* (1969)). Dieses auf der Grundlage der Diffusionstheorie entwickelte Modell unterstellt, dass die Diffusion einer Innovation sowohl durch die Massenmedien wie auch durch Mundpropaganda der bisherigen Käufer vorangetrieben wird. Die zentrale Annahme des Bass-Modells besteht darin, dass die Wahrscheinlichkeit für einen Adoptionskauf zum Zeitpunkt  $t$  unter der Bedingung, dass dies bis jetzt noch nicht geschehen ist, eine lineare Funktion von der Anzahl der bisherigen Käufer ist. Die bedingte Adoptionswahrscheinlichkeit (= Hazard-Rate der Adoption) zum Zeitpunkt  $t$  wird wie folgt spezifiziert:

$$h(t) = p + qF(t), \quad (2.1)$$

wobei  $h(t)$  die Hazard-Funktion,  $F(t)$  der kumulierte Anteil der Adopter und  $p$  und  $q$  Konstanten sind. In der Literatur wird  $p$  als Innovationskoeffizient (bzw. Koeffizient externer Effekte),  $q$  als Imitationskoeffizient (bzw. Koeffizient interner Effekte) bezeichnet. Aus der Multiplikation der bedingten Adoptionswahrscheinlichkeit mit dem verbleibenden Marktpotential ergibt sich die Anzahl neuer Adopter zum Zeitpunkt  $t$ :

$$n(t) = \frac{dN(t)}{dt} = (p + qF(t))(M - N(t)), \quad (2.2)$$

wobei  $N(t)$  die kumulierte Anzahl der Adopter (= kumulierte Absatzmenge) bis zum Zeitpunkt  $t$ ,  $n(t) = dN(t)/dt$  die Anzahl neuer Adopter (= Absatzmenge) zum Zeitpunkt  $t$  und  $M$  das langfristige Marktpotential ist. Das verbleibende Marktpotential entspricht dem langfristigen Marktpotential  $M$  abzüglich der kumulierten Anzahl der Adopter  $N(t)$ . Da weder Ersatz- noch Zusatzkäufe vorgesehen sind, verlassen diejenigen, die einen

Adoptionskauf getätigt haben, für immer den Markt. Das verbleibende Marktpotential wird deshalb immer kleiner ( $\rightarrow$  Sättigungseffekte), während die Hazard-Rate der Adoption mit wachsender Zahl der Adopter steigt ( $\rightarrow$  Diffusionseffekte).

Wird Gleichung (2.2) auf beiden Seiten durch  $M$  dividiert, so ergibt sich:

$$\frac{dF(t)}{dt} = (p + qF(t))(1 - F(t)), \quad (2.3)$$

wobei  $N(t) = M \cdot F(t)$  gilt. Wird die nichtlineare Differentialgleichung (2.3) unter der Annahme  $F(0) = 0$  integriert, so entsteht die folgende Lösung:

$$F(t) = \frac{1 - \exp(-(p + q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p + q)t)} \quad (2.4)$$

Die Verteilungsfunktion (bzw. der kumulierte Anteil der Adopter)  $F(t)$  lässt sich nun als eine explizite Funktion in Abhängigkeit der Zeit  $t$  darstellen, wobei der Zeitpunkt der Markteinführung  $t = 0$  ist. Die zugehörige Dichtefunktion lautet:

$$f(t) = \frac{dF(t)}{dt} = \frac{(p + q)^2}{p} \frac{\exp(-(p + q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p + q)t)} \quad (2.5)$$

Auch die Hazard-Funktion kann als eine explizite Funktion in Abhängigkeit der Zeit ausgedrückt werden:

$$h(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)} = \frac{p + q}{1 + (q/p)\exp(-(p + q)t)} \quad (2.6)$$

Die kumulierte Anzahl der Adopter ist durch die Multiplikation des Gesamtmarktpotentials mit der Verteilungsfunktion gegeben:

$$N(t) = M \cdot F(t) = \frac{M(1 - \exp(-(p + q)t))}{1 + (q/p)\exp(-(p + q)t)} \quad (2.7)$$

Die Anzahl der Adopter erhält man durch die Multiplikation des Gesamtmarktpotentials mit der Dichtefunktion:

$$n(t) = M \cdot f(t) = \frac{M((p + q)^2 / p)\exp(-(p + q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p + q)t)} \quad (2.8)$$

Zeitliche Verläufe von  $h(t)$ ,  $F(t)$  und  $f(t)$  für verschiedene  $p$  und  $q$  werden in Abbildung 2.5 grafisch dargestellt. Für alle positiven  $p$  und  $q$  nehmen die Hazard-Funktion  $h(t)$  und die Verteilungsfunktion  $F(t)$  eine S-förmige Kurve an. Die Dichtefunktion  $f(t)$  verläuft glockenförmig. Die beiden Diffusionskoeffizienten haben unterschiedliche Auswirkungen auf die Diffusionskurve. Während der Koeffizient der internen Effekte  $q$  die Kurvengestalt bestimmt ( $\rightarrow$  Formparameter), beeinflusst der Koeffizient externer Effekte  $p$  die Zeitdauer bis zum Wendepunkt ( $\rightarrow$  Skalenparameter).

Anhand der Gleichungen (2.4) und (2.5) kann der Wendepunkt  $F(t^*)$  in der Verteilungsfunktion bzw. der höchste Punkt  $f(t^*)$  in der Dichtefunktion ermittelt werden:

$$F(t^*) = \frac{1}{2} - \frac{p}{2q} \quad (2.9)$$

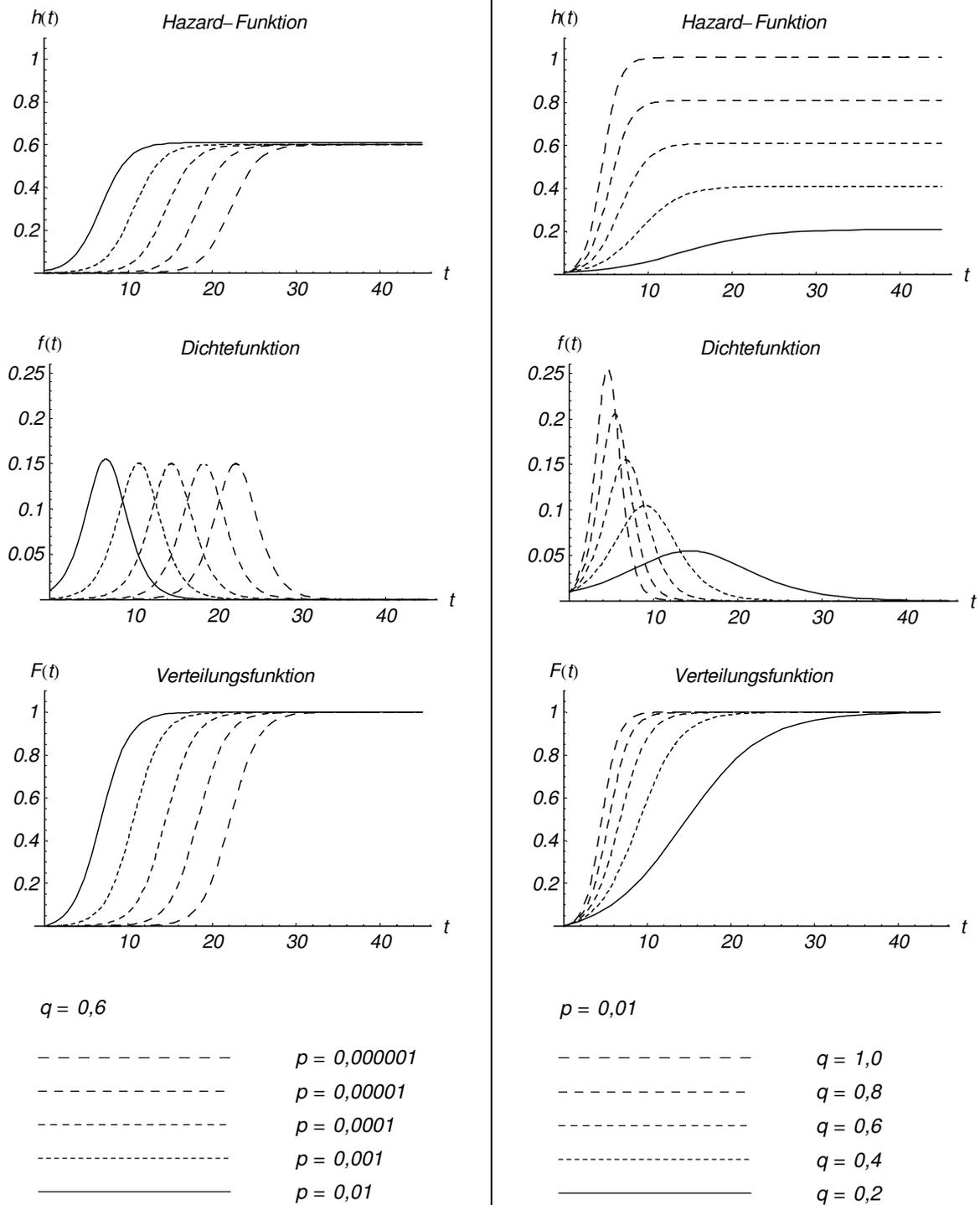
$$\text{bzw. } f(t^*) = \frac{p}{2} + \frac{q}{4} + \frac{p^2}{4q} \quad (2.10)$$

$$\text{mit } t^* = -\frac{1}{p+q} \ln\left(\frac{p}{q}\right) \quad (2.11)$$

Gleichung (2.9) zeigt, dass die maximale Diffusionsrate (bzw. der Wendepunkt) nicht mehr vorkommen kann, nachdem 50% der potenziellen Adopter die Innovation adoptiert haben. Aufgrund von Gleichung (2.9) gilt sowohl für  $F(t) = F(t^*) + k$  als auch für  $F(t) = F(t^*) - k$

$$\frac{dF(t)}{dt} = \frac{p}{2} + \frac{q}{4} + \frac{p}{4q} - qk^2,$$

wobei  $k$  eine Konstante ist. Daraus folgt, dass die durch Gleichung (2.8) repräsentierte Diffusionskurve um die Achse  $t = t^*$  symmetrisch ist (vgl. *Easingwood, Mahajan, Muller (1983)*).



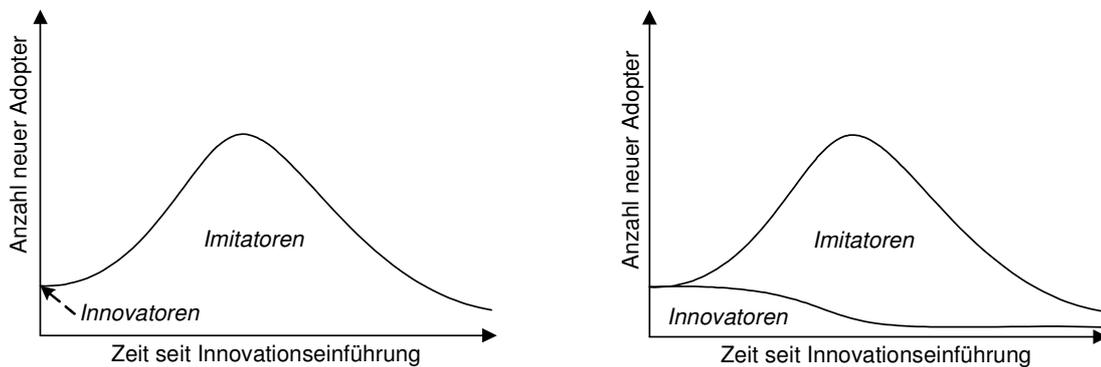
**Abbildung 2.5:** Diffusionskurven des Bass-Modells (eigene Erstellung)

In der Literatur werden im Zusammenhang mit dem Bass-Modell Innovatoren und Imitatoren erwähnt. Nach der originären Definition von Bass (1969) sind Innovatoren diejenigen, die bei Markteinführung der Innovation (d.h. es gibt noch keine Adopter und daher auch keine Mundpropagandaeffekte) ausschließlich infolge von Massenmedieneffekten adoptieren (vgl. Abbildung 2.6 links). Die Anzahl der Innovatoren entspricht  $n(0) = pM$ . Alle anderen

Adopter sind Imitatoren und lassen sich sowohl durch Massenmedien wie auch durch Mundpropaganda beeinflussen. Obgleich Bass (1969) von einer homogenen Population ausgeht und die Hazard-Rate der Adoption  $p + qF(t)$  für alle gilt, gibt es einige Verbraucher, die bei Markteinführung ( $t = 0$ ) adoptieren. Für diese beträgt die Hazard-Rate  $p$ , weil  $F(0) = 0$  (und nicht weil  $q = 0$ ). *A posteriori* können diejenigen, die in  $t = 0$  adoptieren, als Innovatoren und diejenigen, die in  $t > 0$  adoptieren, als Imitatoren bezeichnet werden (vgl. van den Bulte (2002)).

Nach der Originalinterpretation von Bass (1969)

Nach der abweichenden Interpretation einiger Autoren



**Abbildung 2.6:** Definitionen von Innovatoren und Imitatoren (in Anlehnung an Mahajan, Muller, Bass (1990))

Einige Autoren<sup>26</sup> gehen hingegen von einer dichotomen Population aus und unterscheiden aufgrund des unterschiedlichen Kommunikationsverhaltens *a priori* zwischen Innovatoren und Imitatoren. Für ihre Interpretation des Bass-Modells wird Gleichung (2.2) wie folgt umformuliert:

$$n(t) = p(M - N(t)) + qF(t)(M - N(t)) \quad (2.12)$$

Der erste Term bezieht sich auf Innovatoren, der zweite auf Imitatoren. Innovatoren lassen sich ausschließlich durch Massenmedien beeinflussen (die Hazard-Rate der Adoption ist  $p$ ), während Imitatoren ausschließlich durch Mundpropaganda beeinflusst werden (die Hazard-Rate der Adoption ist  $qF(t)$ ). Die Anzahl der von Innovatoren getätigten Käufe nimmt zwar im Verlaufe des Diffusionsprozesses kontinuierlich ab, Innovatoren sind aber (im Gegensatz zur Originalinterpretation von Bass (1969)) in allen Phasen des Diffusionsprozesses vertreten (vgl. Abbildung 2.6 rechts). Nach van den Bulte (2002) ist die Annahme der homogenen bzw. dichotomen Population keine Frage der Modellinterpretation<sup>27</sup>. Er zeigt analytisch und per

<sup>26</sup> z.B. Mahajan, Muller, Bass (1990), Jain, Mahajan, Muller (1991), Givon, Mahajan, Muller (1995,1997), Mahajan, Muller, Wind (2000b)

<sup>27</sup> Van den Bulte (2002) schlägt ein alternatives Diffusionsmodell vor, in dem zwischen Innovatoren und Imitatoren *a priori* unterschieden wird.

Simulation, dass die Originalinterpretation von Bass (1969) korrekt ist, und dass das Bass-Modell nicht das Adoptionsverhalten der zwei *a priori* unterschiedlichen Adoptergruppen beschreibt.

Das Bass-Modell schließt als spezielle Fälle das Modell von Fourn, Woodlock (1960) und das Modell von Mansfield (1961) ein. Wird im Bass-Modell  $q = 0$  gesetzt, entsteht das Modell von Fourn und Woodlock, das einen rein innovativen Diffusionsprozess ohne interne Effekte beschreibt. Für  $p = 0$  lässt sich das Bass-Modell auf das Modell von Mansfield reduzieren, das von einem rein imitativen Diffusionsprozess ohne externe Effekte ausgeht. Zu den rein imitativen Diffusionsmodellen gehört auch die Gompertz-Kurve von Hendry (1972). Analog zur Schreibweise von Gleichung (2.2) wird die Gompertz-Kurve wie folgt dargestellt:

$$n(t) = \frac{dN(t)}{dt} = qF(t)(\ln M - \ln N(t)) \quad (2.13)$$

Die Verteilungsfunktion der Gompertz-Kurve lässt sich, analog zur Gleichung (2.4), als eine explizite Funktion in Abhängigkeit der Zeit darstellen:

$$F(t) = \exp(-\exp(-(\alpha + qt))), \quad (2.14)$$

wobei  $\alpha$  eine Konstante ist. Im Gegensatz zum Bass-Modell und zum Modell von Mansfield ist die Gompertz-Kurve asymmetrisch und auf der linken Seite steiler als auf der rechten Seite. Die maximale Wachstumsrate (Wendepunkt) wird erreicht, sobald die kumulierte Anzahl der Adopter ca. 37% des Marktpotentials überschreitet<sup>28</sup>. Im von Rao (1985) durchgeführten, empirischen Vergleich der Prognosemodelle schneidet die Gompertz-Kurve deutlich besser ab als das Bass-Modell (vgl. Anhang A). Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass die tatsächliche Diffusionskurve der zum Modellvergleich herangezogenen Innovationen nicht symmetrisch, sondern linkssteil ist.

Zwar werden in der Prognoseliteratur weitere Wachstumsmodelle vorgeschlagen (vgl. hierzu auch De Pelsmacker (1990)). Im Marketing finden sie aber kaum Beachtung, wahrscheinlich weil sie im Unterschied zum Bass-Modell nicht auf diffusionstheoretischen Grundlagen aufbauen (vgl. Parker (1994)).

---

<sup>28</sup> Der Wendepunkt lässt sich dadurch ermitteln, dass man die Gleichung (2.14) zweimal differenziert und nach  $t$  auflöst.

## 2.5.2 Kalibrierung

Bass (1969) kalibriert sein Modell mit Hilfe der einfachen Kleinsten-Quadrate-Methode (KQ-Methode). Hierfür wird die Differentialgleichung (2.2) in die diskrete Form umgewandelt:

$$n_t = \left( p + q \frac{N_{t-1}}{M} \right) (M - N_{t-1}), \quad (2.15)$$

wobei  $n_t$  die Anzahl neuer Adopter in Periode  $t$  und  $N_t$  die kumulierte Anzahl der Adopter bis zum Ende der Periode  $t - 1$  ist. Gleichung (2.15) lässt sich wie folgt umformulieren:

$$n_t = pM + (q - p)N_{t-1} - \frac{q}{M}N_{t-1}^2 \quad (2.16)$$

Die KQ-Methode wird auf folgende Regressionsgleichung angewendet:

$$n_t = \alpha_1 + \alpha_2 N_{t-1} + \alpha_3 N_{t-1}^2 + e_t, \quad (2.17)$$

wobei  $\alpha_1 = pM$ ,  $\alpha_2 = q - p$  und  $\alpha_3 = -q/M$  zu schätzende Parameter und  $e_t$  der Störfaktor sind. Nachdem  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$  und  $\alpha_3$  geschätzt wurden, können  $p$ ,  $q$  und  $M$  ermittelt werden. Diese Kalibrierungsmethode bringt jedoch drei Probleme mit sich (vgl. *Schmittlein, Mahajan* (1982)): (1) Wegen der Multikollinearität zwischen den unabhängigen Variablen  $N_{t-1}$  und  $N_{t-1}^2$  sind Schätzungen für  $\alpha_2$  und  $\alpha_3$  instabil. (2) Standardabweichungen für  $p$ ,  $q$  und  $M$  sind nicht direkt erhältlich (auch die statistische Signifikanz dieser Parameter kann nicht direkt geschätzt werden). (3) Es gibt einen Zeitintervall-Bias, da zur Kalibrierung eines kontinuierlichen Modells diskrete Daten verwendet werden. Zur Behebung der genannten Probleme greifen *Schmittlein, Mahajan* (1982) auf die Anwendung der Maximum-Likelihood-Methode (ML-Methode) zurück, während *Srinivasan, Mason* (1986) die nichtlineare KQ-Methode favorisieren. Zur Vermeidung des Zeitintervall-Bias drücken *Srinivasan, Mason* (1986) den Absatz in Periode  $t$  als Differenz zwischen dem kumulierten Absatz zum Ende der Periode  $t$  und dem zum Ende der Periode  $t - 1$  aus:

$$n_t = N(t) - N(t-1) = M(F(t) - F(t-1)) \quad (2.18)$$

Zu beachten ist hierbei, dass sich  $n_t$  auf einen Zeitraum und  $N(t)$  auf einen Zeitpunkt bezieht. Die nichtlineare KQ-Methode wird auf folgende Regressionsgleichung angewendet:

$$n_t = M(F(t) - F(t-1)) + e_t$$

$$\Rightarrow n_t = M \left( \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)} - \frac{1 - \exp(-(p+q)(t-1))}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)(t-1))} \right) + e_t \quad (2.19)$$

Jain, Rao (1985) schlagen für die Anwendung der nichtlinearen KQ-Methode eine leicht modifizierte Regressionsgleichung vor:

$$\begin{aligned} n_t &= h_t(M - N_{t-1}) + e_t \\ &= \frac{F(t) - F(t-1)}{1 - F(t-1)}(M - N_{t-1}) + e_t \end{aligned} \quad (2.20)$$

$h_t$  gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass ein Verbraucher, der bis zum Ende der Periode  $t-1$  die Innovation noch nicht adoptiert hat, im Laufe der Periode  $t$  adoptiert. Zur Modellkalibrierung via nichtlinearer KQ-Methode kann prinzipiell auch folgende Regressionsgleichung verwendet werden:

$$N_t = M \cdot F(t) + e_t \quad (2.21)$$

Mahajan, Mason, Srinivasan (1986) ziehen einen empirischen Vergleich der verschiedenen Kalibrierungsmethoden in Hinsicht auf die Anpassungs- und Prognosequalität. Bei Anwendung der nichtlinearen KQ-Methode schneidet die Regressionsgleichung (2.21) deutlich schlechter als die alternativen Gleichungen (2.19) und (2.20) ab. Das schlechte Abschneiden dieser Gleichung ist darauf zurückzuführen, dass die Verwendung der kumulierten Anzahl der Adopter  $N_t$  als zu erklärende Variable die Autokorrelation und die Heteroskedastizität (Varianz steigt mit  $t$ ) hervorruft und somit zu instabilen Parameterschätzungen führt (vgl. Mahajan, Mason, Srinivasan (1986)). Die Gleichung (2.19) soll der Gleichung (2.20) leicht überlegen sein. Beim Vergleich zwischen der nichtlinearen KQ-Methode (unter Verwendung von Gleichung (2.19)), der ML-Methode (unter Verwendung von Gleichung (2.19)) und der einfachen KQ-Methode (unter Verwendung von Gleichung (2.17)) stellt sich heraus, dass die KQ-Methode wegen der bereits genannten Probleme eindeutig schlechter als die beiden alternativen Methoden ist (vgl. Tabelle 2.2). Die nichtlineare KQ-Methode ist besser als die ML-Methode. Der Grund hierfür ist, dass bei der ML-Methode nur Datenerhebungsfehler berücksichtigt werden, und dass alle anderen Fehler (z.B. Spezifikationsfehler) außer Acht gelassen werden (vgl. Mahajan, Mason, Srinivasan (1986)). Bei Anwendung der nichtlinearen KQ-Methode werden hingegen neben Datenerhebungsfehlern auch Spezifikationsfehler durch die Störgröße erfasst.

**Tabelle 2.2:** Empirischer Vergleich der auf das Bass-Modell angewendeten Kalibrierungsmethoden hinsichtlich der Prognosegenauigkeit

Autoren	Kalibrierungsmethoden	MAPD <sup>a</sup>	Zeitpunkt der Prognoseerstellung <i>t</i>	Prognosehorizont	Anwendungen
<i>Lenk, Rao</i> (1990)	HB-Methode	89,9%	1. Jahr $\leq t \leq$ 4. Jahr	1 Jahr im Voraus	Klimaanlage, Farbfernseher, Wäschetrockner
	HB-Methode ML-Methode	25,6% 17,9%	5. Jahr $\leq t \leq$ Jahr mit Absatzhöhepunkt	1 Jahr im Voraus	
	HB-Methode ML-Methode	16,9% 25,0%	$t >$ Jahr mit Absatzhöhepunkt	1 Jahr im Voraus	
<i>Mahajan, Mason, Srinivasan</i> (1986), <i>Xie et al.</i> (1997)	AKF(C-D) <sup>b</sup> Adaptive Filter	36,1% 56,7%	1. Jahr $\leq t \leq$ Jahr mit Absatzhöhepunkt	1 Jahr im Voraus	Klimaanlage, Farbfernseher, Wäschetrockner
	AKF(C-D) <sup>b</sup> Adaptive Filter Nichtlineare KQ-Methode ML-Methode KQ-Methode	4,7% 37,9% 20,5% 24,3% 41,7%	$t >$ Jahr mit Absatzhöhepunkt	1 Jahr im Voraus	
<i>Van Everdingen, Aghina</i> (2003)	AKF(C-D) <sup>b</sup> Nichtlineare KQ-Methode	8,5% 13,5%	$t \geq$ 3. Jahr	1 Jahr im Voraus	Internetzugang, Mobiltelefon
	AKF(C-D) <sup>b</sup> Nichtlineare KQ-Methode	16,5% 25,5%	$t \geq$ 3. Jahr	2 Jahre im Voraus	
	AKF(C-D) <sup>b</sup> Nichtlineare KQ-Methode	20,5% 35,5%	$t \geq$ 3. Jahr	3 Jahre im Voraus	

<sup>a</sup> Hier wird der Durchschnittswert der von den jeweiligen Autoren berichteten, mittleren absoluten prozentualen Abweichungen (MAPD) für die genannten Produktkategorien wiedergegeben.

<sup>b</sup> **A**ugmented **K**alman **F**ilter with **C**ontinuous State and **D**iscrete Observations

Obwohl sich inzwischen die nichtlineare KQ-Methode von *Srinivasan, Mason* (1986) zum Standard in der Diffusionsliteratur durchgesetzt hat, hat diese Methode folgende Schwachpunkte (vgl. *Parker* (1994), *Putsis, Srinivasan* (2000)): (1) Die Existenz einer geschlossenen Lösung wird vorausgesetzt, obwohl nicht alle Diffusionsmodelle über eine geschlossene Lösung verfügen. (2) Der Zeitpunkt der Markteinführung muss bekannt sein. (3) Anfangswerte für jeden der zu schätzenden Parameter werden für den Schätzalgorithmus benötigt. (4) In einigen Fällen kann keine Konvergenz erzielt werden. Die ersten beiden Probleme beziehen sich auf die Verwendung der geschlossenen Lösung, während die letzten beiden Punkte generell für die nichtlineare KQ-Methode gelten.

Ein weiteres Problem ist die Instabilität der Parameterschätzungen in den früheren Phasen des Diffusionsprozesses. Dieses Problem ist in der vorliegenden Arbeit von besonderer Relevanz, da als Prognosegegenstand neuere Produkte behandelt werden, die sich noch in der Wachstumsphase befinden. Nach *Schmittlein, Mahajan* (1982) benötigen Diffusionsmodelle für zuverlässige Parameterschätzungen typischerweise mehr als zehn Beobachtungen. *Srinivasan, Mason* (1986) stellen fest, dass stabile und robuste Parameterschätzungen erst möglich sind, wenn die Daten bereits den Wendepunkt umschließen. *Van den Bulte, Lilien* (1997) zeigen, dass sich die geschätzten Parameter jedes Mal systematisch ändern, wenn eine neue Beobachtung hinzugefügt wird. *Mahajan, Muller, Bass* (1990) kommen gar zu dem Schluss: "Parameter estimation for diffusion models is primarily of historical interest; by the time sufficient observations have been developed for reliable estimation, it is too late to use the estimates for forecasting purposes."

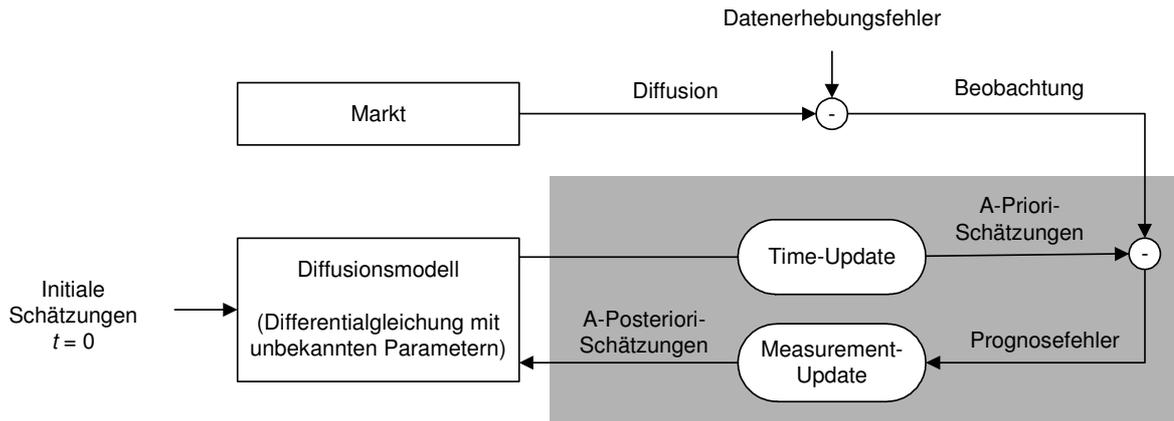
Das Problem mit instabilen Schätzungen kann teilweise dadurch aufgefangen werden, dass man das Marktpotential mit Hilfe einer qualitativen Prognosemethode exogen schätzt. *Parker* (1994) befürwortet generell die exogene Schätzung des Marktpotentials und rät insbesondere in den früheren Phasen des Diffusionsprozesses davon ab, das Marktpotential zusammen mit den Diffusionsparametern endogen zu schätzen. In jüngster Vergangenheit versuchen mehrere Autoren, Diffusionsmodelle mit Hilfe des Bayes-Ansatzes für Prognosen nutzbar zu machen, auch wenn nur wenige Beobachtungen vorliegen. Das Grundkonzept dieses Ansatzes besteht darin, initiale Schätzungen der Parameter aufgrund von Expertenschätzungen oder von analogen Daten zu gewinnen und diese A-Priori-Schätzungen systematisch zu erneuern, sobald eine neue Beobachtung vorliegt.

Sollten die initialen Schätzungen mit Hilfe des HB-Ansatzes gewonnen werden, so kann das Updaten der geschätzten Parameter auch im Rahmen des HB-Ansatzes erfolgen. Aus dem empirischen Vergleich von *Lenk, Rao* (1990) wird aber die Überlegenheit des HB-Verfahrens nicht ersichtlich (vgl. Tabelle 2.2). Dies kann daran liegen, dass *Lenk, Rao* (1990) im Vorfeld analoge Fälle nicht sorgfältig auswählen, sondern alle verfügbaren Daten verwenden. Das HB-Verfahren wurde bislang trotz seines großen Potentials selten in der Diffusionsforschung angewendet (vgl. *Putsis, Srinivasan* (2000)). Zum Updaten der Parameter kann auch die

Bayes-Updating-Formel zur Anwendung kommen (vgl. *Lilien, Rao, Kalish* (1981), *Rao, Yamada* (1988) und *Sultan, Farley, Lehmann* (1990)). Sobald drei Beobachtungen vorliegen, werden die Diffusionsparameter anhand von tatsächlichen Daten mit Hilfe der nichtlinearen KQ-Methode geschätzt. Das Updaten für den Parameter  $p$  erfolgt dadurch, dass eine gewichtete Summe der initialen Schätzung für  $p$  und der datenbasierten Schätzung für  $p$  berechnet wird, wobei die Gewichtungen den Inversen der Varianzen der jeweiligen Schätzung entsprechen. Das Updaten von  $q$  geschieht analog. Ein Nachteil dieser Technik ist, dass die initialen Schätzungen erst erneuert werden können, wenn die Anzahl der Beobachtungen die für die Kalibrierung erforderliche Mindestanzahl (im Fall des Bass-Modells drei Beobachtungen) erreicht hat.

Bei dem von *Bretschneider, Mahajan* (1980) entwickelten, adaptiven Filter können die Initialschätzungen upgedatet werden, sobald die erste Beobachtung vorliegt. Der tatsächliche Absatz wird mit dem Absatz verglichen, der anhand der initialen Parameterschätzungen berechnet wurde. Aufgrund des berechneten Prognosefehlers werden die Parameter korrigiert und upgedatet. Ein Schwachpunkt dieser Methode ist aber, dass sie die diskrete Form des Bass-Modells (siehe Gleichung 2.16 auf Seite 64) erfordert und daher einem Zeitintervall-Bias unterliegt. Beim Updaten der Parameter werden genauso wie beim Bayes-Updating lediglich durch Spezifikations- oder Datenerhebungsfehler verursachte Parameteränderungen berücksichtigt.

*Xie et al.* (1997) bemühen sich um die Beseitigung der bisher genannten Schwächen der Schätzungsmethode und entwickeln ein neues Kalibrierungsverfahren. Das als „Augmented Kalman Filter with Continuous State and Discrete Observations“ (AKF (C-D)) getaufte Verfahren vereint die Vorzüge von „Extended Kalman Filter with Continuous State and Discrete Observations“ von *Lewis* (1986, S. 260 ff.) und „Augmented Kalman Filter“ von *Stengel* (1986, S. 386 ff.). Anhand der initialen Parameterschätzungen wird eine Prognose für die erste Periode erstellt, wobei die Differentialgleichung des Diffusionsmodells sowie die Kovarianzenmatrix vom Zeitpunkt der Einführung ( $t = 0$ ) bis zum Ende der ersten Periode ( $t = 1$ ) mit Hilfe des Ruge-Kutter-Algorithmus integriert werden ( $\rightarrow$  Time-Update). Sobald die erste Beobachtung vorliegt, wird der beobachtete Absatz unter Berücksichtigung von Datenerhebungsfehlern mit dem prognostizierten Absatz verglichen. Aufgrund des Prognosefehlers werden die Initialschätzungen korrigiert und upgedatet ( $\rightarrow$  Measurement-Update). Abbildung 2.7 veranschaulicht diesen Update-Mechanismus.



**Abbildung 2.7:** Mechanismus von AKF (C-D) (in Anlehnung an Xie et al. (1997))

Wie Tabelle 2.3 verdeutlicht, zeichnet sich das AKF(C-D)-Verfahren durch mehrere Vorteile gegenüber den alternativen Methoden aus. Zum einen kann AKF(C-D) direkt auf eine Differentialgleichung angewendet werden, sodass die Kalibrierung vom etwaigen Zeitintervall-Bias verschont bleibt. Weder die diskrete Form noch die geschlossene Lösung ist hierfür erforderlich. Zum anderen kann das Verfahren verschiedenen Ursachen der dynamischen Parameteränderungen Rechnung tragen. Systematische und stochastische Parameteränderungen, die infolge von veränderten Innovations- und Kundencharakteristika tatsächlich stattfinden, werden ebenso wie auf Spezifikations- und Datenerhebungsfehler zurückzuführende Parameteränderungen berücksichtigt.

Aus dem empirischen Prognosevergleich von Xie et al. (1997) geht hervor, dass das AKF (C-D)-Verfahren sowohl in den früheren wie auch in den späteren Phasen des Diffusionsprozesses deutlich bessere Prognoseergebnisse als die alternativen Methoden erzielt (vgl. Tabelle 2.2). Die Überlegenheit dieses Verfahrens wird auch durch die empirische Studie von van Everdingen, Aghina (2003) bestätigt. Der Nachteil von AKF (C-D) ist der Programmieraufwand, da keine „ready-to-use“ Software erhältlich ist.

**Tabelle 2.3:** Kalibrierungsmethoden für Diffusionsmodelle (in Anlehnung an *Xie et al. (1997)* und *van Everdingen, Aghina (2003)*)

Kalibrierungsmethoden	Berücksichtigung dynamischer Parameteränderungen	Erfordernisse bzgl. Modellgleichung	Erfordernisse bzgl. Daten
KQ-Methode (vgl. <i>Bass (1969)</i> )	Nein	Diskrete Version	- Eine Mindestanzahl von zur Kalibrierung benötigten Beobachtungen ist vorhanden.
ML-Methode (vgl. <i>Schmittlein, Mahajan (1982)</i> )	Nein	Geschlossene Lösung	- Eine Mindestanzahl von zur Kalibrierung benötigten Beobachtungen ist vorhanden.
Nichtlineare KQ-Methode (vgl. <i>Srinivasan, Mason (1986), Jain, Rao (1985)</i> )	Nein	Geschlossene Lösung	- Eine Mindestanzahl von zur Kalibrierung benötigten Beobachtungen ist vorhanden.
HB-Methode (vgl. <i>Lenk, Rao (1990)</i> )	Nein	Geschlossene Lösung	- Daten von analogen Fällen sind verfügbar.
Adaptive Filter (vgl. <i>Bretschneider, Mahajan (1980)</i> )	Nur durch Spezifikations- und Datenerhebungsfehler verursachte Änderungen	Diskrete Version	- Initiale Parameterschätzungen sind anhand von Expertenschätzungen oder analogen Daten möglich.
Bayes-Updating (vgl. <i>Sultan, Farley, Lehmann (1990)</i> )	Nur durch Spezifikations- und Datenerhebungsfehler verursachte Änderungen	Geschlossene Lösung	- Initiale Parameterschätzungen sind anhand von Expertenschätzungen oder analogen Daten möglich. - Eine Mindestanzahl von zur Kalibrierung benötigten Beobachtungen ist vorhanden.
AKF (C-D) (vgl. <i>Xie et al. (1997)</i> )	Neben durch Spezifikations- und Datenerhebungsfehler verursachten Änderungen auch tatsächlich stattfindende stochastische und systematische Änderungen	Keine	- Initiale Parameterschätzungen sind anhand von Expertenschätzungen oder analogen Daten möglich.

### 2.5.3 Weiterentwicklungen

Das in Unterabschnitt 2.5.1 vorgestellte Bass-Modell gehört zu den am häufigsten in der Marketingliteratur zitierten Modellen. Die Beliebtheit dieses Modells erklärt sich aus der einfachen Modellstruktur, der diffusionstheoretischen Interpretation sowie der generell guten Anpassungsqualität (vgl. *Golder, Tellis* (1998)). Seit der Publikation dieses Modells im Jahr 1969 werden von unzähligen Autoren Modifikationen und Erweiterungen vorgeschlagen. Beiträge in den siebziger Jahren werden in der Arbeit von *Mahajan, Muller* (1979) zusammengefasst. Weiterführende Entwicklungen in den achtziger Jahren hinein werden durch das Sammelwerk von *Mahajan, Wind* (1986) dokumentiert. Die aktuelle Stoffsammlung von *Mahajan, Muller, Wind* (2000a) gibt einen guten Überblick und einen Eindruck von der Tiefe und der Breite dieser Modellgattung.

Die meisten Modifikationen und Erweiterungen zielen darauf, die restriktiven Annahmen des Bass-Modells zu lockern und es an reale Gegebenheiten oder an bestimmte Anwendersituationen anzupassen. Abbildung 2.8 veranschaulicht, wie die Revidierung seiner restriktiven Annahmen zu den verschiedenen Modellvarianten führt.

Unter den verschiedenen Modellerweiterungen sind im Kontext der vorliegenden Arbeit Diffusionsmodelle mit Marketingvariablen, flexible Diffusionsmodelle und Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen von besonderer Relevanz, da in der Literatur (z.B. *Kamakura, Balasubramanian* (1987), *Lattin, Roberts* (1988), *Bass, Jain, Krishnan* (2000)) von Verbesserungen der Prognosefähigkeit durch solche Erweiterungen berichtet wird. In den nachfolgenden Unterabschnitten werden daher diese drei Varianten eingehend behandelt. Diffusionsmodelle, die mehr als zwei Zustände beinhalten, sind Gegenstand von Abschnitt 2.9. Hierin werden auch Diffusionsmodelle unter Berücksichtigung von mehreren Alternativen (z.B. konkurrierende Marken, substitutive Innovationen) diskutiert. Einige disaggregierte Diffusionsmodelle mit stochastischen Parametern (z.B. das Modell von *Lattin, Roberts* (1988)) lassen sich unter Annahme bestimmter Verteilungen zu aggregierten flexiblen Diffusionsmodellen überführen. Eine ausführlichere Diskussion dieser Modellvariante ist *Roberts, Lattin* (2000) zu entnehmen. In Diffusionsmodellen mit Multimärkten wird neben der Diffusion innerhalb der jeweiligen Länder auch die Diffusion zwischen den Ländern abgebildet. Solche Modelle sprengen den Rahmen dieser Arbeit und werden nicht weiter diskutiert. Stattdessen wird auf die von *Dekimpe, Parker, Sarvary* (2000) erstellte Zusammenfassung verwiesen.

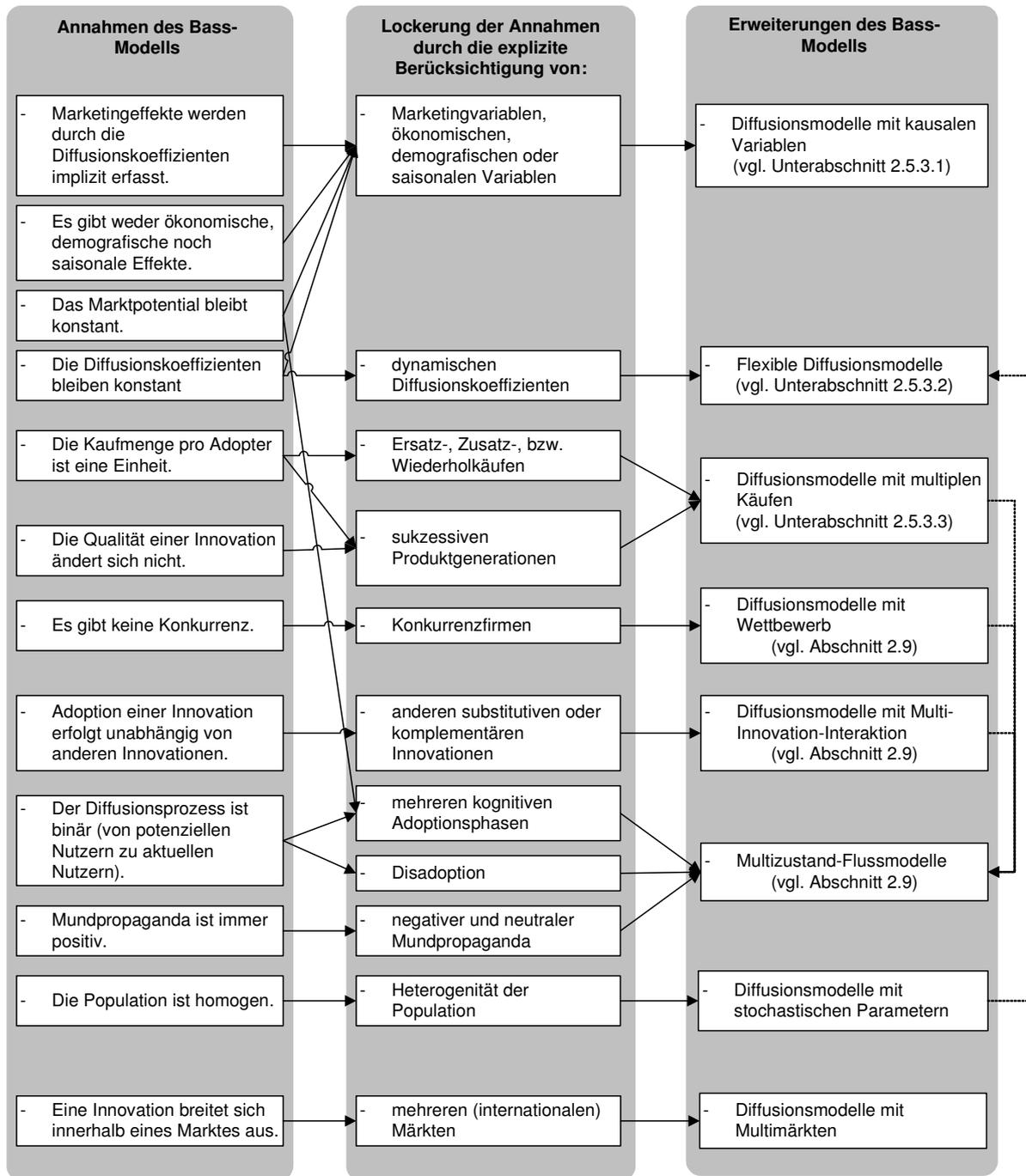


Abbildung 2.8: Erweiterungen des Bass-Modells (eigene Erstellung)

### 2.5.3.1 Diffusionsmodelle mit Marketingvariablen

Als einer der größten Schwachpunkte des Bass-Modells gilt die Nicht-Berücksichtigung der Marketinginstrumente. Bereits eine kurze Zeit nach der Veröffentlichung begann die Bemühung, Marketingvariablen in das Modell einzubeziehen<sup>29</sup>. In einigen Fällen werden zusätzlich zu den Entscheidungsvariablen (oder anstatt der Entscheidungsvariablen) exogene Faktoren wie ökonomische oder demografische Variablen berücksichtigt. Sowohl bei kontrollierbaren Marketingvariablen als auch bei nicht-kontrollierbaren exogenen Faktoren werden beim Aufstellen des Modells autorenabhängig unterschiedliche Annahmen hinsichtlich ihrer Wirkungsweise auf den Diffusionsprozess vorausgesetzt (vgl. *Bottomley, Fildes* (1998)).

Einige Autoren (z.B. *Mahajan, Peterson* (1978), *Horsky* (1990)) gehen davon aus, dass Kovariaten ausschließlich das Marktpotential beeinflussen. Dementsprechend revidieren sie die Annahme des konstanten Marktpotentials und modellieren dynamisches Marktpotential in Abhängigkeit von kausalen Variablen. Die anderen Autoren (z.B. *Robinson, Lakhani* (1975), *Horsky, Simon* (1983) und *Bass, Krishnan, Jain* (1994)) unterstellen ihrerseits, dass sich Kovariaten ausschließlich auf die Diffusionsrate auswirken, wobei entweder eine separate oder eine integrierte Funktion angewendet wird. Im ersteren Ansatz wird die Hazard-Funktion des Bass-Modells  $h(t) = p + qF(t)$  mit der separaten Funktion von Kovariaten  $f(\mathbf{x}(t))$  multipliziert, während im letzteren Ansatz der Innovationskoeffizient  $p$  und/oder der Imitationskoeffizient  $q$  als eine Funktion von Kovariaten  $p = f(\mathbf{x}(t))$  bzw.  $q = f(\mathbf{x}(t))$  modelliert wird. Bei Anwendung des integrierten Ansatzes wird die Annahme der konstanten Innovations- bzw. Imitationskoeffizienten gelockert.

Bei demografischen Faktoren wie Bevölkerungswachstums- oder Haushaltsgründungsrate, ist es offensichtlich, dass diese das Marktpotential und nicht die Diffusionsrate beeinflussen. Bei Marketinginstrumenten und ökonomischen Variablen ist hingegen auf den ersten Blick nicht eindeutig erkennbar, ob sie Einflüsse auf die Diffusionsrate oder auf das Marktpotential haben. Einschlägige empirische Studien (z.B. *Kamakura, Balasubramanian* (1988), *Jain, Rao* (1990), *Bass, Krishnan, Jain* (1994) und *Bottomley, Fildes* (1998)) zeigen, dass der Preis eher die Diffusionsrate als das Marktpotential beeinflusst, sofern Preiseffekte identifizierbar sind. *Kamakura, Balasubramanian* (1988) und *Bottomley, Fildes* (1998) finden indessen heraus, dass Preiseffekte in manchen Fällen nicht signifikant sind, und dass die Berücksichtigung der Preisvariable nicht unbedingt zu einer besseren Anpassung führt. Dieses Rätsel lösen *Bass, Krishnan, Jain* (1994) in ihrer Arbeit, die mit „*Why the Bass model fits without decision variables*“ betitelt wird. Zu dem Zweck entwickeln sie das generalisierte Bass-Modell (GB-Modell). Die Hazard-Funktion des GB-Modells wird wie folgt spezifiziert:

<sup>29</sup> Ausführlichere Erläuterungen zu Diffusionsmodellen mit Marketingvariablen sind in der Arbeit von *Bass, Jain, Krishnan* (2000) wieder zu finden.

$$h(t) = (p + qF(t))f(\mathbf{x}(t)) \quad (2.22)$$

$$\text{mit } f(\mathbf{x}(t)) = 1 + \beta_1 \frac{\dot{x}_1(t)}{x_1(t)} + \beta_2 \frac{\dot{x}_2(t)}{x_2(t)}, \quad (2.23)$$

wobei  $x_1(t)$  und  $x_2(t)$  der Preis bzw. die Werbung zum Zeitpunkt  $t$  und  $\dot{x}_1(t)$  und  $\dot{x}_2(t)$  Veränderungen in den Marketingvariablen zum Zeitpunkt  $t$  ist.  $\beta_1$  und  $\beta_2$  sind zu schätzende Parameter. Weiterhin ist  $f(\mathbf{x}(t))$  als die aktuellen Marketingeffekte zu verstehen. Gleichung (2.22) lässt sich wie folgt umschreiben:

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{dF(t)/dt}{1 - F(t)} = (p + qF(t))f(\mathbf{x}(t)) \\ \Leftrightarrow \frac{dF(t)}{p + (q - p)F(t) - qF(t)^2} &= f(\mathbf{x}(t)) dt \end{aligned} \quad (2.24)$$

Wird die Differentialgleichung (2.24) gelöst, so entsteht folgendes Ergebnis:

$$F(t) = \frac{1 - \exp(-(p + q)F(\mathbf{x}(t)))}{1 + \frac{q}{p} \exp(-(p + q)F(\mathbf{x}(t)))}, \quad (2.25)$$

$$\text{wobei } F(\mathbf{x}(t)) = \int_0^t f(\mathbf{x}(t)) dt = t + \beta_1 \ln(x_1(t)/x_1(0)) + \beta_2 \ln(x_2(t)/x_2(0)) \quad (2.26)$$

$F(\mathbf{x}(t))$  kann als kumulierte Marketingeffekte bis zum Zeitpunkt  $t$  interpretiert werden. Nach der Differenzierung der Gleichung (2.25) entsteht die zugehörige Dichtefunktion:

$$f(t) = \frac{(p + q)^2}{p} \cdot \frac{f(\mathbf{x}(t)) \exp(-(p + q)F(\mathbf{x}(t)))}{\left(1 + \frac{q}{p} \exp(-(p + q)F(\mathbf{x}(t)))\right)^2} \quad (2.27)$$

Wird unterstellt, dass prozentuale Veränderungen der Marketingvariablen von Periode zu Periode konstant bleiben, also

$$x_1(t) = k_1 x_1(t-1) \quad \text{und} \quad x_2(t) = k_2 x_2(t-1) \quad \text{für alle } t = 1, \dots, T, \quad (2.28)$$

wobei  $k_1$  und  $k_2$  Konstanten sind, so lässt sich Gleichung (2.26) wie folgt vereinfachen:

$$F(\mathbf{x}(t)) = t(1 + \beta_1 \ln k_1 + \beta_2 \ln k_2) = ct, \quad (2.29)$$

wobei  $c$  eine Konstante ist. Wird nun Gleichung (2.29) in Gleichung (2.27) eingesetzt, so ergibt sich:

$$f(t) = \frac{c(p+q)^2}{p} \frac{\exp(-(p+q)ct)}{\left(1 + \frac{q}{p} \exp(-(p+q)ct)\right)^2} \quad (2.30)$$

Gleichung (2.30) ist äquivalent zur Dichtefunktion des originären Bass-Modells (2.5). Wenn prozentuale Veränderungen der Marketingvariablen von Periode zu Periode konstant bleiben, wird das GB-Modell auf das Bass-Modell reduziert. Unter diesen Bedingungen ist die Anpassung des originären Bass-Modells genauso hoch wie das GB-Modell, da in einem solchen Fall Marketingeffekte durch die Diffusionsparameter adäquat erfasst werden. Die Annahme von konstanten prozentualen Veränderungen ist nicht unrealistisch, denn in der Realität werden oft exponential sinkende Preise für technologische Innovationen beobachtet. Bleiben die Veränderungen der Marketingvariablen nicht konstant, so kann das GB-Modell Abweichungen von der glatten Kurve des Bass-Modells erklären und die Anpassung des Modells erhöhen.

Diffusionsmodelle mit Marketingvariablen werden zumeist für deskriptive oder normative Zwecke entwickelt. Hinsichtlich der Prognosequalität solcher Modelle herrscht in der Literatur Uneinigkeit. Während *Bass, Krishnan, Jain* (1994) von einer deutlich erhöhten Prognosegenauigkeit durch die Berücksichtigung von Marketingvariablen berichten, können *Bottomley, Fildes* (1998) keine signifikanten Verbesserungen der Prognosequalität durch die Einbeziehung der Preisvariable bestätigen (vgl. Anhang A). Wenn die empirische Diffusionskurve im Kalibrierungszeitraum, wie im Bass-Modell unterstellt, glatt verläuft, bleiben die Koeffizienten der Marketingvariablen statistisch nicht signifikant. In einem solchen Fall können im Prognosezeitraum eventuell auftretende unregelmäßige Abweichungen nicht prognostiziert werden. Zu vermuten ist, dass die von *Bottomley, Fildes* (1998) genutzten empirischen Daten keine signifikanten Abweichungen von der glatten Diffusionskurve des Bass-Modells (zumindest im Kalibrierungszeitraum) enthalten, und dass genau aus diesem Grunde die Einbeziehung der Preisvariable nicht zu genaueren Prognosen führt. *Bottomley, Fildes* (1998) bemerken, dass sich die relative Leistung der Modelle, die Preise beinhalten, mit steigender Anzahl der Datenpunkte tendenziell verbessert.

### 2.5.3.2 Flexible Diffusionsmodelle

Die Annahme der konstanten Diffusionskoeffizienten kann, wie im vorigen Unterabschnitt erläutert, durch die Einbeziehung von Marketingvariablen revidiert werden. Ein anderer Ansatz besteht darin, systematische Parameteränderungen im Verlaufe des Diffusionsprozesses explizit zu modellieren und dadurch flexible Diffusionsverläufe zu ermöglichen. Die Grundstruktur eines Diffusionsmodells lässt sich anhand der zwei mathematischen Eigenschaften „Wendepunkt“ und „Symmetrie“ charakterisieren (vgl. *Mahajan, Muller, Bass* (1990)). Das Bass-Modell ist symmetrisch und hat den Wendepunkt immer, bevor die Marktpenetration 50% erreicht hat. In theoretischer und empirischer Hinsicht sollte es jedoch möglich sein, dass der Wendepunkt zu jedem Zeitpunkt während des Diffusionsprozesses vorkommt, und dass die Diffusionskurve symmetrisch oder asymmetrisch verläuft.

Zu den am häufigsten in der Literatur zitierten, flexiblen Diffusionsmodellen zählt das NUI-Modell („non-uniform-influence model“) von *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983). In diesem Modell wird die Flexibilität der Diffusionskurve dadurch sichergestellt, dass der interne Koeffizient  $q$  in Abhängigkeit vom kumulierten Anteil der Adopter  $F(t)$  modelliert wird und somit dynamische Änderungen von  $q$  im Verlaufe des Diffusionsprozesses zulässt:

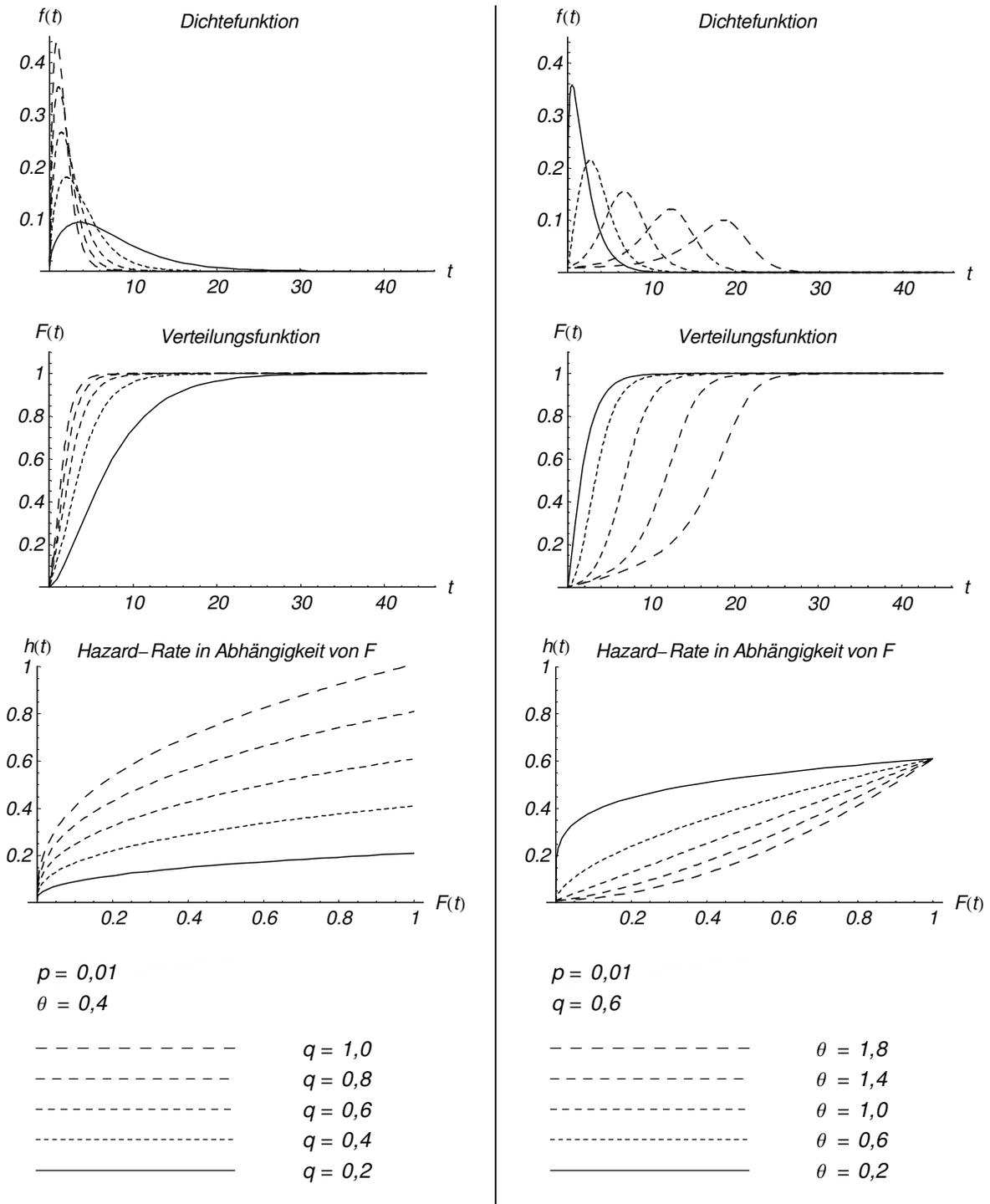
$$q(t) = qF(t)^{\theta-1}, \quad (2.31)$$

wobei  $\theta$  ein zu schätzender Parameter ist. Nach dieser Spezifikation können Mundpropagandaeffekte  $q(t)$  im Zeitablauf zunehmen, abnehmen oder konstant bleiben. Wird Gleichung (2.31) in Gleichung (2.2) eingesetzt, so entsteht:

$$n(t) = \left( p + qF(t)^\theta \right) (M - N(t)) \quad (2.32a)$$

$$\text{oder } n(t) = \left( p + q \left( \frac{N(t)}{M} \right)^\theta \right) (M - N(t)) \quad (2.32b)$$

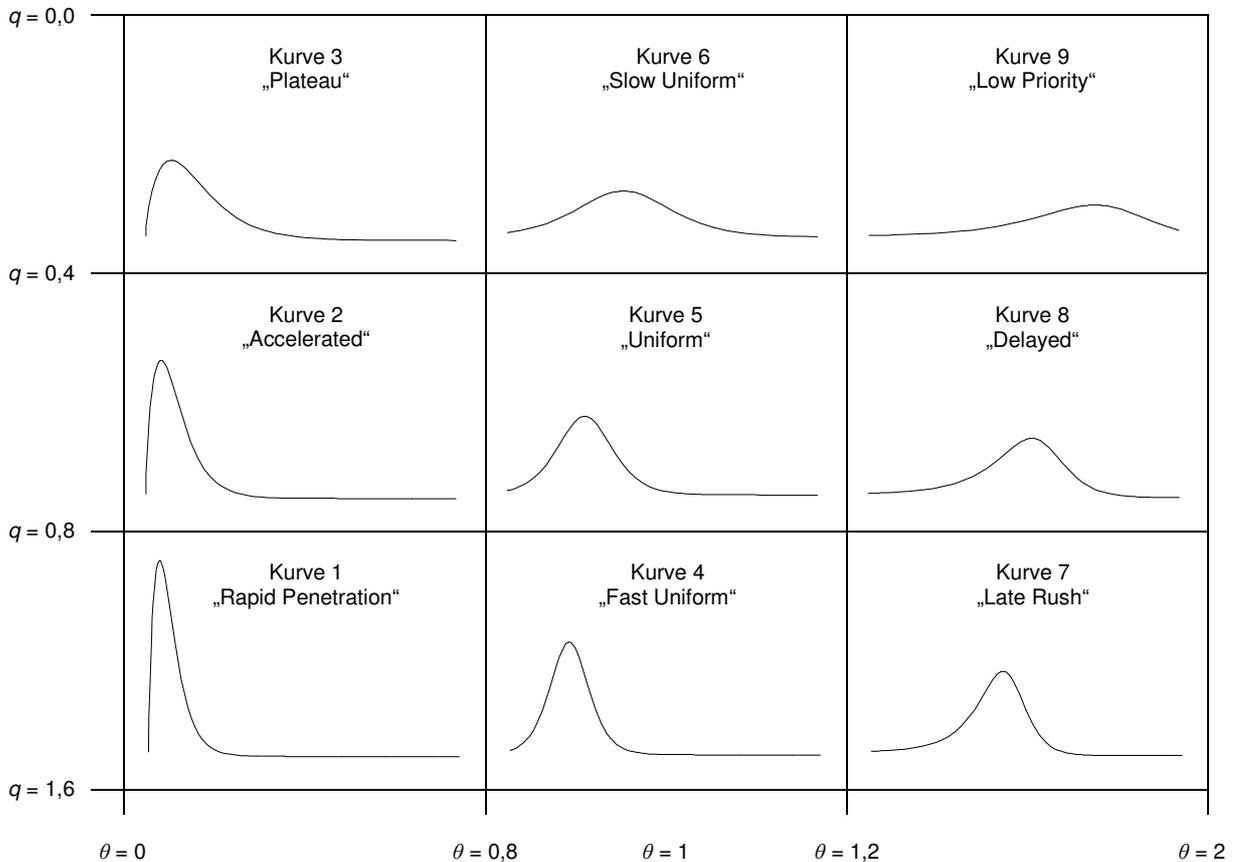
Für  $\theta = 1$  wird das NUI-Modell auf das Bass-Modell reduziert. Die Hazard-Funktion des NUI-Modells  $h(t) = p + qF(t)^\theta$  kann linear (für  $\theta = 1$ ), konkav (für  $\theta < 1$ ) oder konvex (für  $\theta > 1$ ) sein, wohingegen die Hazard-Funktion des Bass-Modells immer linear ist (vgl. Abbildung 2.9).



**Abbildung 2.9:** Diffusionskurven des NUI-Modells (eigene Erstellung)

Durch den Parameter  $q$  wird bestimmt, wie flach bzw. wie spitz eine Diffusionskurve ist, während  $\theta$  dafür zuständig ist, ob eine Diffusionskurve symmetrisch, linkssteil oder rechtssteil verläuft. Nach *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983) können alle in der Realität vorkommende, verschiedene Diffusionsverläufe konstruiert werden, indem  $q$  und  $\theta$  variiert werden. Der Großteil der langlebigen Konsumgüter soll zu Kurve 3 („Plateau“) in Abbildung 2.10 gehören (vgl. *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983), *Easingwood* (1989), *Easingwood,*

Lunn (1992)). Aus der Untersuchung von *Easingwood, Lunn (1992)* geht außerdem hervor, dass bei den meisten High-Tech-Produkten der Telekommunikation Parameter  $\theta$  kleiner als eins ist (d.h. die Hazard-Funktion ist konkav).



**Abbildung 2.10:** Diffusionsmuster (in Anlehnung an *Easingwood (1989)* und *Easingwood, Lunn (1992)*)

Der Nachteil des NUI-Modells ist, dass es im Gegensatz zum Bass-Modell oder zum GB-Modell über keine geschlossene Lösung verfügt (d.h. es ist nicht als eine explizite Funktion der Zeit darstellbar) und daher bei der Modellkalibrierung dem Zeitintervall-Bias unterliegt.

Das NSRL-Modell („**n**onsymmetric **r**esponding **l**ogistic model“) von *Easingwood, Mahajan, Muller (1981)*, das eine flexible Variante des Modells von *Mansfield (1961)* ist, entsteht, wenn beim NUI-Modell  $p = 0$  gesetzt wird. Das von *Lattin, Roberts (1988)* entwickelte Diffusionsmodell mit stochastischen Parametern lässt sich unter der Annahme der Gleichverteilung in ein aggregiertes Modell überführen, das ebenfalls flexible Diffusionsverläufe ermöglicht. In der Literatur bekannte flexible Diffusionsmodelle sind in Tabelle 2.4 zusammengestellt.

**Tabelle 2.4:** Überblick über flexible Diffusionsmodelle (in Anlehnung an *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983) und *Mahajan, Muller, Bass* (1990))

Autoren	Modellspezifikation $f(t) =$	Dynamischer Imitationskoeffizient $q(t) =$	Geschlossene Lösung	Wendepunkt	Symmetrie
<i>Floyd</i> (1962)	$qF(t)(1 - F(t))^2$	$q(1 - F(t))$ Abnehmend gegen Null	Nein	0,33	Asymmetrisch
<i>Sharif, Kabir</i> (1976)	$\frac{qF(t)(1 - F(t))^2}{1 - \eta F(t)}$	$\frac{q(1 - F(t))}{1 - \eta F(t)}$ Konstant oder abnehmend gegen Null	Nein	0,33 - 0,5	Symmetrisch oder asymmetrisch
<i>Easingwood, Mahajan, Muller</i> (1981) „NSRL-Modell“	$qF(t)^\theta(1 - F(t))$	$qF(t)^{\theta-1}$ Konstant, zunehmend oder abnehmend	Nein	0,0 - 1,0	Symmetrisch oder asymmetrisch
<i>Jeuland</i> (1981)	$(p + qF(t))(1 - F(t))^{1+\lambda}$	$q(1 - F(t))^\lambda$ Konstant oder abnehmend gegen Null	Nein	0,0 - 0,5	Symmetrisch oder asymmetrisch
<i>Easingwood, Mahajan, Muller</i> (1983) „NUI-Modell“	$(p + qF(t)^\theta)(1 - F(t))$	$qF(t)^{\theta-1}$ Konstant, zunehmend oder abnehmend	Nein	0,0 - 1,0	Symmetrisch oder asymmetrisch
<i>Teotia, Raju</i> (1986) (Stanford Research Institute)	$q \frac{F(t)}{t}(1 - F(t))$	$\frac{q}{t}$ Abnehmend gegen Null	Ja	0,0 - 0,5	Asymmetrisch

Parker (1993) prüft anhand einer Meta-Analyse 24 alternative Diffusionsmodelle auf ihre Anpassungsgüte, wobei in der Analyse langfristige Diffusionsverläufe für sehr erfolgreiche und eher missglückte Innovationen enthalten sind. Er berichtet, dass Diffusionsmodelle grundsätzlich nicht mehr als vier Parameter benötigen, um in der Realität beobachtete, vielfältige Diffusionskurven adäquat nachzubilden. Aus seiner Studie geht hervor, dass das NUI-Modell mit dem dynamischen Marktpotential  $\rho M(t)$  statistisch die beste Anpassung aufweist:

$$n(t) = \left( p + q \left( \frac{N(t)}{\rho M(t)} \right) \right)^\theta (\rho M(t) - N(t)), \quad (2.33)$$

wobei  $\rho$  ein Parameter ist, der die ultimative Marktpenetration repräsentiert, und  $M(t)$  die Anzahl der Haushalte zum Zeitpunkt  $t$  ist. Wenn jeweils Modelle mit einer gleichen Anzahl von Parametern verglichen werden, weisen in Gleichung (2.33) genistete Modelle eine bessere Anpassung als diejenigen Modelle auf, die nicht in der Gleichung genistet sind.

Wie in Anhang A zu sehen ist, schneidet das NUI-Modell hinsichtlich der Prognosequalität in den Studien von *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983), *Rao* (1985) und *Lattin, Roberts* (1988) besser ab als das Bass-Modell, während in der Untersuchung von *Bottomley, Fildes* (1998)<sup>30</sup> das Gegenteil der Fall ist. Eine mögliche Erklärung für diese inkonsistenten Ergebnisse sind die unterschiedlichen Charakteristika der für die Untersuchungen herangezogenen Innovationen. Es scheint, dass sich die Flexibilität des NUI-Modells bei relativ teuren Produktkategorien positiv auswirkt (vgl. *Bottomley, Fildes* (1998)). Zum Beispiel ist die empirische Diffusionskurve für die Klimaanlage auffallend linkssteil (der von *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983) geschätzte Parameter  $\theta$  liegt bei 0,5). Es ist durchaus möglich, dass Parameter  $\theta$  bei den von *Bottomley, Fildes* (1998) untersuchten, preiswerten Innovationen bei eins liegt<sup>31</sup>, was die Flexibilität des NUI-Modells überflüssig macht.

### 2.5.3.3 Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen

Das originale Bass-Modell kann prinzipiell nur eingesetzt werden, wenn Ersatz- und Zusatzkäufe noch ignorierbar sind. Um die Anwendungsdauer dieses Modells zu verlängern, werden in der Literatur Ansätze zur Berücksichtigung von multiplen Käufen vorgeschlagen. Dabei werden Adoptionskäufe durch das Bass-Modell (oder dessen Modifikation) abgebildet. Ersatzkäufe werden als Resultat des Alterungsprozesses betrachtet und werden in Abhängigkeit vom Produktalter modelliert. In den Diffusionsmodellen unter Berücksichtigung von sukzessiven Technologiegenerationen werden Upgradekäufe modelliert, die durch die Mundpropaganda der Nutzer neuerer Technologiegenerationen (und nicht durch

<sup>30</sup> Die Studie von *Bottomley, Fildes* (1998) ist mit Vorsicht zu betrachten, da Absatzdaten in einem sehr langen Zeitraum verwendet werden, in denen mit einer hohen Wahrscheinlichkeit Ersatzkäufe enthalten sind.

<sup>31</sup> *Bottomley, Fildes* (1998) berichten von den geschätzten Parametern nicht.

den Verschleiß des alten Gerätes) veranlasst werden. *Steffens* (2003) betrachtet Zusatzkäufe als einen Imitationsprozess, der durch diejenigen vorangetrieben wird, die bereits mindestens einmal Zusatzkäufe getätigt haben. Tabelle 2.5 gibt einen Überblick über Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen wieder.<sup>32</sup>

Die Grundstruktur von Diffusionsmodellen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen wird durch folgende Formeln gegeben:

$$y_t = n_t + r_t \quad (2.34a)$$

$$n_t = h_t(M - N_t) \quad \text{mit} \quad N_t = \sum_{k=1}^t S(k) y_{t-k} \quad (2.34b)$$

$$r_t = \sum_{k=1}^t (S(k-1) - S(k)) y_{t-k}, \quad (2.34c)$$

wobei  $y_t$  der Gesamtabsatz,  $n_t$  der adoptionsbedingte Absatz und  $r_t$  der ersatzbedingte Absatz ist.  $S(k)$  ist eine Überlebensfunktion und zeigt den Anteil der Geräte an, die im Produktalter von  $k$  noch im Einsatz sind.<sup>33</sup> Wird  $S(k)$  mit der Anzahl der vor  $k$  Jahren gekauften Geräte (=  $y_{t-k}$ ) multipliziert, kann die Anzahl der im Alter von  $k$  noch genutzten Geräte berechnet werden. Durch die Summierung über alle Produktalter lässt sich die Gesamtanzahl der in Periode  $t$  eingesetzten Geräte  $\sum_{k=1}^t S(k) y_{t-k}$  ermitteln. Wird unterstellt, dass jeder Verbraucher nur ein Gerät besitzt (d.h. Zusatzkäufe sind ausgeschlossen), so entspricht die Anzahl der eingesetzten Geräte der Gesamtanzahl der Adopter in Periode  $t$  ( $N_t = \sum_{k=1}^t S(k) y_{t-k}$ ). Gleichung (2.34b) ist als Pendant zur Gleichung (2.20) anzusehen, mit dem Unterschied, dass die kumulierte Anzahl der Adopter  $N_t$  modellendogen bestimmt wird.  $S(k-1) - S(k)$  gibt den Anteil der Geräte an, die  $k$  Jahre nach dem Kauf defekt oder nicht mehr zeitgemäß sind. Wird weiterhin unterstellt, dass „defekte“ Geräte unverzüglich ersetzt werden, so entspricht die Gesamtanzahl der in Periode  $t$  „defekt“ gewordenen Geräte  $\sum_{k=1}^t (S(k-1) - S(k)) y_{t-k}$  dem ersatzbedingten Absatz in derselben Periode  $r_t$ .

<sup>32</sup> Eine ausführlichere Diskussion der Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen findet sich in der Arbeit von *Ratchford, Balasubramanian, Kamakura* (2000).

<sup>33</sup> Auf die Spezifikation von Überlebensfunktionen wird im Zuge der formalen Beschreibung von Hazard-Raten-Modellen in Abschnitt 2.6 noch genauer eingegangen.

**Tabelle 2.5:** Überblick über Diffusionsmodelle mit multiplen Käufen

Zugrunde liegender Prozess	Autoren	Bemerkungen	Anwendungen
<u>Adoptionskauf:</u> Diffusionsprozess <u>Ersatzkauf:</u> Alterungsprozess	<i>Olson, Choi</i> (1985)	- Produktlebensdauer wird durch die Rayleighverteilung modelliert (vgl. Abschnitt 2.6).	S/W-Fernseher, Farbfernseher, Wäschetrockner, Geschirrspüler
	<i>Kamakura, Balasubramanian</i> (1987)	- Produktlebensdauer wird durch die Truncated-Normalverteilung modelliert (vgl. Abschnitt 2.6).	Kühlschrank, Staubsauger, Toaster, elektrische Decke
	<i>Fernandez</i> (1999)	- Produktlebensdauer wird durch die inverse Gaussianverteilung modelliert (vgl. Abschnitt 2.6).	Elektrische Heizung
	<i>Steffens</i> (2001)	- Produktlebensdauer wird durch die Truncated-Normalverteilung modelliert (vgl. Abschnitt 2.6).	Automobil
<u>Adoptionskauf:</u> Diffusionsprozess <u>Ersatzkauf:</u> Alterungsprozess <u>Zusatzkauf:</u> Zweiter Diffusionsprozess, der durch die bisherigen Zusatzkäufer vorangetrieben wird	<i>Steffens</i> (2003)	- Produktlebensdauer wird durch die Truncated-Normalverteilung modelliert (vgl. Abschnitt 2.6).	Farbfernseher, Automobil
<u>Adoptionskauf:</u> Diffusionsprozess <u>Upgradekauf:</u> Diffusionsprozess, der durch die Nutzer neuerer Generationen vorangetrieben wird	<i>Norton, Bass</i> (1987)	- Diffusionsparameter bleiben von Generation zu Generation konstant. - Überspringen von Generationen ist nicht möglich.	Dynamic Random Access Memory, Static Random Access Memory, Mikroprozessor und -controller
	<i>Mahajan, Muller</i> (1996)	- Diffusionsparameter bleiben von Generation zu Generation konstant. - Überspringen von Generationen ist möglich.	IBM-Mainframe-Computer
	<i>Islam, Meade</i> (1997)	- Diffusionsparameter ändern sich von Generation zu Generation. - Überspringen von Generationen ist nicht möglich.	Mobilfunk, IBM-Mainframe-Computer
	<i>Johnson, Bhatia</i> (1997)	- Spezifikation von <i>Norton, Bass</i> (1987) wird angewendet.	Pager, Mobilfunk
	<i>Kim, Chan, Shocker</i> (2000)	- Interaktionen zwischen verschiedenen Innovationen werden berücksichtigt.	Pager, Mobilfunk
	<i>Danaher, Hardie, Putsis</i> (2001)	- Preis wird berücksichtigt.	Mobilfunk

*Olson, Choi* (1985) verwenden zusätzlich zu Absatzdaten auch Daten über den Haushaltsausstattungsgrad, so dass  $N_i$  nicht endogen bestimmt werden muss. Die beiden Diffusionsparameter  $p$  und  $q$ , das Marktpotential  $M$  sowie die Parameter der Überlebensfunktion  $S(k)$  werden mit Hilfe der ML-Methode simultan geschätzt. *Kamakura, Balasubramanian* (1987) schlagen zwei Vorgehensweisen zur Modellkalibrierung vor. Sollte die empirische Lebensdauer der Innovation anhand einer Verbraucherbefragung bekannt sein, so können die Parameter der Überlebensfunktion auf Basis dieser Informationen geschätzt werden. Im Abschluss daran werden die Diffusionsparameter und das Marktpotential unter Verwendung von Absatzdaten geschätzt. Diese Vorgehensweise wird auch von *Fernandez* (1999) praktiziert. Sollten hingegen solche Daten nicht verfügbar sein, so wird zunächst der Formparameter der Überlebensfunktion durch Experten geschätzt. Im nächsten Schritt werden die restlichen Parameter anhand von Absatzdaten simultan geschätzt. *Steffens* (2001) kalibriert die beiden Teilmodelle voneinander getrennt, da er über separate Absatzdaten verfügt. *Olson, Choi* (1985) und *Kamakura, Balasubramanian* (1987) zeigen empirisch, dass die Nicht-Berücksichtigung von Ersatzkäufen in den späteren Diffusionsphasen zu einem unplausiblen Marktpotential (d.h. das geschätzte Marktpotential ist größer als die Anzahl der Haushalte) führen und Fehlprognosen verursachen kann.

*Norton, Bass* (1987) entwickeln das erste Diffusionsmodell für sukzessive Produktgenerationen. *Islam, Meade* (1997) erweitern das Modell von *Norton, Bass* (1987), um die generationsspezifischen Diffusionskoeffizienten zuzulassen. Von *Danaher, Hardie, Putsis* (2001) werden Marketingvariablen in das Modell von *Norton, Bass* (1987) einbezogen. Diese Diffusionsmodelle sind besonders für solche Produktkategorien geeignet, in denen die Anzahl der Abonnemente eine wichtige Kennzahl ist (z.B. Telekommunikationsservice). *Mahajan, Muller* (1996) weichen von der Spezifikation von *Norton, Bass* (1987) ab, um das Modell für sukzessive Generationen von langlebigen Technologieinnovationen (IBM-Mainframe Computer) einsetzbar zu machen. Im Fall von zwei Generationen lässt sich das Modell von *Mahajan, Muller* (1996) wie folgt darstellen:

$$n_1(t) = \left( p_2 + \left( q_1 \frac{N_1(t)}{M_2} + q_2 \frac{N_2(t)}{M_2} \right) \right) (1 - \lambda) (M_2 - N_1(t) - N_2(t)) - \left( p'_2 + q'_2 \frac{N_2(t)}{M_2} \right) \cdot \lambda N_1(t) \quad (2.35a)$$

$$n_2(t) = \left( p_2 + \left( q_1 \frac{N_1(t)}{M_2} + q_2 \frac{N_2(t)}{M_2} \right) \right) \lambda (M_2 - N_1(t) - N_2(t)) + \left( p'_2 + q'_2 \frac{N_2(t)}{M_2} \right) \cdot \lambda N_1(t), \quad (2.35b)$$

wobei  $p_2$ ,  $q_1$ ,  $q_2$ ,  $p'_2$  und  $q'_2$  Diffusionskoeffizienten sind.  $N_1(t)$  bzw.  $N_2(t)$  ist die Anzahl der Nutzer der Generation 1 bzw. 2 zum Zeitpunkt  $t$ , und  $M_2$  ist das Marktpotential

für die beiden Generationen. Ein Teil der potenziellen Adopter  $\lambda$  wird sich für die neue Generation entscheiden, während der restliche Teil  $(1 - \lambda)$  die alte Generation bevorzugt. Der erste Term in den Gleichungen (2.35a) und (2.35b) repräsentiert Adoptionskäufe, wobei eine gleiche Diffusionsrate für die beiden Generationen unterstellt wird. Der zweite Term in den Gleichungen (2.35a) und (2.35b) modelliert Upgradekäufe, die von den Nutzern der ersten Generation getätigt werden. Hierbei wird angenommen, dass die Hazard-Rate des Upgrade anders als die Hazard-Rate der Adoption ist. Zu beachten ist, dass bei dieser Modellformulierung eventuelle Ersatzkäufe innerhalb einer gleichen Technologiegeneration sowie produktalterbedingte Ersatzkäufe nicht berücksichtigt werden.

## 2.6 Hazard-Raten-Modelle

Hazard-Raten-Modelle wurden im Zusammenhang mit Ereignisanalysen entwickelt und werden beispielsweise zur Untersuchung der Überlebenszeit von Patienten, der Lebensdauer von Maschinen oder der Dauer von Arbeitslosigkeiten eingesetzt (vgl. *Cox, Oakes* (1984, S. 1)). Das Hazard-Raten-Konzept stößt auch im Marketing auf wachsendes Interesse (vgl. *Roberts, Lattin* (2000)). Mit Hilfe von solchen Modellen werden die Zeitdauer seit der Produkteinführung bis zum Adoptionskauf oder die Zeitdauer seit dem letzten Kauf bis zum erneuten Kauf sowohl für häufig gekaufte Verbrauchsgüter<sup>34</sup> wie auch für langlebige Gebrauchsgüter untersucht<sup>35</sup>. Mit Hazard-Raten-Modellen können folgende Ziele verfolgt werden (vgl. *Helsen, Schmittlein* (1993)):

- Untersuchung der longitudinalen Effekte: Wie ändert sich (in Abwesenheit von Kovariateneffekten) die Eintrittswahrscheinlichkeit im Zeitablauf?
- Untersuchung der Kovariateneffekte: Welche Auswirkungen haben Kovariaten (z.B. Marketingvariablen, individuenspezifische Variablen) auf die Eintrittswahrscheinlichkeit?
- Prognose des Ereigniseintritts: Mit welcher Wahrscheinlichkeit wird das Ereignis zum Zeitpunkt  $t$  bei Individuum  $i$  eintreten (→ Prognose auf individueller Ebene) bzw. bei wie vielen Individuen wird das Ereignis zum Zeitpunkt  $t$  eintreten (→ Prognose auf aggregierter Ebene)?

Die Eintrittswahrscheinlichkeit im Zeitablauf kann anhand der Überlebensfunktion, der Verteilungsfunktion, der Hazard-Funktion oder der Dichtefunktion ausgedrückt werden. Die Überlebensfunktion  $S(t)$  gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass das Ereignis bis zum Zeitpunkt  $t$  noch nicht eintritt. Die Verteilungsfunktion  $F(t)$  ist das Komplement der

<sup>34</sup> Vgl. hierzu *Jain, Vilcassim* (1991), *Helsen, Schmittlein* (1993), *Krishnan, Seetharaman* (2002).

<sup>35</sup> Hazard-Raten-Modelle werden von *Golder, Tellis* (1997) und *Agarwal, Bayus* (2002) auch dazu eingesetzt, um die Zeitdauer seit Innovationseinführung bis zum Takeoff zu analysieren.

Überlebensfunktion und repräsentiert die Wahrscheinlichkeit, dass es spätestens bis zum Zeitpunkt  $t$  passiert:

$$S(t) = 1 - F(t) \quad (2.36)$$

Die Hazard-Funktion  $h(t)$  stellt die bedingte Eintrittswahrscheinlichkeit dar. Sie ist die Wahrscheinlichkeit, dass das Ereignis zum Zeitpunkt  $t$  eintritt, unter der Bedingung, dass es bis  $t$  noch nicht eingetreten ist. Die unbedingte Eintrittswahrscheinlichkeit wird durch die Dichtefunktion  $f(t)$  gegeben. Diese Funktionen stehen in folgendem mathematischen Zusammenhang (vgl. *Cox, Oakes* (1984, S. 14)):

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{f(t)}{1 - F(t)} \quad (2.37)$$

Wird Gleichung (2.37) unter der Annahme  $F(0) = 0$  integriert, so entsteht die folgende Verteilungsfunktion (vgl. *Cox, Oakes* (1984, S. 14)):

$$F(t) = 1 - \exp\left(-\int_0^t h(z) dz\right) \quad (2.38)$$

Wenn das Verhalten der Individuen, die sich in einer Population befinden, homogen ist, gibt die Verteilungsfunktion  $F(t)$  den Anteil der Individuen an, bei denen das Ereignis bis zum Zeitpunkt  $t$  geschehen ist, während die Überlebensfunktion  $S(t)$  den Anteil der Individuen anzeigt, bei denen es bis  $t$  ausgeblieben ist. Durch die Dichtefunktion  $f(t)$  wird der Anteil der Individuen wiedergegeben, die in  $t$  gerade das Ereignis erleben und von einem Zustand (z.B. ohne Neuprodukt) zu einem anderem Zustand (z.B. Besitz des Neuprodukts) wechseln. Schließlich gibt die Hazard-Funktion  $h(t)$  den Anteil der Individuen, die in  $t$  das Ereignis erleben, nur unter denjenigen Individuen wieder, bei denen es bis zu diesem Zeitpunkt noch nicht der Fall ist.

Zuerst werden longitudinale Effekte in Abwesenheit von Kovariateneffekten betrachtet. Dynamische Änderungen der Eintrittswahrscheinlichkeit können anhand einer statistischen Verteilung beschrieben werden. Unter einer Reihe von theoretischen Verteilungen<sup>36</sup> zählen die Exponential-, Rayleigh-, Weibull-, Lognormal- und Truncated-Normalverteilung zu den im Marketing am häufigsten angewendeten Verteilungen. In Tabelle 2.6 werden die Charakteristika der Hazard-Funktion dieser Verteilungen zusammengestellt. Die entsprechenden grafischen Darstellungen können dem Anhang B entnommen werden.

<sup>36</sup> Vgl. hierzu etwa *NIST/SEMATECH* (2005).

**Tabelle 2.6:** Hazard-Funktion von repräsentativen Verteilungen

Verteilung	Hazard-Funktion $\alpha$ : Skalenparameter $\gamma$ : Formparameter	Änderungen der Hazard-Rate im Zeitablauf
Exponentialverteilung	$h(t) = \alpha$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>h(t) \neq 0</math> für <math>t = 0</math></li> <li>- Konstant</li> </ul>
Rayleighverteilung	$h(t) = \alpha \cdot t$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>h(t) = 0</math> für <math>t = 0</math></li> <li>- Linear steigend</li> </ul>
Weibullverteilung	$h(t) = \alpha^\gamma \cdot \gamma \cdot t^{\gamma-1}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>h(t) = 0</math> oder <math>h(t) \neq 0</math> für <math>t = 0</math></li> <li>- Konstant (für <math>\gamma = 1 \rightarrow</math> Exponentialverteilung)</li> <li>- Linear steigend (für <math>\gamma = 2 \rightarrow</math> Rayleighverteilung)</li> <li>- Konkav steigend (für <math>1 &lt; \gamma &lt; 2</math>)</li> <li>- Konvex steigend (für <math>\gamma &gt; 2</math>)</li> <li>- Konvex sinkend (für <math>\gamma &lt; 1</math>)</li> </ul>
Lognormalverteilung	$h(t) = \frac{f(t)}{1 - F(t)}$ mit $f(t) = \frac{\exp\left(-(\ln(t/\alpha))^2 / 2\gamma^2\right)}{t\gamma\sqrt{2\pi}}$ und $F(t) = \int_0^t f(z)dz$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>h(t) \approx 0</math> für <math>t = 0</math></li> <li>- Konvex steigend <math>\rightarrow</math> konkav steigend <math>\rightarrow</math> konkav sinkend <math>\rightarrow</math> konvex sinkend</li> </ul>
Truncated-Normalverteilung	$h(t) = \frac{u\phi(ut/\alpha - \gamma)}{\alpha\Phi(ut/\alpha - \gamma)}$ mit $u = \gamma + \phi(-\gamma)/\Phi(-\gamma),$ $\phi(v) = \exp(-v^2/2)/\sqrt{2\pi}$ und $\Phi(v) = \int_v^\infty \phi(z)dz$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>h(t) \neq 0</math> für <math>t = 0</math></li> <li>- Konvex steigend</li> </ul>

Die Hazard-Rate der Exponentialverteilung ist unabhängig von der Zeit konstant. Die Exponentialverteilung sollte deshalb nur zur Beschreibung von willkürlich eintretenden Ereignissen (z.B. Impulskauf) herangezogen werden. Wie *Sinha, Chandrashekar* (1992) empirisch feststellen, ist sie für die Abbildung von Adoptionskäufen nicht geeignet, da sich die Wahrscheinlichkeit der Adoption im Zeitablauf ändert. Aus dem gleichen Grund ist sie auch für die Modellierung von Ersatzkäufen ungeeignet.

Die Rayleighverteilung hat eine mit der Zeit linear steigende Hazard-Rate. *Olson, Choi* (1985) und *Bayus, Gupta* (1992) setzen diese Verteilung zur Abbildung von Ersatzkäufen für langlebige Konsumgüter ein.

Die Weibullverteilung verfügt über zwei Parameter und zeichnet sich durch ihre Flexibilität aus. Die Hazard-Rate kann je nach Formparameter konstant, linear steigend, konkav steigend, konvex steigend oder konvex sinkend sein. Wegen der konvex steigenden Hazard-Rate für  $\gamma > 2$  kann sie zur Abbildung von Adoptionskäufen, besonders in früheren Phasen des Diffusionsprozesses, herangezogen werden (vgl. *Sinha, Chandrashekar* (1992)). Ebenfalls möglich ist die Anwendung dieser Verteilung im Kontext von Ersatzkäufen für langlebige Konsumgüter (z.B. *Bayus, Hong, Labe* (1989)). *Bayus* (1988) berichtet, dass der empirisch geschätzte Wert des Formparameters  $\gamma$  für klassische Gebrauchsgüter (z.B. Fernseher, Kühlschränke, Waschmaschinen) zwischen 2,1 und 2,6 liegt. Dies bedeutet, dass ihre Ersatzwahrscheinlichkeit mit zunehmendem Produktalter konvex steigt. *Bayus* (1988) zeigt, dass sich das Ersatzverhalten auf Märkten langlebiger Gebrauchsgüter durch die Weibullverteilung besser als durch die Rayleighverteilung modellieren lässt.

Die Lognormalverteilung gehört ebenso wie die Weibullverteilung zu den in der Ereignisanalyse am häufigsten eingesetzten Verteilungen (vgl. *Sinha, Chandrashekar* (1992)). Die Hazard-Rate steigt zunächst wie die der Weibullverteilung konvex an, bleibt jedoch im Unterschied zu ihr nicht monoton und sinkt am Ende gegen null. *Sinha, Chandrashekar* (1992) und *Fernandez* (1999) greifen auf die Lognormalverteilung zurück, um das Adoptionsverhalten abzubilden. Im empirischen Vergleich stellen *Sinha, Chandrashekar* (1992) fest, dass die Lognormalverteilung zu diesem Zweck besser als die Weibullverteilung geeignet ist. Offensichtlich werden dynamische Änderungen der Adoptionswahrscheinlichkeit durch die S-förmige Hazard-Funktion der Lognormalverteilung besser als die konvex steigende Kurve der Weibullverteilung repräsentiert<sup>37</sup>. Wohlgermerkt, auch die Hazard-Funktion des Bass-Modells ist S-förmig. Im Kontext von Ersatzkäufen wird hingegen die Lognormalverteilung selten eingesetzt. Aus der empirischen Studie von *Bayus* (1988) geht hervor, dass sie für die Abbildung des Ersatzverhaltens für konventionelle Gebrauchsgüter nicht geeignet ist. Die nicht-monotone Hazard-Funktion bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit des Ersatzkaufs sinkt, wenn ein Gerät in einem hohen Produktalter immer noch nicht ersetzt worden ist. Die Annahme der sinkenden Hazard-Rate ab einem bestimmten Produktalter ist sicherlich für klassische Gebrauchsgüter wie Fernseher, Kühlschränke oder Waschmaschinen unrealistisch. Für manche High-Tech-Produkte (z.B. PDAs) könnte sie jedoch zutreffend sein. Wenn ein altes High-Tech-Produkt immer noch nicht ersetzt worden ist, sinkt die Ersatzwahrscheinlichkeit, weil sein Besitzer inzwischen das Interesse an der Innovation verloren hat.

Die Hazard-Funktion der Truncated-Normalverteilung ist konvex steigend. Die interessante Eigenschaft dieser Verteilung besteht darin, dass sie sowohl die zeitabhängige Komponente

---

<sup>37</sup> Bei Anwendung der Lognormalverteilung zur Modellierung des Adoptionskaufs wird implizit angenommen, dass die Adoptionswahrscheinlichkeit zu sinken beginnt, wenn ein Verbraucher eine Innovation bis zu einem gewissen Zeitpunkt noch nicht adoptiert hat. Diese Annahme ist durchaus realistisch, da die mit der Neuheit verbundene Aufmerksamkeit mit dem Erreichen der Reifephase wieder verschwindet.

wie auch die von der Zeitdauer unabhängige Komponente beinhaltet (vgl. *Kamakura, Balasubramanian* (1987)). Die Truncated-Normalverteilung nutzen *Kamakura, Balasubramanian* (1987) und *Steffens* (2001) zur Modellierung des Ersatzverhaltens für langlebige Konsumgüter, da sie davon ausgehen, dass die Ersatzwahrscheinlichkeit nicht nur durch das Produktalter, sondern auch durch produktalterunabhängige Zufallsfaktoren beeinflusst wird. Nach der Untersuchung von *Bayus* (1988) ist die Anpassungsqualität der Truncated-Normalverteilung im Kontext von Ersatzkäufen äquivalent mit der Weibullverteilung.

Zur Untersuchung von Effekten der Kovariaten wird zumeist das proportionale Hazard-Modell (PH-Modell) herangezogen. Die Hazard-Funktion des PH-Modells setzt sich aus einer Basis-Hazard-Funktion  $h_0(t)$  und einer Funktion von erklärenden Variablen  $f(\mathbf{x}(t))$  zusammen<sup>38</sup> (vgl. *Cox* (1972)):

$$h(t, \mathbf{x}) = h_0(t)f(\mathbf{x}(t)) \quad (2.39)$$

Um die Nichtnegativität der Hazard-Rate sicherzustellen, wird für  $f(\mathbf{x}(t))$  in aller Regel die Exponentialfunktion verwendet:

$$f(\mathbf{x}(t)) = \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}(t)), \quad (2.40)$$

wobei  $\boldsymbol{\beta}$  ein Vektor von Koeffizienten ist. Die Basis-Hazard-Funktion erfasst longitudinale Effekte und gibt die Hazard-Rate in Abwesenheit von Effekten der erklärenden Variablen an. Als Basis-Hazard kann die Hazard-Funktion einer theoretischen Verteilung oder auch die Hazard-Funktion eines Diffusionsmodells verwendet werden.<sup>39</sup> Durch  $f(\mathbf{x}(t))$  werden Effekte der erklärenden Variablen erfasst, die proportional auf das Basis-Hazard auswirken.

Von *Jain* (1992) wird die diskrete Version des PH-Modells zur Beschreibung der Innovationsdiffusion unter Berücksichtigung von Marketingvariablen entwickelt, wobei die Hazard-Funktion des Bass-Modells  $h(t) = p + qF(t)$  als Basis-Hazard  $h_0(t)$  dient (vgl. hierzu auch *Bass, Jain, Krishnan* (2000)). Die Hazard-Funktion des PH-Modells von *Jain* (1992) lässt sich wie folgt darstellen:

$$h(t, \mathbf{x}) = (p + qF(t))\exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}(t)) \quad (2.41)$$

<sup>38</sup> Eine Verteilungsfunktion für nicht-beobachtbare Heterogenität kann den beiden Komponenten hinzugefügt werden (vgl. hierzu *Cox, Oakes* (1984)).

<sup>39</sup> In der nicht-parametrischen Version ist nicht erforderlich, eine explizite Funktionsform für das Basis-Hazard zu spezifizieren (vgl. hierzu *Cox, Oakes* (1984, S. 17 ff.)).

Unter Verwendung der Gleichung (2.6) von Seite 59 wird Gleichung (2.41) wie folgt umgeschrieben:

$$h(t, \mathbf{x}) = \left( \frac{p+q}{1+(q/p)\exp(-(p+q)t)} \right) \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}(t)) \quad (2.42)$$

Beim Einsetzen der Gleichung (2.42) in Gleichung (2.38) kann die folgende Verteilungsfunktion erstellt werden:

$$F(t, \mathbf{x}) = 1 - \exp \left( - \int_0^t \left( \frac{p+q}{1+(q/p)\exp(-(p+q)z)} \right) \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}(z)) dz \right) \quad (2.43)$$

Gleichung (2.43) kann unter Nutzung der Eigenschaften des endlichen Integrals umgeschrieben werden:

$$F(t, \mathbf{x}) = 1 - \exp \left( - \sum_{\tau=1}^t \left\{ \int_{\tau-1}^{\tau} \left( \frac{p+q}{1+(q/p)\exp(-(p+q)z)} \right) \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}(z)) dz \right\} \right) \quad (2.44)$$

Da Daten für die erklärenden Variablen  $\mathbf{x}(t)$  in einer diskreten Form vorliegen, kann  $\mathbf{x}(t)$  für den Zeitraum  $\tau-1$  bis  $\tau$  als konstant betrachtet werden (d.h.  $\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}_\tau$  für  $\tau-1 \leq t \leq \tau$ ). Unter dieser Annahme kann Gleichung (2.44) wie folgt umformuliert werden:

$$F(t, \mathbf{x}) = 1 - \exp \left( - \sum_{\tau=1}^t \{ \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_\tau) \} \left\{ \int_{\tau-1}^{\tau} \left( \frac{p+q}{1+(q/p)\exp(-(p+q)z)} \right) dz \right\} \right) \quad (2.45)$$

Durch die Durchführung der Integration entsteht die folgende Gleichung:

$$\begin{aligned} F(t, \mathbf{x}) &= 1 - \exp \left( - \sum_{\tau=1}^t \{ \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_\tau) \} \ln \left( \frac{(q/p) + \exp((p+q)\tau)}{(q/p) + \exp((p+q)(\tau-1))} \right) \right) \\ &= 1 - \exp \left( - \sum_{\tau=1}^t g(\tau) \right) \end{aligned} \quad (2.46)$$

wobei  $g(\tau) = \{ \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_\tau) \} \ln \left( \frac{(q/p) + \exp((p+q)\tau)}{(q/p) + \exp((p+q)(\tau-1))} \right)$ .

Die Wahrscheinlichkeit, dass ein repräsentativer Verbraucher, der bis zum Ende der Periode  $t-1$  die Innovation noch nicht adoptiert hat, im Laufe der Periode  $t$  sie adoptiert, wird durch folgende Gleichung gegeben:

$$\begin{aligned}
h_t(\mathbf{x}) &= \frac{F(t, \mathbf{x}) - F(t-1, \mathbf{x})}{1 - F(t-1, \mathbf{x})} \\
&= \left( \exp\left(-\sum_{\tau=1}^{t-1} g(\tau)\right) - \exp\left(-\sum_{\tau=1}^t g(\tau)\right) \right) / \exp\left(-\sum_{\tau=1}^{t-1} g(\tau)\right) \\
&= 1 - \exp(-g(t)) \\
&= 1 - \exp\left(-\{\exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_t)\} \ln\left(\frac{(q/p) + \exp((p+q)t)}{(q/p) + \exp((p+q)(t-1))}\right)\right)
\end{aligned} \tag{2.47}$$

Zur Kalibrierung dieses Modells kann die nichtlineare KQ-Methode auf folgende Regressionsgleichung angewendet werden:

$$n_t = h_t(\mathbf{x})(M - N_{t-1}) + e_t$$

Die obige Gleichung ist als Pendant zur Gleichung (2.20) von Seite 65 bei Diffusionsmodellen anzusehen. Das diskrete PH-Modell von *Jain* (1992) wird von *Danaher, Hardie, Putsis* (2001) auf die Diffusion für sukzessive Technologiegenerationen erweitert. Im PH-Modell von *Weerahandi, Dalal* (1992) wird ebenfalls das Bass-Modell für das Basis-Hazard genutzt. Als Funktion von Kovariaten wird jedoch anstatt der Exponentialfunktion die Logit-Funktion  $f(\mathbf{x}_t) = 1/(1 + \exp(\boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_t))$  gewählt. *Bayus, Gupta* (1992) greifen ihrerseits auf die Struktur des Logit-Hazard-Modells zurück:

$$h_t(\mathbf{x}) = \frac{\exp(h_0(t) + \boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_t)}{1 + \exp(h_0(t) + \boldsymbol{\beta}' \mathbf{x}_t)}, \tag{2.48}$$

wobei die Rayleighverteilung als Basis-Hazard zur Anwendung kommt.<sup>40</sup> Eine weiterführende Diskussion der verschiedenen Hazard-Raten-Modelle findet sich bei *Cox, Oakes* (1984).

Tabelle 2.7 gibt einen Überblick über Anwendungen des Hazard-Raten-Ansatzes im Kontext von Adoptions- oder Ersatzkäufen.

<sup>40</sup> Wird für das Basis-Hazard die Exponentialverteilung verwendet, so lässt sich das Logit-Hazard-Modell auf das herkömmliche Logit-Modell reduzieren, da die Hazard-Funktion der Exponentialverteilung zeitinvariant ist. Im Übrigen wird in der ursprünglichen Formulierung des Logit-Hazard-Modells von *Allison* (1984) der semi-parametrische Ansatz verfolgt, d.h. das Basis-Hazard ist das periodenspezifische Interzept.

**Tabelle 2.7:** Ausgewählte Anwendungen des Hazard-Raten-Ansatzes

Autoren	Kaufentscheidung	Daten	Verteilung / Modell	Kovariaten	Anwendungen	Prognose
<i>Olson, Choi</i> (1985)	Ersatzkauf	Aggregiert	Rayleighverteilung	Keine	S/W-Fernseher, Farbfernseher, Wäschetrockner, Geschirrspüler	Ja
<i>Kamakura, Balasubramanian</i> (1987)	Ersatzkauf	Aggregiert	Truncated-Normalverteilung	Keine	Kühlschrank, Staubsauger, Toaster, elektrische Decke	Ja
<i>Bayus, Hong, Labe</i> (1989)	Ersatzkauf	Aggregiert	Weibullverteilung	- Pro-Kopf-Einkommen	Farbfernseher	Ja
<i>Bayus, Gupta</i> (1992)	Ersatzkauf	Individuell	Logit-Hazard-Modell ( <u>Basis-Hazard:</u> Rayleighverteilung)	- Wahrgenommener Zustand des Gerätes - Charakteristika der Haushalte	Farbfernseher, Videorekorder, Kühlschrank etc.	Nein
<i>Haldar, Rao</i> (1998)	Adoptionskauf	Individuell	PH-Modell ( <u>Basis-Hazard:</u> Weibullverteilung)	- Preis - Index für Konsumklima - Charakteristika der Haushalte	Waschmaschine, Wäschetrockner, Geschirrspüler, Farbfernseher, Klimaanlage	Ja
<i>Fernandez</i> (1999)	Adoptionskauf	Aggregiert	Lognormalverteilung	- Preis - Ökonomische Variablen	Elektrische Heizung	Ja
	Ersatzkauf	Individuell	Inverse Gaussianverteilung	- Charakteristika der Haushalte		
<i>Bass, Jain, Krishnan</i> (2000)	Adoptionskauf	Aggregiert	PH-Modell ( <u>Basis-Hazard:</u> Bass-Modell)	- Preis - Werbung	Klimaanlage, Wäschetrockner, Farbfernseher	Ja
<i>Danaher, Hardie, Putsis</i> (2001)	Adoptions- und Upgradekauf	Aggregiert	PH-Modell ( <u>Basis-Hazard:</u> Bass-Modell)	- Preis	Mobilfunk	Nein
<i>Steffens</i> (2001)	Ersatzkauf	Aggregiert	Truncated-Normalverteilung	- Preis	Automobil	Ja

*Olson, Choi* (1985) und *Kamakura, Balasubramanian* (1987) wenden das Hazard-Raten-Modell in Kombination mit einem Diffusionsmodell an, um Ersatzkäufe zu berücksichtigen und auf diese Weise Absatzprognosen für langlebige Konsumgüter in den späteren Diffusionsphasen zu ermöglichen (vgl. Unterabschnitt 2.5.3.3). Dabei richtet sich der Fokus auf longitudinale Effekte. Andere Autoren interessieren sich vielmehr für Kovariateneffekte und setzen das Hazard-Raten-Modell zur Identifikation derjenigen Faktoren ein, die die Zeitdauer bis zur Adoption (bzw. bis zum Ersatzkauf) positiv oder negativ beeinflussen. Von *Bayus* (1988) werden Auswirkungen der Marketingvariablen auf das Ersatzintervall für langlebige Konsumgüter untersucht. Der Gegenstand der Studie von *Bayus, Gupta* (1992) ist die Analyse des Einflusses der Produkt- und Haushaltscharakteristika (Einkommen, Alter etc.) auf die Ersatzwahrscheinlichkeit. *Sinha, Chandrashekar* (1992), *Weerahandi, Dalal* (1992) und *Haldar, Rao* (1998) beziehen individuen-spezifische Variablen ein, um nicht nur deren Effekte auf die Adoptionswahrscheinlichkeit zu untersuchen, sondern auch die Anpassungs- und Prognosequalität des Modells zu erhöhen. Auch *Bayus, Hong, Labe* (1989), *Jain* (1992), *Fernandez* (1999), *Bass, Jain, Krishnan* (2000), *Danaher, Hardie, Putsis* (2001) und *Steffens* (2001) verfolgen ein ähnliches Ziel und bemühen sich um eine Verbesserung der Anpassungs- und Prognosequalität durch die Einbeziehung von Marketingvariablen und/oder ökonomischen Variablen.

Bei Einbeziehung von erklärenden Variablen weichen einige Autoren von konventionellen Hazard-Raten-Modellen ab. *Steffens* (2001) modelliert den Skalenparameter der Truncated-Normalverteilung  $\alpha$ , der gleichzeitig der Mittelwert ist, als eine lineare Funktion von erklärenden Variablen, um dynamische Verschiebungen des durchschnittlichen Ersatzalters auf dem Automobilmarkt zu berücksichtigen. *Fernandez* (1999) formuliert das Verhältnis der zwei Parameter der inversen Gaussianverteilung als eine exponentielle Funktion von individuen-spezifischen Variablen, um der Verbraucherheterogenität im Ersatzverhalten Rechnung zu tragen. *Bayus, Hong, Labe* (1989) und *De Pelsmacker* (1990) integrieren den Hazard-Raten-Ansatz in ein lineares bzw. in ein multiplikatives Regressionsmodell (vgl. hierzu Abschnitt 2.8).

*Sinha, Chandrashekar* (1992), *Weerahandi, Dalal* (1992) und *Haldar, Rao* (1998) zeigen empirisch, dass ein Hazard-Raten-Modell, das auf Basis individuen-spezifischer Daten kalibriert wird, deutlich genauere Prognosen als das aggregierte Bass-Modell ermöglicht. Dies deutet darauf hin, dass die Heterogenität der Verbraucher auf den von ihnen untersuchten Märkten signifikant ist. In einem empirischen Vergleich stellt *Fernandez* (1999) fest, dass die Prognosegenauigkeit bei Verwendung der Lognormalverteilung genauso hoch ist wie bei Verwendung des Bass-Modells. Dieser Vergleich hat allerdings wenig Aussagekraft, da er in einer sehr späten Phase des Diffusionsprozesses stattfindet, in der es kaum dynamische Absatzbewegungen mehr gibt. *Bass, Jain, Krishnan* (2000) zeigen, dass das PH-Modell von *Jain* (1992) hinsichtlich der Anpassungs- und Prognosequalität dem GB-Modell überlegen ist. Diese Ergebnisse werden auch von *Danaher, Hardie, Putsis* (2001) im Fall von sukzessiven

Technologiegenerationen bestätigt. Das bessere Abschneiden des PH-Modells ist nach Ansicht von *Bass, Jain, Krishnan* (2000) darauf zurückzuführen, dass im Unterschied zum GB-Modell absolute Werte und nicht Veränderungen zwischen den Perioden für Marketingvariablen verwendet werden.

## 2.7 Diskrete Auswahlmodelle

Diskrete Auswahlmodelle werden im Marketing extensiv eingesetzt. Mit Hilfe diskreter Auswahlmodelle kann die Entscheidung von Verbrauchern für eine von endlich vielen zur Auswahl stehenden Alternativen beschrieben und auf den Einfluss einer oder mehrerer Variablen (z.B. Marketingvariablen) zurückgeführt werden (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 350)). Die Anwendung dieser Modelle zielt unter anderem auf:

- die Untersuchung der Effekte erklärender Variablen auf die Auswahlwahrscheinlichkeit (→ deskriptive Anwendung),
- die variabelengestützte Prognose zukünftiger Auswahlentscheidungen (→ prediktive Anwendung) oder
- die Herleitung von optimalen Marketingstrategien (→ normative Anwendung).

Das wahrscheinlich mit am häufigsten bei empirischen Studien im Rahmen der Käuferverhaltensanalyse eingesetzte und entsprechend intensiv erforschte Auswahlmodell ist das multinominale Logit-Modell (MNL-Modell) (vgl. *Decker* (1994, S. 85)). Die Grundannahme dieses Modells besteht darin, dass sich der Nutzen  $U_{ijt}$ , der einem Verbraucher  $i$  aus der Entscheidung für eine Alternative  $j$  in Periode  $t$  entsteht, aus einem deterministischen Nutzenanteil  $V_{jt}$  und einer stochastischen Störgröße  $\varepsilon_{ijt}$  zusammensetzt:

$$U_{ijt} = V_{jt} + \varepsilon_{ijt} \quad (2.49)$$

Der deterministische Nutzen  $V_{jt}$  ist individuenunabhängig und steht für eine Art durchschnittliche Bewertung der Alternative  $j$  durch alle für die betreffende Untersuchung relevanten Verbraucher (Grundgesamtheit). Die stochastische Störgröße  $\varepsilon_{ijt}$  dient der Erfassung der individuellen Präferenzen des Verbrauchers  $i$  und damit in gewissem Sinne auch der impliziten Erfassung der Heterogenität des individuellen Auswahlverhaltens. Wird unterstellt, dass sich jeder Verbraucher  $i$  genau für eine Alternative entscheidet, die ihm den größtmöglichen Nutzen zu erbringen verspricht, so lässt sich die Wahrscheinlichkeit, dass er in Periode  $t$  die Alternative  $j$  wählt, als Funktion der zugehörigen Nutzenwerte berechnen:

$$p_{ijt} = P(U_{ijt} > U_{ikt}, \forall k \neq j) \quad (2.50)$$

Wird weiterhin angenommen, dass die Störterme  $\varepsilon_{ijt}$  in jeder Periode über die Bevölkerung unabhängig identisch extremverteilt sind, so wird die Grundgleichung des MNL-Modells erstellt<sup>41</sup>:

$$p_{jt} = \frac{\exp(V_{jt})}{\sum_{k=1}^J \exp(V_{kt})} \quad (2.51)$$

Die Auswahlwahrscheinlichkeit ist von individuenspezifischen Einflussfaktoren unabhängig und gilt für alle Verbraucher. Üblicherweise wird der deterministische Nutzenanteil einer Alternative  $j$  als Linearkombination ihrer relevanten Produkteigenschaften dargestellt:

$$V_{jt} = \beta_{j0} + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{jlt}, \quad (2.52)$$

wobei  $\beta_{j0}$  das Interzept (Grundnutzen der Alternative  $j$ ),  $x_{jlt}$  die Ausprägung der Produkteigenschaft  $l$  bei Alternative  $j$  in Periode  $t$  und  $\beta_l$  ein Parameter ist. Liegen genügend Beobachtungen vor, so lassen sich auch der alternativenspezifische Parameter  $\beta_{jl}$  ermitteln (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 354)). Besteht die Auswahlmenge lediglich aus zwei Alternativen „Kauf“ oder „Nicht-Kauf“, so vereinfacht sich das MLM-Modell auf das binäre Logit-Modell. Die Wahrscheinlichkeit des Kaufs in Periode  $t$  ist gegeben durch:

$$p_t = \frac{1}{1 + \exp(-V_t)}, \quad (2.53)$$

wobei  $V_t$  der deterministische Anteil des Nutzens ist, der dem Verbraucher aus dem Kauf in Periode  $t$  entsteht.

Die Schätzung der Modellparameter kann mit verschiedenen ökonometrischen Verfahren durchgeführt werden. Beim Vergleich verschiedener Schätzverfahren für das MNL-Modell sind *Bunch, Batsell* (1989) zu der Schlussfolgerung gekommen, dass die ML-Methode und die nichtlineare KQ-Methode der einfachen KQ-Methode überlegen sind. Erfolgt die Schätzung der Parameter auf Basis aggregierter Daten ( $\rightarrow$  aggregierte Modelle), so kann die zu erklärende Variable  $p_{jt}$  in Gleichung (2.51) als Marktanteil von Alternative  $j$  in Periode  $t$  interpretiert werden. Im Falle des binären Logit-Modells gibt  $p_t$  in Gleichung (2.53) den Anteil der potenziellen Käufer an, die in Periode  $t$  einen Kauf tätigen. Repräsentiert  $V_t$  in Gleichung (2.53) den deterministischen Nutzen des Adoptionskaufs, so ist die Anzahl neuer Adopter (= adoptionsbedingter Absatz) in Periode  $t$  durch folgende Formel gegeben:

<sup>41</sup> Vgl. zur formalen Herleitung *McFadden* (1974).

$$\begin{aligned}
 n_t &= p_t(M - N_{t-1}) \\
 &= \frac{1}{1 + \exp(-V_t)}(M - N_{t-1})
 \end{aligned}
 \tag{2.54}$$

Wird bei der Gleichung (2.54) die Störgröße  $e_t$  hinzugefügt,

$$\begin{aligned}
 n_t &= p_t(M - N_{t-1}) + e_t \\
 &= \frac{1}{1 + \exp(-V_t)}(M - N_{t-1}) + e_t
 \end{aligned}
 \tag{2.55}$$

so können die Parameter mit Hilfe der nichtlinearen KQ-Methode geschätzt werden. Es wird darauf aufmerksam gemacht, dass Gleichung (2.55) mit Gleichung (2.20) vergleichbar ist, und dass  $p_t$  als Hazard-Rate der Adoption in Periode  $t$  interpretiert werden kann.

Wird unterstellt, dass die Störterme  $\varepsilon_{ijt}$  in Gleichung (2.49) in jeder Periode über die Bevölkerung unabhängig identisch normalverteilt sind, so entsteht als Pendant zum Logit-Modell das Probit-Modell. Auch das Probit-Modell zählt zu den häufig eingesetzten, diskreten Auswahlmodellen (vgl. *Gupta, Jain, Sawhney* (1999)). Beispielsweise modelliert *Karaca-Mandic* (2004) Adoptionsentscheidungen auf dem DVD-Markt mit Hilfe des binären Probit-Modells.

Sowohl das multinominale Logit-Modell wie auch das multinominale Probit-Modell unterliegen der IIA-Eigenschaft. Die Abkürzung IIA steht für „*I*ndependence from *I*rrelevant *A*lternatives“. Bei Auswahlmodellen mit dieser Eigenschaft ist das Verhältnis der Auswahlwahrscheinlichkeiten in Bezug auf zwei Alternativen von den restlichen Alternativen unabhängig. Zu Problemen kann es bei der Modellierung von Auswahl-situationen kommen, in denen die einzelnen Alternativen untereinander verschiedene Ähnlichkeitsbeziehungen aufweisen, da Modelle mit IIA-Eigenschaft keine Interdependenzen zwischen den einzelnen Alternativen abbilden können. *Decker, Wagner* (2002, S. 354 ff.) empfehlen daher, Modelle mit IIA-Eigenschaft nur zur Beschreibung solcher Auswahl-situationen heranzuziehen, in denen gleichartige Ähnlichkeitsbeziehungen vorliegen und Unabhängigkeit zwischen den einzelnen Alternativen besteht. *Gupta, Jain, Sawhney* (1999), die Auswahlentscheidungen zwischen drei konkurrierenden TV-Technologien (eine konventionelle analoge TV-Technologie und zwei neue digitale TV-Technologien) abbilden, befürchten verschiedene Ähnlichkeitsbeziehungen der drei Alternativen und wenden das multivariate multinominale Probit-Modell (MMNP-Modell) an, das die IIA-Eigenschaft umgeht bzw. diese als Spezialfall (MNP-Modell) einschließt. Im Gegensatz zum MNL- und zum MNP-Modell wird beim MMNP-Modell angenommen, dass die Störterme  $\varepsilon_{ijt}$  in Gleichung (2.49) eine gemeinsame multivariate Normalverteilung besitzen. Der Nachteil des MMNP-Modells ist, dass die

Modellkalibrierung mit erheblichem Rechenaufwand verbunden ist (vgl. *Decker* (1994, S. 96)).

Die IIA-Eigenschaft kann auch mit Hilfe des genisteten MNL-Modells umgangen werden. Die grundsätzliche Idee dieses Modells besteht darin, die interessierte Auswahlentscheidung in mehrere Teilentscheidungen zu zerlegen. Der Einsatz eines genisteten MNL-Modells bietet sich vor allem dann an, wenn sich die Menge der relevanten Alternativen in zumindest näherungsweise homogene Gruppen aufteilen lässt, wobei die Elemente einer Gruppe möglichst ähnlich, die Elemente unterschiedlicher Gruppen hingegen möglichst verschieden sein sollten (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 355)). Die IIA-Eigenschaft liegt dabei nur innerhalb (und nicht zwischen den) einzelnen Gruppen vor. Das genistete MNL-Modell wird auf High-Tech-Märkten beispielsweise dazu eingesetzt, um Auswahlentscheidungen zwischen Marken in einer Produktkategorie zu beschreiben, in der mehrere konkurrierende Technologien existieren. Zuerst wird die grundsätzliche Entscheidung für eine der konkurrierenden Technologien (z.B. VHS oder Beta beim Videorekorder, PalmOS oder WindowsCE beim PDA) getroffen. Im Anschluss daran entscheidet sich der Verbraucher für eine der in der von ihm ausgewählten Subproduktkategorie verfügbaren Alternativen (z.B. JVC, Panasonic in der Subkategorie VHS). Die mathematische Darstellung des genisteten MNL-Modells ist in *McFadden* (1978) zu finden.

Die Heterogenität der Verbraucher wird bei diskreten Auswahlmodellen durch die Störgrößen  $\varepsilon_{ijt}$  in Gleichung (2.49) implizit erfasst. Die darüber hinausgehende Berücksichtigung der Heterogenität kann auf unterschiedliche Weise erfolgen. Bei individuellen Auswahlmodellen lassen sich das Interzept und/oder die sonstigen Parameter als Funktion von individuenabhängigen Variablen (z.B. Einkommen, Alter, Bildung) modellieren, um die beobachtbare Heterogenität zu berücksichtigen (z.B. *Kim, Han, Srivastava* (2002), *Karaca-Mandic* (2004)). Zur Erfassung der nicht-beobachtbaren Heterogenität kann der Latent-Class-Ansatz Anwendung finden, bei dem die Verbraucher in mehrere latente Segmente unterteilt werden (z.B. *Gupta, Jain, Sawhney* (1999), *Erdem, Keane, Strebel* (2003), *Song, Chintagunta* (2003), *Prince* (2004)). Bei Nicht-Verfügbarkeit von individuellen Daten kann der nicht-beobachtbaren Heterogenität dadurch Rechnung getragen werden, dass man das Interzept und/oder die sonstigen Parameter als gemäß einer geeigneten Verteilung über die Population gestreut annimmt (z.B. *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)).

Tabelle 2.8 gibt einen Überblick über empirische Anwendungen von diskreten Auswahlmodellen auf High-Tech-Märkten.

**Tabelle 2.8:** Ausgewählte Anwendungen von diskreten Auswahlmodellen

Autoren	Auswahloptionen	Kaufentscheidung	Verbrauchertyp	Daten	Modell-spezifikation	Modellierung von dynamischen Effekten	Heterogenität	Anwendungen	Prognose
<i>Gupta, Jain, Sawhney</i> (1999)	- Konkurrierende Technologien	Adoptionskauf	Myopisch	Individuell	MMNP-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen - Indirekte Netzwerkeffekte	- Latent-Class-Ansatz	Digitales Fernsehen	Ja
<i>Jun, Park</i> (1999)	- Sukzessive Technologiegenerationen + Nicht-Kauf	Adoptions- und Upgradekauf	Myopisch	Aggregiert	MNL-Modell	- Preissenkungen (nur für DRAM) - Mundpropagandaeffekte (als Funktion von Zeit)	Keine explizite Berücksichtigung	IBM-Mainframe-Computer, Dynamic Random Access Memory (DRAM)	Ja
<i>Melnikov</i> (2000)	- Kauf / Nicht-Kauf - Produktmodelle	Adoptionskauf (implizit auch Ersatzkauf)	Vorausschauend nur bei Kauf-/Nicht-Kaufentscheidung	Aggregiert	MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen	Keine explizite Berücksichtigung	PC-Drucker	Nein
<i>Le Nagard-Assayag und Manceau</i> (2001)	- Kauf / Nicht-Kauf	Adoptionskauf	Myopisch	Aggregiert	Binäres Logit-Modell	- Preissenkungen - Indirekte Netzwerkeffekte	Keine explizite Berücksichtigung	CD-Player	Nein
<i>Jun et al.</i> (2002) Modell 1	Analog zu <i>Jun, Park</i> (1999)							Analoge oder digitale Mobilfunkservices	Ja
<i>Jun et al.</i> (2002) Modell 2	- Konkurrierende Technologien + Nicht-Kauf	Adoptionskauf	Myopisch	Aggregiert	MNL-Modell	- Preissenkungen - Mundpropaganda- und Netzwerkeffekte (als Funktion vom kumulierten Absatz)	Keine explizite Berücksichtigung	Digitale Mobilfunkservices	Ja
<i>Kim, Han, Srivastava</i> (2002)	- Sukzessive Technologiegenerationen+ Nicht-Kauf	Adoptions- und Upgradekauf	Vorausschauend	Individuell	MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen - Mundpropaganda- und Netzwerkeffekte (als Funktion vom kumulierten Absatz)	- Einbeziehung von individuenabhängigen Variablen	PC	Nein

Autoren	Auswahloptionen	Kaufentscheidung	Verbrauchertyp	Daten	Modellspezifikation	Modellierung von dynamischen Effekten	Heterogenität	Anwendungen	Prognose
<i>Erdem, Keane, Strebels</i> (2003)	- Verschiedene Kombinationen von konkurrierenden Technologien und Preisklassen + Nicht-Kauf	Adoptions- und Upgradekauf	Vorausschauend	Individuell	MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen - Mundpropagandaeffekte (Bayes-Updating)	- Einbeziehung von individuenabhängigen Variablen - Latent-Class-Ansatz	PC	Nein
<i>Inceoglu, Park</i> (2003)	<u>1. Stufe:</u> - Konkurrierende Technologien + Nicht-Kauf <u>2. Stufe:</u> - Produktmodelle innerhalb der gewählten Technologie	Adoptionskauf	Myopisch	Aggregiert	Genistetes MNL-Modell	- Preissenkungen - Indirekte Netzwerkeffekte	Keine explizite Berücksichtigung	DVD-Player, Videorekorder	Nein
<i>Kim, Srinivasan</i> (2003)	- Kauf / Nicht-Kauf	Upgradekauf	Vorausschauend	Individuell	Binäres Logit-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen	- Die relative Bedeutung der Attribute ist individuenspezifisch (ermittelt mit Hilfe von Conjoint-Analyse). - Einbeziehung von individuenabhängigen Variablen	Palm-PDA	Ja
<i>Ohashi</i> (2003)	<u>1. Stufe:</u> - Konkurrierende Technologien + Nicht-Kauf <u>2. Stufe:</u> - Marken innerhalb der gewählten Technologie	Adoptionskauf	Myopisch	Aggregiert	Genistetes MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen - Indirekte Netzwerkeffekte	Keine explizite Berücksichtigung	Videorekorder	Nein
<i>Song, Chintagunta</i> (2003)	- Marken + Nicht-Kauf	Adoptionskauf	Vorausschauend	Aggregiert	MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen	- Latent-Class-Ansatz	Digitalkamera	Ja

Autoren	Auswahloptionen	Kaufentscheidung	Verbrauchertyp	Daten	Modellspezifikation	Modellierung von dynamischen Effekten	Heterogenität	Anwendungen	Prognose
<i>Karaca-Mandic (2004)</i>	- Kauf / Nicht-Kauf	Adoptionskauf	Vorausschauend	Individuell	Binäres Probit-Modell	- Preissenkungen - Indirekte Netzwerkeffekte	- Einbeziehung von individuenabhängigen Variablen	DVD-Player	Nein
<i>Nair, Chintagunta, Dubé (2004)</i>	<u>1. Stufe:</u> - Konkurrierende Technologien + Nicht-Kauf <u>2. Stufe:</u> - Produktmodelle innerhalb der gewählten Technologie	Adoptionskauf	Myopisch	Aggregiert	Genistetes MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen - Indirekte Netzwerkeffekte	- Der markenabhängige Grundnutzen (Interzept) ist über die Population normal verteilt.	PDA	Nein
<i>Prince (2004)</i>	- Niedrige, mittlere und hohe Qualität + Nicht-Kauf	Adoptions- und Upgradekauf	Vorausschauend	Individuell	MNL-Modell	- Preissenkungen und Qualitätsverbesserungen	- Einbeziehung von individuenabhängigen Variablen - Latent-Class-Ansatz	PC	Nein

Während auf konventionellen Konsumgütermärkten diskrete Auswahlmodelle typischerweise zur Erklärung von Markenwahlentscheidungen eingesetzt werden, werden sie auf High-Tech-Märkten unter anderem dazu genutzt, um Adoptions-, Upgrade- oder Auswahlentscheidungen zwischen sukzessiven Technologiegenerationen oder zwischen konkurrierenden Technologien zu beschreiben. Ein weiterer Unterschied zu den Auswahlmodellen für konventionelle Produktkategorien besteht darin, dass die Option „Nicht-Kauf“ standardmäßig in der Auswahlmenge enthalten ist, da auf neuen, dynamisch wachsenden Märkten die Dimension der Kaufentscheidung „Kauf oder Nicht-Kauf“ von erstrangiger Bedeutung ist. Diskrete Auswahlmodelle im Kontext von High-Tech-Produkten werden derzeit in erster Linie für deskriptive Zwecke eingesetzt, um das high-tech-spezifische Käuferverhalten wie indirekte Netzwerkeffekte (z.B. *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001), *Inceoglu, Park* (2003), *Ohashi* (2003) oder *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)) oder das vorausschauende Verbraucherverhalten (z.B. *Erdem, Keane, Strebel* (2003), *Song, Chintagunta* (2003) oder *Prince* (2004)) zu erforschen. Dabei verzichten die meisten Autoren auf die Anwendung ihrer Modelle für Prognosezwecke.

Ein besonders relevanter Aspekt bei der Käuferverhaltensmodellierung auf High-Tech-Märkten stellt die Erfassung der longitudinalen Effekte dar. *Song, Chintagunta* (2003), die Adoptionsentscheidungen auf dem Digitalkameramarkt abbilden, berücksichtigen weder Mundpropaganda- noch Netzwerkeffekte und gehen davon aus, dass der dynamische Wachstum des Digitalkameramarktes allein auf die sinkenden Preise pro Qualitätseinheit zurückzuführen ist.<sup>42</sup> *Jun, Park* (1999), die Auswahlentscheidungen zwischen den sukzessiven Technologiegenerationen beschreiben, modellieren den deterministischen Nutzenanteil für Generation  $j$  als lineare Kombination von Zeitdauer seit Markteinführung  $(t - \tau_j + 1)$  und Produkteigenschaften  $x_{jt}$ :

$$V_{jt} = \beta_0(t - \tau_j + 1) + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{jlt}, \quad (2.56)$$

wobei  $\tau_j$  der Einführungszeitpunkt von Generation  $j$  ist. In der Interpretation von *Jun, Park* (1999) repräsentiert die Zeitvariable Mundpropagandaeffekte und sonstige nicht explizit berücksichtigte, longitudinale Effekte. Existiert nur eine einzige Technologiegeneration  $j = 1$  mit dem Einführungszeitpunkt  $\tau_1 = 0$ , so ist die Kaufwahrscheinlichkeit durch folgendes binäres Logit-Modell gegeben:

$$p_{1t} = \frac{\exp(\beta_0 t + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{1lt})}{1 + \exp(\beta_0 t + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{1lt})}, \quad (2.57)$$

<sup>42</sup> *Song, Chintagunta* (2003) zeigen mit Hilfe einer Simulation, dass bei exponential fallendem Preis auch ohne Diffusionseffekte eine glockenförmige Absatzkurve entsteht, die der Diffusionskurve des Bass-Modells ähnelt.

Dieses binäre Logit-Modell kann als ein Logit-Hazard-Modell interpretiert werden, wobei das Basis-Hazard  $h_0(t) = \beta_0 t$  die Rayleighverteilung ist (vgl. Gleichung (2.48)). Im Gegensatz zum Logit-Hazard-Modell kann aber bei Verfügbarkeit mehrerer Technologiegenerationen die Auswahlmenge dementsprechend erweitert werden ( $\rightarrow$  MNL-Modell). Das Modell von *Jun, Park* (1999) verbindet also das konventionelle, diskrete Auswahlmodell mit dem Hazard-Raten-Modell.

*Jun et al.* (2002), *Kim, Han, Srivastava* (2002) und *Ohashi* (2003) versuchen dagegen, Mundpropaganda- und/oder Netzwerkeffekte ähnlich wie bei Diffusionsmodellen durch eine Funktion des kumulierten Absatzes zu erfassen. Der deterministische Nutzenanteil der Alternative  $j$  wird aus einer Funktion des kumulierten Absatzes der Vorperiode  $f(N_{j,t-1})$  und der Linearkombination von Produkteigenschaften zusammengesetzt:

$$V_{jt} = f(N_{j,t-1}) + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{jlt} \quad (2.58)$$

*Jun et al.* (2002) spezifizieren  $f(N_{j,t-1})$  als lineare Funktion, während *Kim, Han, Srivastava* (2002) und *Ohashi* (2003) hierfür eine konkave Funktion vorschlagen.

Zur expliziten Erfassung indirekter Netzwerkeffekte wird die Verfügbarkeit komplementärer Produkte  $c_{jt}$  in die Nutzenfunktion einbezogen (vgl. *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001), *Inceoglu, Park* (2003), *Karaca-Mandic* (2004) und *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)):

$$V_{jt} = f(c_{jt}) + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{jlt} \quad (2.59)$$

Als Funktionsform für  $f(c_{jt})$  wird von *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001) und *Karaca-Mandic* (2004) die lineare Funktion, von *Inceoglu, Park* (2003) die logarithmische Funktion und von *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004) die Potenzfunktion gewählt<sup>43</sup>. *Gupta, Jain, Sawhney* (1999) modellieren hingegen indirekte Netzwerkeffekte anhand von mehreren quantitäts- und qualitätsbezogenen Eigenschaften der komplementären Produkte. Der deterministische Nutzen der Alternative  $j$  besteht aus dem auf den Produkteigenschaften des Kernproduktes ( $x_1, \dots, x_{L'}$ ) beruhenden Nutzen und dem sich aus den Produkteigenschaften der komplementären Produkte ( $x_{L'+1}, \dots, x_L$ ) ergebenden Nutzen:

$$V_{jt} = \sum_{l=1}^{L'} \beta_l x_{jlt} + \sum_{l=L'+1}^L \beta_l x_{jlt} \quad (2.60)$$

<sup>43</sup> Die Verfügbarkeit komplementärer Produkte  $c_{jt}$  wird wiederum als Funktion vom kumulierten Absatz  $c_{jt} = f(N_{j,t-1})$  modelliert, um die wechselseitige Stärkung indirekter Netzwerkeffekte abzubilden (vgl. Unterabschnitt 1.2.4).

*Erdem, Keane, Strebel* (2003) modellieren mit Hilfe des Bayes-Updating dynamische Änderungen der erwarteten Innovationsqualität und der wahrgenommenen Ungewissheit, die durch Mundpropaganda verursacht werden. Hierbei wird unterstellt, dass einem Verbraucher die Qualität der Innovation  $\tilde{x}_t$  nur mit Ungewissheit bekannt ist. Wird weiterhin angenommen, dass der Verbraucher risikoavers ist, so lässt sich der Nutzen der Innovation unter Berücksichtigung von Ungewissheit wie folgt formulieren:

$$V_t = \beta_0 - \beta_1 \exp(-\rho \tilde{x}_t), \quad (2.61)$$

wobei  $\rho$  die Risikoaversion des Verbrauchers ist.  $\beta_0$  bzw.  $\beta_1$  sind Parameter. Die ungewisse Innovationsqualität  $\tilde{x}_t$  kann mit Hilfe der Normalverteilung charakterisiert werden, wobei der Mittelwert  $\bar{x}_t$  die erwartete Qualität und die Varianz  $\sigma_t^2$  das Ausmaß der Ungewissheit repräsentieren. Der erwartete Nutzen der Innovation lässt sich wie folgt darstellen:

$$E(V_t) = \beta_0 - \beta_1 \exp\left(-\rho \left(\bar{x}_t - \frac{\rho}{2} \sigma_t^2\right)\right) \quad (2.62)$$

Erhält der potenzielle Käufer in Periode  $t$  neue Informationen von den Innovationsnutzern, so kann seine Einschätzung der Innovation  $\bar{x}_t$  revidiert und das Ausmaß der Ungewissheit  $\sigma_t^2$  reduziert werden. Die erwartete Qualität und die Ungewissheit werden mit Hilfe der Bayes-Updating-Formel wie folgt aktualisiert:

$$\bar{x}_{t+1} = \frac{\bar{x}_t / \sigma_t^2 + \bar{x}_{wom} / \sigma_{wom}^2}{1 / \sigma_t^2 + 1 / \sigma_{wom}^2} \quad (2.63)$$

$$\sigma_{t+1}^2 = \frac{1}{1 / \sigma_t^2 + 1 / \sigma_{wom}^2}, \quad (2.64)$$

wobei  $\bar{x}_{wom}$  die mittlere Bewertung der Innovation durch die Nutzer und  $\sigma_{wom}^2$  die Varianz ihrer Bewertungen ist. Zur Kalibrierung dieses Modells sind allerdings umfangreiche individuelle Daten erforderlich (vgl. *Erdem, Keane, Strebel* (2003)). *Song, Chintagunta* (2003) schlagen zur Vereinfachung vor, die Ungewissheit in Gleichung (2.64) als eine Funktion von der Zeitdauer seit Markteinführung  $\sigma_t^2 = \beta/t$  ( $\beta$  ist ein Parameter) zu modellieren und die erwartete Innovationsqualität als zeitinvariant anzunehmen.

Bei Modellierung der Upgradeentscheidung wird davon ausgegangen, dass ein Upgradekauf nicht durch ein funktionsunfähig gewordenes Gerät, sondern durch den Wunsch nach einem qualitativ besseren Produkt veranlasst wird. Ein Upgradekauf wird getätigt, wenn der Nutzen des Kaufs einer aktuelleren Version den Nutzen des weiteren Einsatzes der zuletzt gekauften

Version übersteigt. Die Modellspezifikation unterscheidet sich hierbei unter anderem in der Beachtung von Produktalter, in der Einbeziehung von Preis für die gegenwärtig genutzte Version und in der Berücksichtigung von Umschaltungskosten. *Kim, Han, Srivastava* (2002) beziehen das Produktalter in die Nutzenfunktion ein, während *Jun, Park* (1999), *Kim, Srinivasan* (2003) und *Prince* (2004) die Berücksichtigung des Produktalters nicht für nötig halten. Im Modell von *Jun, Park* (1999) ist der aktuelle Preis für die derzeit genutzte Version in der Nutzenfunktion enthalten. Diese Spezifikation ist für auf dem Abonnementgeschäft basierende Dienstleistungen (z.B. Mobilfunkservices und Internetprovider) geeignet, da ein Abonnement in jeder Periode den aktuell gültigen Preis für die von ihm genutzte Version zu zahlen hat. Bei langlebigen Produkten ist dies hingegen problematisch, da der aktuelle Preis des bereits besessenen Gerätes irrelevant ist. *Kim, Srinivasan* (2003) und *Prince* (2004) beziehen in die Nutzenfunktion weder den aktuellen noch den damals gezahlten Preis ein. *Kim, Srinivasan* (2003) berücksichtigen als einzige Umschaltungskosten, die durch einen Upgradekauf wegen Inkompatibilität der bisher genutzten komplementären Produkte und wegen der erneuten Einarbeitung verursacht werden.

Auf konventionellen Konsumgütermärkten wird in aller Regel von myopischen Verbrauchern ausgegangen, die sich ausschließlich für den Nutzen in der aktuellen Periode interessieren. Auf High-Tech-Märkten werden diskrete Auswahlmodelle entwickelt, die das Käuferverhalten vorausschauender Verbraucher abbilden. Im Modell von *Song, Chintagunta* (2003) wird unterstellt, dass ein Verbraucher den Pro-Periode-Nutzen  $u_t$  erhält, wenn er in Periode  $t$  das Produkt kauft. Bleibt der Pro-Periode-Nutzen nach dem Kauf in allen zukünftigen Perioden konstant, so entspricht der lebenslange Nutzen der Innovation der diskontierten Summe des Pro-Periode-Nutzens. Der Wert des Kaufs der Innovation in Periode  $t$  für Verbraucher  $i$  ist durch folgende Formel gegeben:

$$\begin{aligned} U_{it} &= \frac{u_t}{1-\delta} + \beta_1 x_{preis,t} + \varepsilon_{it}, \\ &= V_t + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (2.65)$$

wobei  $x_{preis,t}$  der Preis der Innovation in Periode  $t$ ,  $\beta_1$  ein zu schätzender Parameter,  $\delta$  der Diskontfaktor und  $\varepsilon_{it}$  die Störgröße ist. Der Wert des Nichtkaufs (oder besser der Wert der Kaufverschiebung) in Periode  $t$  entspricht dem diskontierten, erwarteten Maximalwert, der dem Verbraucher  $i$  in Periode  $t+1$  zusteht:

$$\begin{aligned} U_{i0t} &= \delta E[\max\{U_{i0,t+1}, U_{i,t+1}\}] + \varepsilon_{i0t}, \\ &= V_{0t} + \varepsilon_{i0t} \end{aligned} \quad (2.66)$$

wobei  $E$  der Erwartungsoperator und  $\varepsilon_{i0t}$  die Störgröße ist. Der Index 0 bezieht sich auf die Alternative „Nicht-Kauf“. Der deterministische Anteil kann wie folgt vereinfacht werden (vgl. Song, Chintagunta (2003)):

$$V_{0t} = \delta \log(\exp(V_{0,t+1}) + \exp(V_{t+1})) \quad (2.67)$$

Wird unterstellt, dass die Störterme unabhängig identisch extremverteilt sind, so lässt sich die Kaufwahrscheinlichkeit in Periode  $t$  wie folgt berechnen:

$$\begin{aligned} p_t &= \frac{1}{1 + \exp(V_{0t} - V_t)} \\ &= \frac{1}{1 + \exp\left(\delta \log(\exp(V_{0,t+1}) + \exp(V_{t+1})) - \frac{u_t}{1 - \delta} - \beta_1 x_{preis,t}\right)} \end{aligned} \quad (2.68)$$

Für  $\delta = 0$  wird das Modell auf ein herkömmliches, binäres Auswahlmodell reduziert, das das Käuferverhalten myopischer Verbraucher beschreibt. Song, Chintagunta (2003) spezifizieren den Pro-Periode-Nutzen der in Periode  $t$  erworbenen Innovation als eine lineare Funktion:

$$u_t = \beta_0 + \beta_2 x_{qual,t}, \quad (2.69)$$

wobei  $x_{qual,t}$  die Innovationsqualität in Periode  $t$  und  $\beta_0$  und  $\beta_2$  zu schätzende Parameter sind. Verbrauchererwartungen über den Preis und die Qualität in zukünftigen Perioden werden mit Hilfe eines Markov-Prozesses (Random-Walk mit Drift) modelliert:

$$x_{preis,t+1} = k + x_{preis,t} + w \text{ bzw. } x_{qual,t+1} = k + x_{qual,t} + w \text{ mit } w \sim N(0, \sigma_w^2), \quad (2.70)$$

wobei  $k$  eine Konstante und  $w$  eine mit Mittelwert 0 und Varianz  $\sigma_w^2$  normalverteilte, stochastische Größe ist. Zur Modellierung der Kauf- und Auswahlentscheidungen auf der Markenebene kann das binäre Logit-Modell auf ein MNL-Modell erweitert werden. In der Arbeit von Melnikov (2000) wird im Unterschied zu Song, Chintagunta (2003) angenommen, dass vorausschauende Kauf-/Nichtkaufentscheidungen und myopische Markenwahlentscheidungen sequentiell unabhängig voneinander getroffen werden.

Prince (2004) berücksichtigt bei der Modellierung des vorausschauenden Käuferverhaltens Upgradekäufe. Für einen potenziellen Adoptionskäufer wird der Nutzen der Kaufverschiebung analog zur Gleichung (2.66) spezifiziert. Für einen potenziellen Upgradekäufer wird dem Nutzen der Kaufverschiebung der Wert des gegenwärtig genutzten Gerätes zugerechnet. Das Besondere an seinem Modell ist, dass beim Adoptionskauf (wegen

der Anschaffung komplementärer Produkte und wegen des Lernaufwands) fallende Setup-Kosten berücksichtigt werden. *Erdem, Keane, Strebel* (2003) modellieren im Rahmen der bereits erwähnten dynamischen Käuferverhaltensmodellierung auch das Informationssuchverhalten und ziehen dabei dem Nutzen der Kaufverschiebung durch eine weitere Informationssuche anfallende Kosten ab.

*Karaca-Mandic* (2004) bemüht sich, das vorausschauende Käuferverhalten und indirekte Netzwerkeffekte gleichzeitig zu berücksichtigen. Dabei unterstellt sie im Gegensatz zu den anderen Autoren, dass der Pro-Periode-Nutzen der Innovation unabhängig vom Kaufzeitpunkt ist, sich aber je nach Verfügbarkeit komplementärer Produkte in nachfolgenden Perioden dynamisch ändert:

$$u_{it} = \beta_0 + \beta_1 c_t + \varepsilon_{it}, \quad (2.71)$$

wobei  $c_t$  die Verfügbarkeit komplementärer Produkte in Periode  $t$  ist,  $\beta_0$  und  $\beta_1$  Parameter sind und  $\varepsilon_{it}$  eine Störgröße ist. Der Wert des Kaufs der Innovation in Periode  $t$  kann wie folgt ausgedrückt werden:

$$U_{it} = u_{it} + \sum_{\tau=t+1}^{\infty} \delta^{\tau-t} E u_{i\tau} + \beta_2 x_{preis,t} \quad (2.72)$$

*Karaca-Mandic* (2004) nimmt weiterhin an, dass der Verbraucher nicht alle Optionen (Kauf in Periode  $t$ , Kauf in Periode  $t + 1$ , Kauf in Periode  $t + 2$ , . . .), sondern nur die beiden Optionen „Kauf in der aktuellen Periode“ und „Kauf in der nächsten Periode“ betrachtet. Er erwirbt die Innovation in Periode  $t$  statt in Periode  $t + 1$  genau dann, wenn der Nutzen des Kaufs in der aktuellen Periode  $U_{it}$  größer als der erwartete Nutzen des Kaufs in der nächsten Periode  $EU_{i,t+1}$  ist:

$$U_{it} > EU_{i,t+1} \quad (2.73)$$

Der erwartete Wert des Kaufs in Periode  $t + 1$  aus der Sicht der aktuellen Periode ist:

$$EU_{i,t+1} = \sum_{\tau=t+1}^{\infty} \delta^{\tau-t} E u_{i\tau} + \beta_2 \delta E x_{preis,t+1} \quad (2.74)$$

Werden die Spezifikationen (2.72) und (2.74) verwendet, so lässt sich die Bedingung (2.73) wie folgt formulieren:

$$u_{it} > -\beta_2 (x_{preis,t} - \delta E x_{preis,t+1}) \quad (2.75)$$

Wird weiterhin unterstellt, dass der Verbraucher den Preis in der nächsten Periode korrekt prognostizieren kann, so lässt sich die Ungleichung (2.75) unter Verwendung von Spezifikation (2.71) wie folgt umschreiben:

$$\beta_0 + \beta_1 c_t + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1}) + \varepsilon_{it} > 0 \quad (2.76)$$

Zur Berechnung der Kaufwahrscheinlichkeit auf Basis von Ungleichung (2.76) wird ein binäres Probit-Modell vorgeschlagen.

*Kim, Han, Srivastava* (2002) gehen bei Abbildung des vorausschauenden Käuferverhaltens abweichend vor. Die Auswahlmenge besteht aus den aktuell verfügbaren Technologiegenerationen und einer noch nicht verfügbaren, zukünftigen Generation. Ein Kritikpunkt an dieser Modellspezifikation ist, dass der entgehende Nutzen bei einer Entscheidung für die zukünftige Generation nicht explizit berücksichtigt wird.

*Song, Chintagunta* (2003) vergleichen ihr Logit-Modell mit dem GB-Modell und stellen fest, dass das Logit-Modell hinsichtlich der Anpassung äquivalent mit dem GB-Modell, hinsichtlich der Prognosegenauigkeit jedoch dem GB-Modell weitaus überlegen ist. *Jun, Park* (1999) berichten, dass das von ihnen vorgeschlagene Logit-Modell bei Anwendung auf IBM-Mainframe-Computer in Hinsicht auf die Prognosegenauigkeit schlechter als die Diffusionsmodelle ist. Das schlechte Abschneiden des Logit-Modells ist aber wahrscheinlich nur darauf zurückzuführen, dass die Preisvariable wegen Nichtverfügbarkeit der entsprechenden Daten nicht in das Logit-Modell einbezogen werden konnte, und dass seine einzige erklärende Variable die Zeitdauer seit Produkteinführung ist. Wie der empirische Modellvergleich von *Jun et al.* (2002) zeigt, scheint das diskrete Auswahlmodell bessere Prognosen als die auf dem Bass-Modell basierenden Diffusionsmodelle zu ermöglichen, wenn Marketingvariablen (insbesondere der Preis) berücksichtigt werden.

## 2.8 Regressionsmodelle

Regressionsmodelle werden im Marketing unter anderem zur Erklärung und Prognose des Markenabsatzes in Abhängigkeit von Marketinginstrumenten eingesetzt (vgl. *Decker, Wagner* (2002, S. 341)). Als weiterer Anwendungsbereich gilt die Prognose des Produktkategorieabsatzes, wobei üblicherweise zusätzlich zu Marketingvariablen auch makroökonomische Variablen als erklärende Variablen herangezogen werden.

Ein einfacher Ansatz, den Absatz  $y_t$  in Periode  $t$  in Abhängigkeit von  $L$  erklärenden Variablen  $x_{it}$  zu modellieren, ist das linear-additive Regressionsmodell:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{lt} + e_t, \quad (2.77)$$

wobei  $\beta_0$  und  $\beta_l$  zu schätzende Parameter sind und  $e_t$  die Störgröße ist. Das linear-additive Modell lässt sich mit Hilfe der einfachen KQ-Methode kalibrieren. Analog zum linear-additiven Regressionsmodell lautet die Gleichung für das multiplikative Regressionsmodell:

$$y_t = \exp(\beta_0) \exp(e_t) \prod_{l=1}^L x_{lt}^{\beta_l}, \quad (2.78)$$

wobei  $\beta_0$  und  $\beta_l$  ebenfalls zu schätzende Parameter sind und  $e_t$  die Störgröße ist. Eine interessante Eigenschaft des multiplikativen Regressionsmodells besteht darin, dass schon allein aufgrund der multiplikativen Modellstruktur Interaktionsbeziehungen zwischen den erklärenden Variablen berücksichtigt werden können (vgl. *Decker, Wagner (2002, S. 343)*). Problematisch wird es hingegen, wenn eine oder mehrere der erklärenden Variablen den Wert Null annehmen. Das multiplikative Modell ist in der ursprünglichen Formulierung nicht linear in den Parametern, kann jedoch durch Logarithmieren linearisiert werden:

$$\ln y_t = \beta_0 + \sum_{l=1}^L \beta_l \ln x_{lt} + e_t \quad (2.79)$$

Die Linearisierung des Modells ermöglicht eine KQ-Schätzung der Parameter. Hierbei ist allerdings zu beachten, dass Residuen auf der logarithmischen Skala (und nicht auf der Originalskala) minimiert werden. Wie später im empirischen Teil anhand von Abbildung 4.7 gezeigt wird, kann sich die Anpassungsqualität des auf diese Weise kalibrierten multiplikativen Modells drastisch verschlechtern, wenn die vom linearisierten Modell berechneten Werte der zu erklärenden Variable auf die Originalskala zurück transformiert werden.

In der Literatur wird zusätzlich zum additiven und multiplikativen Regressionsmodell auch das logistische Modell erwähnt. Mit dem logistischen Modell kann eine im Vorhinein festzulegende Sättigungsgrenze  $y^{\max}$  für die zu erklärende Variable berücksichtigt werden:

$$y_t = \frac{y^{\max}}{1 + \exp\left(-\left(\beta_0 + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{lt} + e_t\right)\right)} \quad (2.80)$$

Wird  $y^{\max}$  dabei als verbleibendes Marktpotential in Periode  $t$  und  $\beta_0 + \sum_{l=1}^L \beta_l x_{lt} + e_t$  als Nutzen des Kaufs in Periode  $t$  interpretiert, so ist die Ähnlichkeit des logistischen Modells mit dem binären Auswahlmodell (Gleichung 2.54) festzustellen.

Regressionsmodelle werden auf neuen, dynamisch wachsenden Märkten eher selten eingesetzt<sup>44</sup>. Interessante Anwendungen zur Absatzprognose für langlebige Konsumgüter stammen von *Bayus, Hong, Labe* (1989), *De Pelsmacker* (1990) und *Golder, Tellis* (1998), die ein Regressionsmodell anstelle eines Diffusionsmodells bzw. zur Ergänzung eines Diffusions- oder Hazard-Raten-Modells einsetzen (vgl. Tabelle 2.9).

*Bayus, Hong, Labe* (1989) gehen bei der Absatzprognose für den Farbfernsehermarkt komponentenweise vor. Der Absatz an verschiedene Käufertypen wird jeweils mit Hilfe eines linear-additiven Modells abgebildet. Für den adoptionsbedingten Absatz in der Einführungs- und der Wachstumsphase dienen als erklärende Variablen neben makroökonomischen Einflussfaktoren auch die Verfügbarkeit komplementärer Produkte (Anteil der Sendezeit in Farbe). Zunächst versuchten *Bayus, Hong, Labe* (1989) mit Hilfe des Bass-Modells und sonstiger Diffusionsmodelle den Absatz in den Anfangsjahren zu modellieren. Dieser Versuch war jedoch nach Autorenangaben gescheitert, da die Prognosegenauigkeit des Bass-Modells trotz einer guten Anpassung zu niedrig war. Durch die Anwendung des Regressionsmodells soll der durchschnittliche prozentuale Prognosefehler ein Jahr im Voraus auf ca. 6% reduziert werden.

Für den ersatzbedingten Absatz  $r_t$  wird folgendes Modell entwickelt:

$$r_t - r_{t-1} = \beta_0 + \beta_1(x_{scrap,t} - x_{scrap,t-1}) + \beta_2(x_{ve,t} - x_{ve,t-1}) + \beta_3 x_{dummy,t} + e_t, \quad (2.81)$$

wobei  $x_{scrap,t}$  die Anzahl der verschrotteten Geräte ist und  $x_{ve,t}$  das verfügbare Einkommen in Periode  $t$  ist. Diesem Modell liegt die Annahme zugrunde, dass nur ein gewisser Anteil der verschrotteten Geräte durch ein neues Gerät ersetzt wird, und dass dieser Anteil durch verfügbares Einkommen beeinflusst wird. Bei den in Unterabschnitt 2.5.3.3 vorgestellten Diffusionsmodellen mit Ersatzkäufen wurde hingegen unterstellt, dass alle verschrotteten Geräte unverzüglich ersetzt werden. Die Dummy-Variable soll einer diskontinuierlichen technologischen Änderung im Jahre 1977 Rechnung tragen. Wegen einer besseren empirischen Anpassung werden die Variablen nicht in absoluten Werten (z.B.  $r_t$ ), sondern in Veränderungen (z.B.  $r_t - r_{t-1}$ ) ausgedrückt.

<sup>44</sup> Einige deskriptive Anwendungen von Regressionsmodellen auf High-Tech-Märkten sind der Tabelle 1.4 auf Seite 23 zu entnehmen.

**Tabelle 2.9:** Ausgewählte Anwendungen von Regressionsmodellen

Autoren	Modellspezifikation	Zu erklärende Variable	Erklärende Variablen	Anwendungen
<i>Bayus, Hong, Labe</i> (1989)	Lineares additives Modell	Adoptionsbedingter Produktkategorieabsatz (1956 - 1977)	- Verfügbares Einkommen - Kaufkraft - Haushaltsgründungsrate - Anteil der Sendezeit in Farbe	Farbfernseher
	Lineares additives Modell	Adoptionsbedingter Produktkategorieabsatz (1973 - 1982)	- Haushaltsgründungsrate - Bruttoinlandsprodukt - Zeit	
	Lineares additives Modell	Ersatzbedingter Produktkategorieabsatz (1958 - 1982)	- Anzahl der verschrotteten Geräte <sup>a</sup> - Verfügbares Einkommen	
	Lineares additives Modell	Zusatzkaufbedingter Produktkategorieabsatz (1963 - 1982)	- Anzahl der eingesetzten Geräte, die älter als fünf Jahre sind - Verfügbares Einkommen	
<i>De Pelsmacker</i> (1990)	Multiplikatives Modell oder loglineares Modell	Adoptions- und ersatzbedingter Produktkategorieabsatz	- Erwartete Nachfrage ohne Berücksichtigung von ökonomischen Effekten <sup>b</sup> - Gebrauchswagen- und Neuwagenpreis - Benzinpreis - Pro-Kopf-Einkommen - Dummy-Variablen für Saisonalität	Automobil
<i>Golder, Tellis</i> (1998)	Multiplikatives Modell (Ridge-Regression wird auf die linearisierte Form des Modells angewendet.)	Produktkategorieabsatz (keine Unterscheidung zwischen den Absatzkomponenten)	- Preis - Verfügbares Pro-Kopf-Einkommen - Index für Konsumklima - Absatz der Vorperiode	Anrufbeantworter, Videorekorder, CD-Player, Mikrowelle, Camcorder, elektrische Decke, Geschirrspüler, Farbfernseher, Wäschetrockner, Klimaanlage

<sup>a</sup> Die Anzahl der verschrotteten Geräte wird mit Hilfe des Hazard-Raten-Ansatzes geschätzt.

<sup>b</sup> Adoptionsbedingte Nachfrage wird mit Hilfe eines Diffusionsmodells geschätzt, während ersatzbedingte Nachfrage unter Rückgriff auf den Hazard-Raten-Ansatz geschätzt wird.

Die Anzahl der verschrotteten Geräte  $x_{scrap,t}$  wird unter Rückgriff auf den Hazard-Raten-Ansatz geschätzt:

$$x_{scrap,t} = \sum_{k=1}^t (S(k-1) - S(k)) y_{t-k}, \quad (2.82)$$

wobei  $y_t$  der Gesamtabsatz in Periode  $t$  und  $S(k)$  die Überlebensfunktion der Weibullverteilung ist. Die Gleichung (2.82) ist äquivalent zu Gleichung (2.34c).

Für den zusatzkaufbedingten Absatz identifizieren *Bayus, Hong, Labe* (1989) als relevante erklärende Variablen außer dem verfügbaren Einkommen die Anzahl der installierten Farbfernseher, die älter als fünf Jahre sind. Diese Spezifikation basiert auf der Annahme, dass ein Verbraucher dazu neigt, ein zusätzliches Gerät anzuschaffen, nachdem er mindestens fünf Jahre einen Farbfernseher besessen hat. Durch die Addition der komponentenweisen Prognosen wird eine Prognose für den Gesamtabsatz erstellt.

*De Pelsmacker* (1990) schätzt zunächst ohne Berücksichtigung von ökonomischen Variablen mit Hilfe eines Diffusionsmodells die Adoptionskäufe  $\bar{n}_t$  und anhand einer empirischen Überlebensfunktion die Ersatzkäufe  $\bar{r}_t$  für Neuwagen. Die Summe der auf diese Weise geschätzten Adoptions- und Ersatzkäufe  $\bar{y}_t = \bar{n}_t + \bar{r}_t$  wird in ein multiplikatives Regressionsmodell integriert, um den tatsächlich zu erwartenden Gesamtabsatz  $y_t$  unter Beachtung von gesamtwirtschaftlichen und saisonalen Variablen  $x_{it}$  zu prognostizieren.

$$y_t = \exp(\beta_0) \exp(e_t) \bar{y}_t \prod_{i=1}^L x_{it}^{\beta_i} \quad (2.83)$$

Langfristige strukturelle Effekte (d.h. Diffusionseffekte und Echoeffekte der vergangenen Käufe) werden durch  $\bar{y}_t$  berücksichtigt, während kurz- und mittelfristigen Schwankungen (d.h. Abweichungen von  $\bar{y}_t$ ) durch das Regressionsmodell Rechnung getragen werden.

Um zuverlässige Absatzprognosen für relative neu eingeführte, langlebige Konsumgüter zu ermöglichen, entwickeln *Golder, Tellis* (1998) ein multiplikatives Regressionsmodell als Alternative zu Diffusionsmodellen. Dabei wird zwischen den verschiedenen Absatzkomponenten nicht unterschieden (d.h. die zu erklärende Variable ist der Gesamtabsatz). Die erklärenden Variablen sind Preis, verfügbares Pro-Kopf-Einkommen, Index für Konsumklima<sup>45</sup> und Absatz der Vorperiode. Dieses Regressionsmodell stützt sich

<sup>45</sup> Da ein solcher Index nicht für den kompletten Betrachtungszeitraum verfügbar ist, verwenden *Golder, Tellis* (1998) als Proxy hierfür Veränderungen im Einkommen.

auf die Annahme, dass der Absatzwachstum für langlebige Konsumgüter nicht auf eine soziale Ansteckung, sondern auf zunehmende Erschwinglichkeit der Innovation zurückzuführen ist. Mit fallendem Preis wird die Innovation für mehr Verbraucher erschwinglich. Mit steigendem Einkommen vergrößert sich das Budget, sodass die Innovation selbst bei gleich bleibendem Preis erschwinglicher erscheint. Das Konsumklima, das das Vertrauen der Verbraucher in die wirtschaftliche Situation widerspiegelt, beeinflusst die von ihnen empfundene Erschwinglichkeit. Der Absatz der Vorperiode soll als Operationalisierung für die Marktpräsenz der Innovation dienen. *Golder, Tellis* (1998) sind der Auffassung, dass durch dieses Konzept der Erschwinglichkeit nicht nur Adoptionskäufe, sondern auch Ersatz- und Zusatzkäufe erklärt werden können.

Um mit der Multikollinearität verbundene Probleme zu umgehen, wird die Ridge-Regression auf die linearisierte Form dieses multiplikativen Modells angewendet. Die Grundidee der Ridge-Regression besteht darin, dass vor der Parameterschätzung mittels der KQ-Methode die Hauptdiagonale des Produkts aus Designmatrix und transponierter Designmatrix um eine Bias-Konstante  $d$  additiv erweitert wird, um so den Einfluss der Multikollinearität zu reduzieren (vgl. *Decker* (1994, S. 83)):

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + d\mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

*Golder, Tellis* (1998) vergleichen ihr Regressionsmodell mit dem Bass-Modell und dem Diffusionsmodell von *Jain, Rao* (1990), wobei mit der Prognose nicht wie oft erst nach dem Wendepunkt, sondern gleich nach dem Erreichen der für die Kalibrierung erforderlichen Mindestanzahl der Beobachtungen begonnen wird. Es stellt sich heraus, dass das Regressionsmodell, trotz der schlechteren Anpassung, hinsichtlich der Prognosegenauigkeit den beiden Diffusionsmodellen deutlich überlegen ist.

Nach *Golder, Tellis* (1998) kommen schwerwiegende Prognosefehler bei den Diffusionsmodellen vor, wenn der Absatz in der Wachstumsphase rapide ansteigt. Die Diffusionsmodelle prognostizieren so lange einen steigenden Absatz mit steigender Diffusionsrate, bis die Absatzdaten einen angesetzten Abwärtstrend andeuten. Aus diesem Grunde neigen sie dazu, den Absatzhöhepunkt erheblich zu überschätzen. Ihre Parameter sind instabil und ändern sich, wenn eine neue Beobachtung hinzugefügt wird. Der Absatzverlauf mancher Innovationen folgt einer glockenförmigen Kurve, und die beiden Diffusionsmodelle sind flexibel genug, um eine beliebige glockenförmige Kurve nachzuzeichnen. Die Prognosequalität solcher Modelle ist aber trotz einer allgemein guten Anpassung besonders in den früheren Diffusionsphasen mangelhaft, in denen die genaue Form der glockenförmigen Kurve noch unbestimmt ist. Die Parameterinstabilität und daraus resultierende, mangelhafte Prognosegenauigkeit der Diffusionsmodelle könnten aber durch die exogene Schätzung des Marktpotentials und durch den Einsatz des Bayes-Verfahrens verbessert werden (vgl. Unterabschnitt 2.5.2).

## 2.9 Multizustand-Flussmodelle

Das Grundkonzept des Multizustand-Flussmodells (MZF-Modell) besteht darin, die Verbraucher vordefinierten Zuständen zuzuordnen und ihre Bewegungen zwischen den Zuständen abzubilden. Dabei wird nicht der Bewegungspfad eines individuellen Verbrauchers verfolgt. Stattdessen werden ihre Bewegungen auf aggregierter Ebene betrachtet. Zu erfassen ist also die Anzahl der Verbraucher, die sich zum Zeitpunkt  $t$  in einem bestimmten Zustand befinden ( $\rightarrow$  Bestand) und von einem Zustand zu einem anderen wechseln ( $\rightarrow$  Flussrate). Die Spezifikation eines MZF-Modells erfordert drei Schritte (vgl. *Roberts, Lattin* (2000)). Als erstes werden Zustände und Flussrichtungen (ggf. auch „Self-Flows“) definiert. Anschließend wird die relative Flussmenge von einem Zustand zu unterschiedlichen Zielrichtungen festgelegt. Zum Schluss wird die Flussrate bestimmt. Die relative Flussmenge und die Flussrate können durch eine Konstante oder in Abhängigkeit von Marketingvariablen spezifiziert werden. MZF-Modelle sind durch eine große Flexibilität gekennzeichnet (vgl. *Roberts, Lattin* (2000)). Zum einen lässt sich der Grad der Einfachheit dadurch regulieren, dass man die Anzahl der berücksichtigten Zustände variiert. Zum anderem lassen sich mehrere verschiedene Modellierungsansätze im Rahmen dieses Frameworks integrieren.

MZF-Modelle werden typischerweise im Zusammenhang mit Test-Markt- oder Pretest-Markt-Daten für häufig gekaufte Verbrauchsgüter angewendet. Bekannte Beispiele für solche Modelle sind SPRINTER von *Urban* (1970), NEWPROD von *Assmus* (1975) und NEWS von *Pringle, Wilson, Brody* (1982). Die Anwendung von MZF-Modellen beschränkt sich freilich nicht auf Verbrauchsgüter. Sie werden beispielsweise zur Absatzprognose für neue Automobilprodukte im Rahmen von simulierten Test-Märkten eingesetzt (vgl. *Urban, Hauser, Roberts* (1990), *Urban, Hulland, Weinberg* (1993) und *Urban, Weinberg, Hauser* (1996)). *Hauser, Wisniewski* (1982) nutzen wiederum das MZF-Konzept, um die künftige Nachfrage nach einem neuen Transportservice auf Basis der in der Einführungsphase erhobenen Daten zu erstellen.

In Wirklichkeit gehören auch Diffusionsmodelle zu dieser Modellgattung, wobei das Bass-Modell ein einfaches MZF-Modell darstellt, in dem der einseitige Fluss vom Zustand „potenzielle Nutzer“ zum Zustand „aktuelle Nutzer“ abgebildet wird. Wie Tabelle 2.10 veranschaulicht, beinhalten die Erweiterungen des Bass-Modells indes mehr als zwei Zustände.

**Tabelle 2.10:** Ausgewählte Anwendungen von Multizustand-Flussmodellen

Autoren	Zustände	Flüsse	Spezifikation	Erklärende Variablen	Anwendungen	Prognose
<i>Kalish</i> (1985)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer mit Kenntnis 3. Potenzielle Nutzer mit Kaufabsicht 4. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Diffusionsmodell	- Werbung - Anzahl der Nutzer und potenziellen Nutzer mit Kenntnis (Mundpropagandaeffekte)	Langlebiges Konsumgut (keine näheren Angaben)	Ja
		2 → 3	Exponentialverteilung	- Preis - Anzahl der Nutzer (Verringerung der Ungewissheit)		
		3 → 4	Konstante	Keine		
<i>Kalish, Lilien</i> (1986)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer 3. Nutzer ohne Ersatzabsicht 4. Nutzer mit Ersatzabsicht	1 → 2	Weibullverteilung	- Preis	Langlebiges Konsumgut (keine näheren Angaben)	Ja
		2 → 3 (Adoptionskauf) 4 → 3 (Ersatzkauf)	Regressionsmodell	- Werbung - Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		
		3 → 4	Hazard-Raten-Modell	- Produktalter		
<i>Bayus</i> (1987)	1. Keine potenziellen Hardware-Besitzer 2. Potenzielle Hardware-Besitzer mit Kenntnis 3. Potenzielle Hardware-Besitzer mit Kaufabsicht 4. Hardware-Besitzer = potenzielle Software-Käufer 5. Software-Käufer	1 → 2	Expertenschätzungen	- Werbung - Zeitdauer seit Markteinführung	CD-Player und CD	Ja
		2 → 3	Exponentialverteilung	- Preis		
		3 → 4	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		
		4 → 5	Expertenschätzungen	- Zeitdauer seit dem Hardware-Kauf - Preis von Software		
<i>Horsky</i> (1990)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer 3. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Binäres Logit-Modell	- Preis - Einkommen	S/W-Fernseher, Farbfernseher, Geschirrspüler, Wäschetrockner	Nein
		2 → 3	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		

Autoren	Zustände	Flüsse	Spezifikation	Erklärende Variablen	Anwendungen	Prognose
<i>Weerahandi, Dalal</i> (1992)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer 3. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte) - Werbung	Faxgerät (Firmenkunden)	Ja
		2 → 3	Binäres Logit-Modell	- Preis - Individuenabhängige Variablen (z.B. Firmengröße, Branchenzugehörigkeit)		
<i>Urban, Weinberg, Hauser</i> (1996)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer mit Kenntnis 3. Potenzielle Nutzer mit Kaufabsicht 4. Potenzielle Nutzer mit Autohausbesuch 5. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Expertenschätzungen	- Werbung, Öffentlichkeitsarbeit	Elektrisches Auto	Ja
		2 → 3	Expertenschätzungen	- Individuenabhängige Variable (Einstellung gegenüber Umwelt) - Verfügbarkeit komplementärer Services		
		3 → 4	Information Acceleration			
		4 → 5	Information Acceleration			
<i>Steckel</i> (2000)	1. Potenzielle Nutzer von PC 2. Aktuelle Nutzer von PC = potenzielle Nutzer des Internet 3. Aktuelle Nutzer von Internet = potenzielle Nutzer von Online-Shopping 4. Aktuelle Nutzer von Online-Shopping	1 → 2	Diffusionsmodell	- Anzahl der Internet-Nutzer (Mundpropagandaeffekte)	PC, Internetzugang, Online-Shopping	Ja
		2 → 3	Diffusionsmodell	- Anzahl der Internet-Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		
		3 → 4	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer von Online-Shopping (Mundpropagandaeffekte)		
<i>Elberse, Ladrón-de-Guevara, Putsis</i> (2002)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer 3. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Exponentialverteilung	- Anzahl der Nutzer (Netzwerkeffekte)	PC, Internetzugang	Nein
		2 → 3	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		
<i>Goldenberg, Libai, Muller</i> (2003)	1. Keine potenziellen Nutzer 2. Potenzielle Nutzer 3. Aktuelle Nutzer	1 → 2	Normalverteilung	- Anzahl der Nutzer (Netzwerkeffekte)	Faxgerät, CB-Radio, CD-Player, DVD-Player	Nein
		2 → 3	Diffusionsmodell	- Anzahl der Nutzer (Mundpropagandaeffekte)		

Diffusionsmodelle mit dynamischem Marktpotential bilden den Fluss von „keinen potenziellen Nutzern“ zu „potenziellen Nutzern“ ab. Hierbei definieren *Weerahandi, Dalal* (1992) „potenzielle Nutzer“ als diejenigen, die über die Innovation informiert sind (Kenntnis). Dementsprechend wird die Transformation vom Zustand „keine potenzielle Nutzer“ zum Zustand „potenzielle Nutzer“ mit Hilfe eines Diffusionsmodells unter Berücksichtigung von Werbung modelliert. Zur Beschreibung des Zustandswechsels von „potenziellen Nutzern“ zu „aktuellen Nutzern“ wird ein binäres Logit-Modell herangezogen, wobei die wichtige erklärende Variable der Preis ist.

Von einigen Autoren werden hingegen „potenzielle Nutzer“ als diejenigen definiert, die sich finanziell die Innovation leisten können. In diesem Fall wird der Wechsel in den Zustand „potenzielle Nutzer“ in Abhängigkeit von Preis modelliert, wobei als Funktionsform die Potenzfunktion (vgl. *Kamakura, Balasubramanian* (1988), *Jain, Rao* (1990)), die Weibullverteilung (vgl. *Kalish, Lilien* (1986)) oder die Logit-Funktion (vgl. *Horsky* (1990)) vorgeschlagen wird. Der Fluss zum Zustand „aktuelle Nutzer“ wird dann mit Hilfe des Bass-Modells oder einer seiner Modifikationen abgebildet. Von *Kalish* (1985) und *Bayus* (1987) werden gleich zwei Zustände der potenziellen Nutzer „Kenntnis“ und „Kaufabsicht“ berücksichtigt.

In der Anwesenheit von Netzwerkeffekten werden „potenzielle Nutzer“ von *Elberse, Ladrón-de-Guevara, Putsis* (2002) und *Goldenberg, Libai, Muller* (2003) als diejenigen definiert, für die der derzeitige Nutzerkreis bzw. der aus ihm resultierende Nutzen bereits groß ist. Die Menge der „potenziellen Nutzer“ wird unter Verwendung der Exponential- oder Normalverteilung in Abhängigkeit von der Nutzerzahl spezifiziert, während der Übergang zu „aktuellen Nutzern“ mit Hilfe eines Diffusionsmodells beschrieben wird. Das Interessante an diesem Ansatz ist, dass sowohl der Wechsel zu „potenziellen Nutzern“ als auch der Übergang zu „aktuellen Nutzern“ anhand der Nutzerzahl erklärt wird, und dass auf diese Weise zwei verschiedene Formen der Interaktionsbeziehung, nämlich die Netzwerk- und Mundpropagandaeffekte, separat modelliert werden.

„Potenzielle Nutzer“ von komplementären Produkten (z.B. PC-Software, Internetzugang) werden in aller Regel als Besitzer ihres Basisproduktes (z.B. PC) definiert (vgl. *Peterson, Mahajan* (1978), *Bayus* (1987), *Givon, Mahajan, Muller* (1995) und *Steckel* (2000)). Auf High-Tech-Märkten gibt es allerdings Situationen, in denen die Beziehung zwischen den zusammenhängenden Produkten weniger eindeutig ist. Zum Beispiel werden Multimedia-Handys zunehmend als Konkurrenz zu Digitalkameras, MP3-Spielern und Spielkonsolen angesehen. Andererseits könnten gerade solche Handys den Einstieg in die anderen mobilen High-Tech-Produkte erleichtern. Für derartige Situationen schlagen *Kim, Chang, Shocker*

(2000) vor, das Marktpotential einer Innovation als eine Funktion der Nutzerzahl anderer zusammenhängender Innovationen darzustellen<sup>46</sup>.

Sollten Alternativen, sei es konkurrierende Innovationen, Technologien oder Marken, berücksichtigt werden, so ist es erforderlich, die relative Flussmenge vom Zustand „potenzielle Nutzer“ zu den verschiedenen Zielzuständen („Nutzer von Alternative A“, „Nutzer von Alternative B“, . . .) festzulegen. In Tabelle 2.11 werden in der Diffusionsliteratur diskutierte Spezifikationen zusammengestellt<sup>47</sup>.

**Tabelle 2.11:** Überblick über Diffusionsmodelle mit mehreren Alternativen

Modell		Der Fluss zu „Nutzern der Alternative A“ stammt:	Der Fluss zu „Nutzern der Alternative A“ wird beeinflusst durch:
<i>Parker, Gatignon</i> (1994)	Spezifikation 1	aus dem eigenen alternativspezifischen Marktpotential	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A
	Spezifikation 2	aus dem gemeinsamen Marktpotential	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A
	Spezifikation 3	aus dem eigenen alternativspezifischen Marktpotential	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A - negative Mundpropaganda der Nutzer der Alternative B
	Spezifikation 4	aus dem gemeinsamen Marktpotential	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A - negative Mundpropaganda der Nutzer der Alternative B
<i>Mahajan, Sharma, Buzzell</i> (1993)		aus dem eigenen alternativspezifischen Marktpotential und	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A
		aus dem Marktpotential der Alternative B	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A
<i>Krishnan, Bass, Kumar</i> (2000)		aus dem gemeinsamen Marktpotential	- positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative A - positive Mundpropaganda der Nutzer der Alternative B

Die Unterschiede der Spezifikationen beziehen sich zum einen auf die Definition des Marktpotentials (alternativspezifisch vs. gemeinsam) und zum anderen auf die Behandlung der Mundpropaganda. Während *Mahajan, Sharma, Buzzell* (1993) nur von den Anwendern der eigenen Alternative kommende, positive Mundpropaganda für bedeutungsvoll halten, werden von *Parker, Gatignon* (1994) auch durch die Nutzer der konkurrierenden Alternative hervorgerufene, negative Mundpropaganda berücksichtigt. *Krishnan, Bass, Kumar* (2000) unterstellen wiederum, dass auch die Mundpropaganda der Nutzer der Konkurrenz positiv ist,

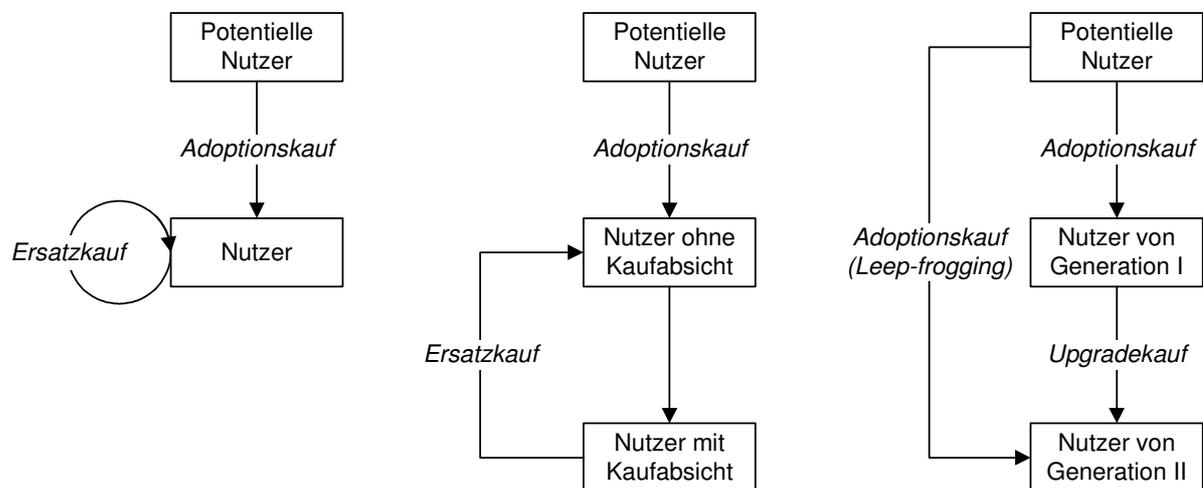
<sup>46</sup> Vgl. hierzu auch *Bayus, Kim, Shocker* (2000).

<sup>47</sup> Vgl. hierzu auch *Chatterjee, Eliashberg, Rao* (2000).

wenn für eine neue Produktkategorie Auswahlentscheidungen im Vergleich zu Kauf-/Nicht-Kauf-Entscheidungen von untergeordneter Bedeutung sind<sup>48</sup>.

Negative Mundpropaganda kann auch auf der Produktkategorieebene existieren, wenn einige der Nutzer mit der Innovation schlechte Erfahrungen machen. *Mahajan, Muller, Kerin* (1984) entwickeln auf Basis der Arbeit von *Midgley* (1976) ein Diffusionsmodell, in dem zwischen den zufriedenen, positive Mundpropaganda verbreitenden Nutzern und den unzufriedenen, negative Mundpropaganda verbreitenden Nutzern unterschieden wird.

Ersatzkäufe bei langlebigen Konsumgütern werden typischerweise mit Hilfe eines Selbstflusses vom und zum Zustand „aktuelle Nutzer“ in Abhängigkeit vom Produktalter dargestellt (z.B. *Olson, Choi* (1985), *Kamakura, Balasubramanian* (1987), *Fernandez* (1999)). *Kalish, Lilien* (1986) bildet hingegen Ersatzkäufe durch die Schleife über einen Zwischenzustand ab. Wer einen Adoptionskauf getätigt hat, kommt zunächst in den Zustand „Nutzer ohne Ersatzabsicht“ und wechselt erst nach einer gewissen Zeit in den Zustand „Nutzer mit Ersatzabsicht“, wobei dieser Wechsel produktalterbedingt geschieht. Nach einem getätigten Ersatzkauf kommt er erneut in den Zustand „Nutzer ohne Ersatzabsicht“. In den Diffusionsmodellen für sukzessive Technologiegenerationen werden Upgradekäufe durch einen einseitigen Fluss von Nutzern der älteren Generation zu Nutzern einer jüngeren Generation beschrieben (vgl. Abbildung 2.11).



**Abbildung 2.11:** Flussmodelle zur Berücksichtigung von Ersatz- und Upgradekäufen (eigene Erstellung)

Im Simulationsmodell von *Größler, Thun, Milling* (2001), das auf dem Bass-Modell basiert, wird im Kontext von einer innovativen Dienstleistung mit Netzwerkeffekten (Instant Messaging) der Zustand „ehemalige Nutzer“ berücksichtigt. Dadurch kann neben einer

<sup>48</sup> Das Modell von *Givon, Mahajan, Muller* (1995), das eine legale Diffusion der Original-Software und eine Schattendiffusion der Raubkopie beschreibt, weist eine ähnliche Struktur auf wie das Modell von *Krishnan, Bass, Kumar* (2000).

erfolgreichen Diffusion auch ein misslungener Diffusionsverlauf abgebildet werden. Dieses Modell wird durch *Größler, Thun* (2002) erweitert, um eine Rückkehr von „ehemaligen Nutzern“ zu „potenziellen Nutzern“ sowie den Wechsel zwischen den konkurrierenden Technologien innerhalb einer Produktkategorie zu ermöglichen.

In der Literatur gibt es keine nennenswerten Prognosevergleiche im Zusammenhang mit MZF-Modellen. Zweifelsohne können durch die Berücksichtigung von mehr Zuständen ausführlichere, diagnostische Informationen gewonnen werden. Eine interessante Frage wäre indessen, ob die Prognosegenauigkeit dadurch erhöht wird und zusätzlicher Daten- und Rechenaufwand seine Berechtigung findet.

## Kapitel 3 Modellentwicklung

Nachdem in den beiden vorangegangenen Kapiteln branchenspezifische und prognosetechnische Grundlagen erarbeitet wurden, erfolgt in diesem Kapitel die Neuentwicklung eines Prognosemodells, das an die speziellen Gegebenheiten der High-Tech-Märkte angepasst ist. Beim Modellaufbau wird darauf geachtet, ein möglichst einfaches Modell aufzustellen, das dennoch alle relevanten Aspekte des Prognosegegenstands berücksichtigt, sich vereinfachen oder erweitern lässt und vor allem hinsichtlich der Prognosequalität deutlich besser als die in der Literatur bekannten Benchmark-Modelle ist. Zu diesem Zweck wird zunächst die Auswahl der Prognosetechniken anhand des in der Abbildung 2.1 auf Seite 41 gezeichneten Baumdiagramms systematisch getroffen, wobei die zu erwartende Prognosequalität und die Flexibilität der Ansätze wichtige Kriterien sind. Anschließend werden die erklärenden Variablen festgelegt. Solide Branchenkenntnisse helfen dabei, eine kleine Anzahl von Schlüsselvariablen herauszufinden, durch die ein wesentlicher Teil des Absatzwachstums erklärt werden kann. Auf diese Weise werden die scheinbar gegensätzlichen Kriterien „Einfachheit“ und „Vollständigkeit“ erfüllt. Bei der endgültigen Bestimmung der erklärenden Variablen spielen auch prognosetechnische Überlegungen eine wichtige Rolle. Auf dem Fundament dieser Vorarbeit werden im Hinblick auf die Implementierung im letzten Kapitel die Modellkomponenten mathematisch spezifiziert, die Variablen operationalisiert und die Kalibrierungsmethoden festgelegt. Das Kapitel schließt mit der Diskussion um die Erweiterungsmöglichkeiten des vorgeschlagenen Grundmodells.

### 3.1 Auswahl von Prognosemethoden

#### 3.1.1 Subjektive vs. statistische Ansätze

Als erstes sollte zwischen den auf menschlichem Urteil basierenden, qualitativen Prognosemethoden und auf statistischen Verfahren basierenden, quantitativen Prognosemodellen entschieden werden. Nach *Grove, Meehl* (1996) soll es nur wenige Studien geben, in denen sich subjektive Urteile gegenüber modellgestützten Prognosen als genauer herausstellen (vgl. hierzu auch *Armstrong* (1985, S. 393 ff.)). Generell empfiehlt es sich daher, quantitative Modelle den subjektiven Ansätzen vorzuziehen, sofern genügend Daten vorhanden sind (vgl. *Armstrong* (2001, S. 373 f.)).

Die kritische Frage ist indessen, was unter „genügend Daten“ verstanden werden kann. Die empirische Untersuchung von *Bailey, Gupta* (1999), in der subjektive Prognosen im Kontext

von Erfahrungskurveneffekten mit modellgestützten Prognosen verglichen werden, bietet in dieser Hinsicht Richtlinien. Als quantitative Modelle kommen dabei die loglineare Erfahrungskurve und das Modell von *Bailey, McIntyre* (1992) zum Einsatz (die Modelle sind jeweils mit zwei Parametern ausgestattet). Es stellt sich heraus, dass subjektive Urteile bei der Verfügbarkeit von zwei Beobachtungen genauer als Prognosen der quantitativen Modelle, bei vier oder sechs Beobachtungen äquivalent und bei acht Beobachtungen ungenauer als die quantitativen Ansätze sind. Die Stärke der subjektiven Prognosen in Situationen mit wenigen Beobachtungen beruht auf der menschlichen Fähigkeit, unplausible und unsystematische Änderungen in der Anfangsphase angemessen zu berücksichtigen (vgl. *Bailey, Gupta* (1999)).

In der vorliegenden Arbeit handelt es sich um High-Tech-Innovationen, die sich in der Wachstumsphase befinden. Es wird von Situationen ausgegangen, in denen die Markteinführung mindestens fünf Jahre zurückliegt und mindestens fünf Datenpunkte vorliegen. Die Anzahl der Beobachtungen liegt also in einem Bereich, in dem die Überlegenheit quantitativer Modelle gegenüber subjektiven Methoden noch nicht eindeutig ist. Vor diesem Hintergrund erscheint es zweckmäßig, einen Mittelweg zu finden, der die Vorteile der beiden Ansätze vereint. Es wird vorgeschlagen, neben tatsächlichen Beobachtungen auch zusätzliche Informationen (d.h. Expertenschätzungen, Intentionsdaten und analoge Daten) zu nutzen, damit ein quantitatives Modell selbst in Situationen mit wenigen Beobachtungen zuverlässige Prognosen abgibt. Diese Idee kann auf folgende Weise umgesetzt werden:

- Exogene Schätzungen eines oder mehrerer Modellparameter auf Basis von zusätzlichen Informationen
- Integration der auf Basis von zusätzlichen Informationen gewonnenen Parameterschätzungen in die datenbasierten Schätzungen gemäß einer Bayes-Methode
- Parameterschätzungen unter Nutzung von eigenen und analogen Daten im Rahmen des Data-Pooling-Ansatzes
- Subjektive Modifikation der mit Hilfe eines quantitativen Modells erstellten Prognose durch Experten (→ revidierte Prognose)
- Aggregation der subjektiven und der mit Hilfe eines quantitativen Modells erstellten Prognose (→ Multi-Prognose)

Welcher der oben angeführten Ansätze anzuwenden ist, wird im Zuge der Modellspezifikation in Abschnitt 3.2 diskutiert.

### 3.1.2 Trendexplorationen vs. kausale Ansätze

Quantitative Prognosemodelle lassen sich grob in Ansätze, die auf Zeitreihen basieren, und Ansätze, die auf Kausalität beruhen, unterscheiden. Empirische Vergleiche auf Basis von Ex-Ante-Prognosen<sup>49</sup> deuten darauf hin, dass kausale Methoden in den meisten Fällen mindestens genauso gute Prognosen wie Trendexplorationen ermöglichen. *Armstrong* (1985, S. 408 f.) stellt nach einer Untersuchung von Prognosestudien, die in der einschlägigen Literatur veröffentlicht wurden, fest, dass kausale Methoden in neun Studien besser als Trendexplorationen, in sechs Studien gleichwertig und in weiteren sechs Studien schlechter sind. Bei diesen Studien handelt es sich um Situationen mit kleineren Veränderungen. In Situationen mit größeren Veränderungen sollen kausale Methoden in allen sieben Studien genauere Prognosen als Trendexplorationen abgeben. Eine aktuellere Zusammenfassung durch *Allen, Fildes* (2001) kommt zu einem ähnlichen Ergebnis: Für kurz- bis mittelfristige Prognosen sind kausale Methoden in 34 Studien besser und in anderen 21 Studien schlechter als Trendextrapolationen. Für mittel- bis langfristige Prognosen sind kausale Methoden in 58 Studien besser und nur in 20 Studien schlechter. Diese Ergebnisse implizieren, dass die im Kalibrierungszeitraum identifizierte, kausale Beziehung beständiger als das im Kalibrierungszeitraum erkannte Verlaufsmuster ist. *Armstrong* (2001, S. 374) schlussfolgert, dass Trendexplorationen für kurzfristige Prognosen und für Produkte mit langen Datenreihen bei stabiler Nachfrage geeignet sind, jedoch in Situationen mit größeren Veränderungen kein effektives Prognosewerkzeug darstellen.

Zur Absatzprognose für Konsumelektronikinnovationen werden durch die überwiegende Mehrheit der Autoren Trendexplorationen (Diffusionsmodelle oder sonstige S-förmige Trendkurven) eingesetzt. Dieses Vorgehen wird als Quasi-Standard betrachtet. In jüngster Zeit tauchen jedoch Indizien auf, dass ökonometrische Modelle hinsichtlich der Prognosegenauigkeit besser als Diffusionsmodelle sind (vgl. Abschnitte 2.7 und 2.8). *Bayus, Hong, Labe* (1989) und *Golder, Tellis* (1998) berichten jeweils von einer guten Prognoseleistung des von ihnen vorgeschlagenen, linearen bzw. multiplikativen Regressionsmodells im Vergleich zu den Diffusionsmodellen. *Jun et al.* (2002) zeigen, dass ihre diskreten Auswahlmodelle genauere Prognosen als die Diffusionsmodelle ermöglichen. Aufgrund der allgemeinen Erkenntnisse in der Prognoseliteratur und der jüngst gelieferten Indizien speziell im Kontext von Konsumelektronikinnovationen wird in dieser Arbeit auf kausale Ansätze gesetzt.

---

<sup>49</sup> Die Definition von „Ex-Ante-Prognose“ ist in Unterabschnitt 4.3.2 zu finden.

### 3.1.3 Ansätze zur Berücksichtigung von kausalen Variablen

Die beiden ökonometrischen Modellfamilien „Regressionsmodelle“ und „diskrete Auswahlmodelle“ stützen sich auf kausale Beziehungen der zu erklärenden Variable zu den erklärenden Variablen. Bei Hazard-Raten-Modellen lassen sich zusätzlich zu einem longitudinalen Trend Effekte kausaler Variablen berücksichtigen. In letzter Zeit wurde eine Vielzahl von Diffusionsmodellen entwickelt, in denen neben der kumulierten Anzahl der Adopter auch sonstige erklärende Variablen (u.a. Marketingvariablen) enthalten sind. Das GB-Modell gilt als ein repräsentatives Beispiel für diese Form der Weiterentwicklungen. Multizustand-Flussmodelle können verschiedene quantitative Ansätze als Teilmodelle beinhalten, und Flussraten können in Abhängigkeit von kausalen Variablen spezifiziert werden.

Additive und multiplikative Regressionsmodelle unterscheiden sich von den anderen Ansätzen in der Nicht-Berücksichtigung der maximalen Absatzgrenze (= Marktpotential). Bei den sonstigen Ansätzen wird (bei Anwendung auf aggregierter Ebene) die Kaufwahrscheinlichkeit mit dem Marktpotential multipliziert, so dass Sättigungseffekten Rechnung getragen wird. Für etablierte Produktkategorien mit stabiler oder pendelnder Nachfrage mag die Beachtung der oberen Absatzgrenze überflüssig sein. Für dynamisch wachsende Produktkategorien erscheint es indessen sinnvoll, das Marktpotential explizit zu berücksichtigen. Aus dem genannten Grund wird sich gegen die Regressionsmodelle entschieden.

Die Ansätze unterscheiden sich voneinander auch hinsichtlich der Erfassung kausaler Effekte. Bei diskreten Auswahlmodellen wird der Einfluss erklärender Variablen auf die Kaufwahrscheinlichkeit über eine Nutzenfunktion spezifiziert. Bei dieser Modellform sind (selbst bei Einbeziehung einer Zeitvariable oder der Anzahl der Adopter als eine erklärende Variable) Teilbeiträge von Marketingvariablen für die Kaufwahrscheinlichkeit identifizierbar. Im Gegensatz dazu sind Marketingvariablen beim GB-Modell und bei verwandten Erweiterungen der Diffusionsmodelle lediglich dazu da, um von einer glatten Diffusionskurve abweichende Bewegungen zu erklären, d.h. tatsächliche Beiträge dieser Variablen für die Adoptionswahrscheinlichkeit sind nicht feststellbar.

Verändern sich die Marketingvariablen von Periode zu Periode annähernd proportional, so zeigen sich die zugehörigen Parameter des GB-Modells als statistisch nicht signifikant. In diesem Fall reduziert sich das GB-Modell auf das originäre Bass-Modell. Diese Eigenschaft des GB-Modells ist in einer Konstellation ungünstig, in der sich die Marketingvariablen im Kalibrierungszeitraum weitgehend proportional, jedoch im Prognosezeitraum nicht proportional ändern, da bei der Absatzprognose im Prognosezeitraum eigentlich signifikante Effekte dieser Variablen nicht berücksichtigt werden können. Ein weiterer Nachteil des GB-

Modells besteht darin, dass die beobachtbare oder latente Heterogenität nicht ohne Weiteres berücksichtigt werden kann, auch wenn individuelle Daten verfügbar sind. Aufgrund der genannten Schwächen fällt die Entscheidung gegen das GB-Modell und verwandte Diffusionsmodelle.

Bei PH-Modellen werden ähnlich wie beim GB-Modell lediglich über einen allgemeinen Trend hinausgehende Effekte der kausalen Variablen erfasst. Dieser Ansatz ist z.B. für die Modellierung von Ersatzkäufen geeignet, wobei der produktalterbedingte Effekt durch eine Basis-Hazard-Funktion beschrieben wird und darüber hinausgehende, äußere Einflüsse (z.B. gesamtwirtschaftliche Lage, Marketingaktivitäten oder individuenabhängige Faktoren) in einer separaten Funktion abgebildet werden. Sollten PH-Modelle auf Adoptionskäufe angewendet werden, so können bei der Prognose je nach Datenkonstellation dieselben Probleme wie beim GB-Modell auftreten. Ein weiterer Vorteil diskreter Auswahlmodelle gegenüber dem Hazard-Raten-Ansatz besteht darin, dass sie nicht nur binäre Zustände (z.B. Kauf oder Nicht-Kauf), sondern auch multiple Zustände (z.B. Kauf von Generation A, Kauf von Generation B oder Nicht-Kauf) modellieren können. Aufgrund der obigen Diskussion werden im Fall von Adoptionskäufen diskrete Auswahlmodelle den Hazard-Raten-Modellen vorgezogen. Zur Modellierung des Ersatzverhaltens wird zusätzlich der Hazard-Raten-Ansatz eingesetzt.

Das Multizustand-Flussmodell ist in erster Linie ein konzeptionelles Modell. Der Grad der Einfachheit des Modells lässt sich durch das Variieren der Anzahl der berücksichtigten Zustände regulieren. Diese Eigenschaft erleichtert die Umsetzung der von *Urban, Karash* (1971) befürworteten, evolutionären Modellbildung: Zunächst wird ein möglichst einfaches Modell konstruiert und je nach Bedarf schrittweise erweitert. Der Multizustand-Fluss-Ansatz kommt im Zuge der Konzeptualisierung des Prognosemodells in Unterabschnitt 3.2.2 zur Anwendung.

## 3.2 Modellspezifikation

### 3.2.1 Bestimmung von erklärenden Variablen

Bei Bestimmung der kausalen Variablen wird im Folgenden auf Empfehlung von *Armstrong* (1985, S. 196 ff.) und *Allen, Fildes* (2001) zweistufig vorgegangen: Im ersten Schritt wird aufgrund von theoretischen Überlegungen, empirischen Studien sowie Expertenmeinungen eine möglichst lange und komplette Liste von kausalen Faktoren erstellt. Erst danach wird im nächsten Schritt eine Auswahl getroffen. Tabelle 3.1 zeigt eine Liste von relevanten Faktoren, die für den Absatzwachstum für High-Tech-Produkte verantwortlich sind. Diese Liste wurde auf Grundlage der in Kapitel 1 gewonnenen Erkenntnisse erstellt. Die Struktur der Kausalität wird gesondert in Abbildung 3.1 veranschaulicht.

**Tabelle 3.1: Den Absatz beeinflussende Faktoren auf High-Tech-Märkten**

Kausale Faktoren		Kriterium 1	Kriterium 2	Kriterium 3	Kriterium 4	Aufnahme als erklärende Variable
Nutzer (Imitations- und Mundpropagandaeffekte, direkte Netzwerkeffekte)	- Anzahl der Nutzer	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja
Hersteller	- Aktueller Preis - Erwarteter Preis in Zukunft	Ja	Ja	Ja	Ja	Ja (qualitätsbereinigter Preis)
	- Aktuelle Qualität - Erwartete Qualität in Zukunft	Ja	Multikollinearität mit Preis	Ja	Ja	
	- Werbung	Nein	Ja	?	Eher nein	Nein
	- Anzahl der Konkurrenzfirmen	Ja	Multikollinearität mit Preis	Ja	Eher nein	Nein
Anbieter komplementärer Produkte	- Verfügbarkeit der komplementären Produkte	Ja	Multikollinearität mit Anzahl der Nutzer	Ja	Ja	Nein
Händler	- Anzahl der Händler	Ja	Evtl. Multikollinearität mit Anzahl der Nutzer	Ja	Eher nein	Nein
Media	- Anzahl der Beiträge	Ja	Vermutlich ja	Ja	Eher nein	Nein
Gesamtwirtschaftliche Lage	- BSP / BIP - Verfügbares Pro-Kopf-Einkommen - Arbeitslosenquote - etc.	Ja (mit Ausnahme von Einführungsphase)	Nein	?	Ja	Nein
Saisonalität	- Weihnachtssaison	Ja	Ja	Ja	Ja	Nur bei Verwendung von monatlichen oder vierteljährlichen Daten
Individuelle Charakteristika der Verbraucher	- Alter - Bildung - Einkommen - etc.	Ja	Individuelle Daten erforderlich	-	-	Nur bei Verfügbarkeit von individuellen Daten
Ausgangssituation der Verbraucher	- Produktbesitz - Qualität, Zustand und Alter des derzeit genutzten Gerätes	Ja	Individuelle Daten erforderlich (Ausnahme: Produktalter)	-	-	Produktalter, sonst nur bei Verfügbarkeit von individuellen Daten

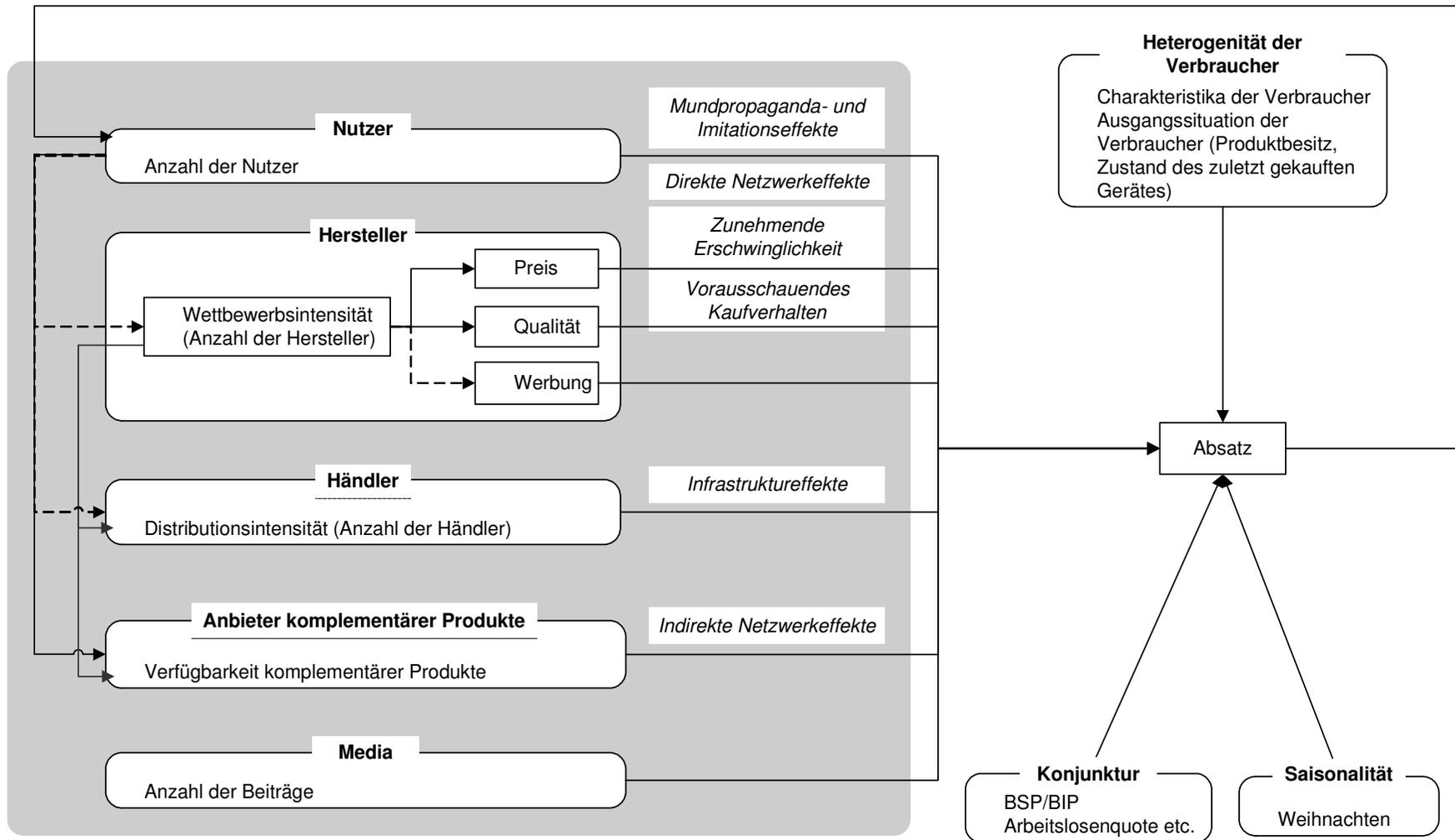


Abbildung 3.1: Kausale Beziehungen der Absatz beeinflussenden Faktoren (eigene Erstellung)

Allen, Fildes (2001) finden bei der Untersuchung von veröffentlichten Prognosestudien keine formalen Beweise, dass durch die Verwendung aller relevanten kausalen Variablen die Prognosequalität verbessert wird. Eine große Anzahl von erklärenden Variablen wird zwar zur Verbesserung der Anpassungsqualität führen, jedoch selten zur Erhöhung der Prognosegenauigkeit (vgl. hierzu auch Armstrong (1985, S. 198)). Armstrong (1985, S. 196 ff.) und Allen, Fildes (2001) empfehlen daher, anstatt einer großen Anzahl von statistisch signifikanten Variablen eine kleine Anzahl von anhand folgender Kriterien sorgfältig ausgewählten Variablen in ein Modell einzubeziehen:

- Kriterium 1: Existiert eine starke kausale Beziehung (d.h. verursachen Veränderungen in der kausalen Variable große Veränderungen in der zu erklärenden Variable)?
- Kriterium 2: Lässt sich die kausale Beziehung korrekt schätzen?
- Kriterium 3: Ändert sich die kausale Variable im Zeitablauf signifikant?
- Kriterium 4: Lassen sich Realisationen der kausalen Variable im Prognosezeitraum mit einer ausreichenden Genauigkeit prognostizieren?

Kriterium 1 erklärt sich von selbst. Wenn eine Variable statistisch und ökonomisch nicht signifikant ist, sollte sie außer Acht gelassen werden, da die mögliche Prognoseungenauigkeit bezüglich dieser erklärenden Variable den Nutzen des durch ihre Einbeziehung geringfügig erhöhten Erklärungsgrades zunichte machen kann. Was Kriterium 2 anbelangt, ist eine korrekte Schätzung des Parameters nicht möglich, wenn eine kausale Variable nur geringfügige Veränderungen im Kalibrierungszeitraum aufweist. Wenn zum Beispiel zur Kalibrierung verwendete Daten keine Rezessionsphase umschließen, kann der Effekt einer im Prognosezeitraum eventuell auftretenden Rezession nicht geschätzt werden (vgl. Allen, Fildes (2001))<sup>50</sup>. Ein weiteres Problem im Zusammenhang mit der Schätzung der kausalen Beziehung ist Multikollinearität. Falls mehrere kausale Variablen miteinander hoch korreliert sind, lassen sich Effekte der einzelnen Variablen nicht ohne weiteres separat identifizieren. Multikollinearität kann deshalb zu statistisch nicht signifikanten, unzuverlässigen Parameterschätzungen führen. Armstrong (1985, S. 222) empfiehlt, in solchen Fällen mehrere miteinander korrelierte Variablen zu einem Index zusammenzuführen.

Ändert sich eine kausale Variable im Zeitablauf (im Kalibrierungs- und Prognosezeitraum) nicht signifikant (Kriterium 3), so hat es wenig Sinn, sie in ein Modell aufzunehmen, denn ihr Effekt kann ohnehin durch ein Interzept erfasst werden. Lässt sich eine kausale Variable nicht mit einer ausreichenden Genauigkeit prognostizieren (Kriterium 4), sollte auf diese verzichtet werden, sofern es sich um Prognosen und nicht um Politik- oder Strategieanalysen handelt. Die Einbeziehung solcher Variablen wird die Prognosegenauigkeit des Modells nur

---

<sup>50</sup> Ein Ausweg in solchen Situationen stellt der Ansatz der revidierten Prognose dar, wobei Experten von einem Modell ohne makroökonomische Variablen erstellte Prognosen unter Rücksichtnahme von erwarteten konjunkturellen Veränderungen korrigieren.

verschlechtern. Prognosen für makroökonomische Variablen sind aus externen Quellen erhältlich. Sollten externe Prognosen nicht verfügbar oder zu teuer sein, können kausale Variablen eigens mit Hilfe von subjektiven Prognosemethoden oder Trendexplorationen prognostiziert werden. Prinzipiell möglich ist auch die Anwendung von kausalen Ketten und simultanen Gleichungen.

Bei kausalen Ketten liegt eine hierarchische Modellstruktur vor. Die zu erklärende Variable auf einer unteren Hierarchieebene wird als eine erklärende Variable auf einer oberen Ebene genutzt (erklärende Variablen in der untersten Hierarchieebene müssen mit Hilfe von subjektiven Methoden oder Trendexplorationen prognostiziert werden). Simultane Kausalität bezieht sich auf eine Situation, in der eine Veränderung einer Variable A eine Veränderung in einer anderen Variable B verursacht und die Veränderung in der Variable B wiederum eine Veränderung in der Variable A verursacht. Ein Beispiel für solche wechselseitige Kausalität sind indirekte Netzwerkeffekte (vgl. Unterabschnitt 1.2.4). *Armstrong* (1985, S. 200, 225) kommt nach der Untersuchung von Studien zu dem Schluss, dass die explizite Berücksichtigung der simultanen Kausalität trotz des größeren Modellierungsaufwandes nicht zur Erhöhung der Prognosegenauigkeit führt. *Allen, Fildes* (2001) raten generell dazu, ein Einzelgleichungsmodell einem Mehrgleichungsmodell vorzuziehen.

Nun werden die in der linken Spalte von Tabelle 3.1 aufgelisteten Variablen auf die Selektionskriterien hin geprüft. Wie in Unterabschnitt 1.2.3 festgestellt wurde, spielt die soziale Ansteckung durch die Innovationsnutzer keine alleinige, dennoch aber eine wichtige Rolle. Daher ist zu erwarten, dass die Anzahl der Nutzer signifikante Effekte auf die Absatzentwicklung ausübt (Kriterium 1). Die Schätzung ihrer kausalen Beziehung ist auch für ein diskretes Modell möglich, wenn die Nutzerzahl der Vorperiode verwendet wird (Kriterium 2). Die Anzahl der Nutzer ändert sich in der Wachstumsphase dynamisch (Kriterium 3). Diese Variable braucht für eine Prognose ein Jahr im Voraus nicht prognostiziert zu werden, da die Nutzerzahl der Vorperiode bereits vorliegt. Für Prognosen, die mehr als zwei Perioden im Voraus liegen, kann der durch das Modell soeben prognostizierte Absatz zur Berechnung der Anzahl der Nutzer im nächsten Prognosevorgang iterativ genutzt werden (Kriterium 4).

Aus der Diskussion in Unterabschnitt 1.2.3 wurde deutlich, dass bei relativ teuren High-Tech-Innovationen der Preis signifikante Einflüsse auf den Absatz hat (Kriterium 1). Bei Anwendung eines Diffusionsmodells oder eines PH-Modells ist, wie im vorangegangenen Abschnitt diskutiert, zwar fraglich, ob die kausale Beziehung korrekt geschätzt werden kann. Beim Einsatz eines diskreten Auswahlmodells sind aber zuverlässige Schätzungen möglich. Auf High-Tech-Märkten ist der Preis deutlich stärker mit der Wettbewerbsintensität als mit dem kumulierten Absatz ( $\approx$  Nutzerzahl) korreliert, so dass keine schwerwiegende Multikollinearität zu befürchten ist (Kriterium 2). Die meisten High-Tech-Innovationen sind durch einen bemerkenswerten Preisabsturz gekennzeichnet (Kriterium 3). Es kann davon

ausgegangen werden, dass der Preis mit einer ausreichenden Genauigkeit prognostiziert werden kann (Kriterium 4). In der Literatur wird der Preis für High-Tech-Produkte häufig mit Hilfe von Trendexplorationen prognostiziert. Eine andere Möglichkeit ist die subjektive Prognose durch Experten. Wie in Unterabschnitt 1.2.5 erläutert wurde, gibt es Indizien dafür, dass nicht nur der aktuelle Preis, sondern auch der in Zukunft erwartete Preis den aktuellen Absatz beeinflusst.

Ebenso wie der Preis hat die Qualität nachweislich signifikante Effekte auf den Absatz (Kriterium 1). In der Wachstumsphase werden oft rasante Verbesserungen der Innovationsqualität beobachtet (Kriterium 3). Prognosen über zukünftige Qualitätsverbesserungen lassen sich durch Experten erstellen (Kriterium 4). Wegen einer starken Korrelation zwischen dem Preis und der Qualität liegt es allerdings nahe, die beiden Variablen zu einem Index zusammenzufassen und einen qualitätsbereinigten Preis zu verwenden. Auf diese Weise kann Multikollinearität vermieden werden.

Werbung hat im Vergleich zum Preis deutlich (8- bis 12-mal) kleinere Effekte auf den Absatz (vgl. *Golder, Tellis* (1998)). Nach *Kalish, Lilien* (1986) wirkt die Werbung signifikant auf den Marktanteil, jedoch nicht auf den Produktkategorieabsatz (Kriterium 1). Es ist ungewiss, ob sich die Werbeintensität im Betrachtungszeitraum in einem erheblichen Maße ändert (Kriterium 3). Die Erstellung zuverlässiger Prognosen für die Werbeintensität auf der Produktkategorieebene erscheint schwierig (Kriterium 4). Wegen der Nicht-Erfüllung der drei Kriterien wird diese Variable ausgeschlossen.

Die Wettbewerbsintensität (Anzahl der Konkurrenzfirmen) hat besonders in den früheren Diffusionsphasen, in denen typischerweise ständige Markteintritte und -austritte beobachtet werden, einen großen Einfluss auf die Absatzentwicklung (Kriterium 1). Hierbei handelt es sich in erster Linie um Preissenkungseffekte, die auf einem verschärften Wettbewerb beruhen (vgl. Unterabschnitt 1.3.2). Sollte die Wettbewerbsintensität zusätzlich zum Preis als erklärende Variable berücksichtigt werden, so tauchen Probleme mit Multikollinearität auf, da die beiden erklärenden Variablen miteinander in hohem Maße korreliert sind (Kriterium 2). Eine Prognose für die Wettbewerbsintensität erscheint im Vergleich zu einer Preisprognose schwierig, da hierfür kein leistungsstarkes Prognosemodell zur Verfügung steht (Kriterium 4). Aufgrund der genannten Überlegungen wird diese Variable ausgeschlossen. Die Wettbewerbsintensität und ihre Auswirkungen auf die Preisentwicklung können aber bei subjektiven Preisprognosen berücksichtigt werden.

Die Verfügbarkeit komplementärer Produkte beeinflusst den Absatz maßgeblich (Kriterium 1) und ändert sich in der Wachstumsphase dynamisch (Kriterium 2). Indirekte Netzwerkeffekte lassen sich zwar durch zwei simultane Gleichungen abbilden, wobei der Absatz als eine Funktion von der Verfügbarkeit komplementärer Produkte modelliert wird und die Verfügbarkeit komplementärer Produkte wiederum als eine Funktion von der Anzahl der

Nutzer ( $\approx$  kumulierter Absatz) dargestellt wird. Da das Ziel dieser Arbeit nicht die Beschreibung des Käuferverhaltens, sondern die Entwicklung eines zuverlässigen Prognosemodells ist, wird zugunsten der Einfachheit auf die explizite Modellierung von indirekten Effekten verzichtet. Stattdessen wird ähnlich wie in den Arbeiten von *Ohashi* (2003) und *Kim, Han, Srivastava* (2002) davon ausgegangen, dass durch die Variable „Anzahl der Nutzer“ neben Effekten der sozialen Ansteckung und direkten Netzwerkeffekten auch indirekte Netzwerkeffekte adäquat erfasst werden können.

*Gatignon, Anderson* (2001) stellen einen signifikanten Einfluss der Distributionsintensität in einigen der von ihnen untersuchten Märkte fest (Kriterium 1). Eine zuverlässige Prognose der Distributionsintensität auf der Produktkategorieebene ist ähnlich wie die Prognose der Werbeintensität nicht trivial (Kriterium 4). Diese Variable sollte schon allein wegen der mangelnden Prognostizierbarkeit ausgeschlossen werden. Ein Teil der Distributionseffekte wird aber durch die Variable „Anzahl der Nutzer“ indirekt berücksichtigt, da die Distributionsintensität durch den in der Vergangenheit realisierten Absatz ( $\approx$  Nutzerzahl) beeinflusst wird (vgl. Unterabschnitt 1.3.2). Darüber hinaus wird den Effekten des Preiskampfes, der eine Folge der Intensivierung der Distribution ist, bereits durch die Preisvariable Rechnung getragen.

Medien tragen zur Bildung eines positiven oder negativen Klimas für die Akzeptanz der Innovation bei und beeinflussen auf diese Weise den Absatz (Kriterium 1). Die Anzahl der Beiträge in den Medien können sich im Verlaufe des Diffusionsprozesses signifikant ändern (Kriterium 3). Eine Prognoseerstellung für die Anzahl der Beiträge erscheint indessen schwierig, da kein Prognosemodell hierfür bekannt ist (Kriterium 4). Wegen der ungewissen Prognostizierbarkeit wird diese Variable ausgeschlossen.

Wie in Unterabschnitt 1.2.6 festgestellt wurde, hat die gesamtwirtschaftliche Lage, abgesehen von der Einführungsphase, große Auswirkungen auf den Absatz (Kriterium 1). Da jedoch der Kalibrierungszeitraum im vorliegenden Fall relativ kurz ist und keinen vollständigen konjunkturellen Zyklus enthält, können makroökonomische Effekte nicht korrekt geschätzt werden (Kriterium 2). Aus diesem Grund werden makroökonomische Variablen nicht in das quantitative Prognosemodell aufgenommen. Konjunkturelle Effekte können aber im Rahmen der revidierten Prognose berücksichtigt werden, wenn große gesamtwirtschaftliche Veränderungen im Prognosezeitraum zu erwarten sind.

Das Weihnachtsgeschäft beeinflusst den Absatz der meisten High-Tech-Produkte positiv. Bei Verwendung von vierteljährlichen oder monatlichen Daten sollten daher diesen Effekten durch eine Dummy-Variable Rechnung getragen werden.

Zusätzlich zu den oben diskutierten, kausalen Variablen gibt es noch individuenabhängige Einflussfaktoren. Die Kaufwahrscheinlichkeit hängt nämlich auch von Charakteristika der

Verbraucher (u.a. Alter, Einkommen, Bildung) und von ihrer Ausgangssituation (Produktbesitz, Zustand des derzeit genutzten Produkts) ab. Das zu entwickelnde Prognosemodell sollte so konstruiert werden, dass es auf aggregierte Daten anwendbar ist und zugleich bei Verfügbarkeit von individuellen Daten zur Beachtung von Heterogenität erweitert werden kann.

Bei Ersatzkäufen stellt der Zustand des derzeit eingesetzten Gerätes einen wichtigen Einflussfaktor dar. Da der Verschleiß und die technologische und optische Veralterung mit dem Produktalter stark zusammenhängen, lässt sich der Zustand des Gerätes durch das Produktalter adäquat repräsentieren. Wie in Unterabschnitt 2.5.3.3 gezeigt, kann das Produktalter auch bei Nicht-Verfügbarkeit von individuellen Daten in einem aggregierten Modell berücksichtigt werden.

### 3.2.2 Konzeptionelles Flussmodell

Im Zuge der Erläuterungen der Multizustand-Flussmodelle wurden zwei alternative Modelle zur Berücksichtigung von Ersatzkäufen vorgestellt. Flussmodell A in Tabelle 3.2 ist besonders geeignet, wenn separate Daten für die adoptions- und ersatzbedingten Absatzkomponenten verfügbar sind<sup>51</sup>. In diesem Fall können Adoptions- und Ersatzkäufe wie in der Arbeit von *Bayus, Hong, Labe* (1989) getrennt voneinander modelliert werden. Adoptionskäufe können beispielsweise mit Hilfe eines diskreten Auswahlmodells beschrieben werden, während zur Abbildung der Ersatzkäufe ein PH-Modell herangezogen wird. Die beiden Teilmodelle werden dann unabhängig voneinander kalibriert.

Da nur selten die Trennung der beiden Absatzkomponenten möglich ist, wird im Folgenden von der Nicht-Verfügbarkeit separater Absatzdaten ausgegangen. In solchen Fällen müssen die beiden Modellkomponenten auf Basis von aggregierten Absatzdaten gemeinsam kalibriert werden. In der Literatur sind zwei Ansätze hierzu bekannt: *Kamakura, Balasubramanian* (1987) wenden im Kontext von konventionellen Gebrauchsgütern Flussmodell A an, wenn ihnen neben Daten des Gesamtabsatzes zusätzliche Informationen über die Ersatzhäufigkeit (aus einer Verbraucherbefragung, analogen Daten oder Expertenschätzungen) vorliegen. Bei diesem Ansatz wird angenommen, dass das Produktalter bei (gezwungenen) Ersatzkäufen die alleinige Rolle spielt. *Kalish, Lilien* (1986) und *Melnikov* (2000) setzen hingegen auf eine vereinfachte Version des Flussmodells B, wobei unterstellt wird, dass sich das Käuferverhalten bei einem (ungezwungenen) Ersatzkauf, vom Einfluss des Produktalters einmal abgesehen, von dem Käuferverhalten bei einem Adoptionskauf im Wesentlichen nicht unterscheidet. Auch bei diesem Ansatz werden in aller Regel zusätzliche Informationen über das Ersatzverhalten benötigt. Da Ersatzkäufe auf High-Tech-Märkten großenteils durch den

---

<sup>51</sup> Um den Gesamtabsatz in adoptions- und ersatzbedingte Komponenten unterteilen zu können, kann zum Beispiel ein Verbraucherpanel genutzt werden: Die Verbraucher werden seit der Markteinführung in regelmäßigen Zeitabständen gefragt, ob sie zwischenzeitlich einen Kauf in der betreffenden Produktkategorie getätigt haben, und falls ja, ob es sich um einen Adoptions- oder um einen Ersatzkauf gehandelt hat.

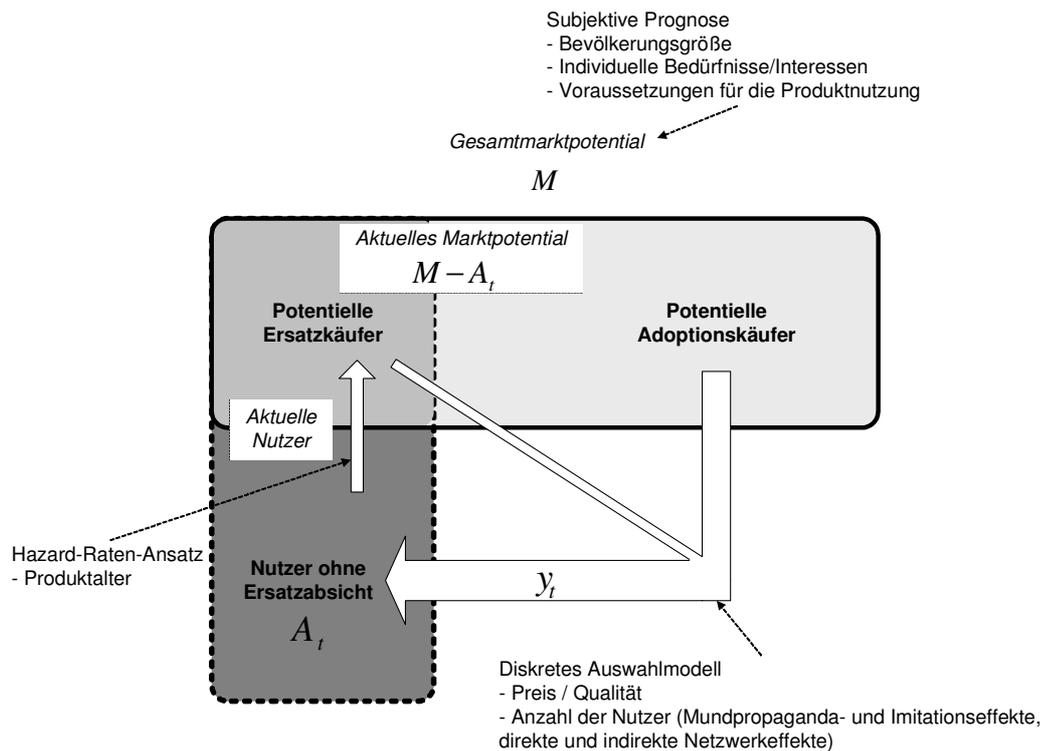
Wunsch nach einer besseren Qualität und nicht durch defekte Geräte veranlasst werden, wird Variante B gewählt.

**Tabelle 3.2:** Alternative Flussmodelle zur Berücksichtigung von Ersatzkäufen

	Separate Absatzdaten sind verfügbar	Separate Absatzdaten sind nicht verfügbar
<p><u>Flussmodell A</u></p>	<p>Getrennte Modellierung der Adoptions- und Ersatzkäufe ist möglich. → Geeignet für alle Produkttypen</p>	<p><b>Ansatz von Kamakura, Balasubramanian (1987)</b></p> <p><u>Restriktive Annahme:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Ersatzkäufe geschehen ausschließlich produktalterbedingt.</li> </ul> <p>→ Geeignet für erzwungene Ersatzkäufe bei klassischen Gebrauchsgütern</p>
<p><u>Vereinfachtes Flussmodell B</u></p>	<p>Getrennte Modellierung der Adoptions- und Ersatzkäufe ist möglich. → Geeignet für alle Produkttypen</p>	<p><b>Ansatz von Kalish, Lilien (1986)</b></p> <p><u>Restriktive Annahme:</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Das Käuferverhalten der potenziellen Adoptions- und Ersatzkäufer unterscheidet sich im Wesentlichen nicht.</li> </ul> <p>→ Geeignet für ungezwungene Ersatzkäufe bei High-Tech-Produkten</p>

Abbildung 3.2 gibt ein konzeptionelles Modell wieder, das auf Basis des vereinfachten Flussmodells B unter Beachtung aller bisherigen Vorüberlegungen in Bezug auf Prognosetechniken und Einflussfaktoren entwickelt wurde.

Zum Zeitpunkt der Markteinführung einer neuen High-Tech-Innovation werden die Verbraucher zwischen denjenigen, die im Verlaufe des Technologielebenszyklus die Innovation adoptieren werden, und denen, die sie nie adoptieren werden, unterschieden. Bei dieser Unterteilung der Verbraucher spielen u.a. individuelle Bedürfnisse/Interessen und finanzielle und geistige Voraussetzungen für die Produktnutzung eine Rolle. Das Gesamtmarktpotential (= Gesamtanzahl potenzieller Nutzer)  $M_t$  wird mit Hilfe einer subjektiven Prognosemethode geschätzt (→ Unterabschnitt 3.2.3). Einige der potenziellen Nutzer kaufen die Innovation sofort in der aktuellen Periode, die anderen verschieben den Kauf auf die nächste Periode. Wenn der Kauf auf die nächste Periode verschoben wird, bleiben sie im Markt und entscheiden sich in der nächsten Periode erneut zwischen dem sofortigen Kauf und der Kaufverschiebung. Die bedingte Kaufwahrscheinlichkeit  $h_t$  wird anhand eines diskreten Auswahlmodells in Abhängigkeit von der Nutzerzahl, dem qualitätsbereinigten Preis in der aktuellen Periode und in den zukünftigen Perioden spezifiziert (→ Unterabschnitt 3.2.4).



**Abbildung 3.2:** Konzeptionelles Flussmodell (eigene Erstellung)

Diejenigen, die das Produkt gekauft haben, scheiden zunächst aus dem Markt aus. Da es sich um ein langlebiges Gebrauchsgut handelt, haben sie eine gewisse Zeit lang keine Absicht, einen Kauf zum wiederholten Male zu tätigen. Im Laufe der Zeit wird aber das zuletzt gekaufte Produkt (selbst wenn es noch funktionsfähig bleibt) technologisch obsolet, und die Qualitätsdifferenz zu einem aktuell am Markt verfügbaren Produkt vergrößert sich. Da von Herstellerseite oft auf die Aufwärtskompatibilität verzichtet wird, treten mit zunehmendem Produktalter immer mehr Kompatibilitätsprobleme auf. Der Wunsch nach einem aktuellen (technologisch besseren) Produkt führt dazu, dass die Nutzer als potenzielle Ersatzkäufer erneut in den Markt eintreten. Diese Flussrate wird mit Hilfe des Hazard-Raten-Absatzes in Abhängigkeit vom Produktalter spezifiziert ( $\rightarrow$  Unterabschnitt 3.2.5). Die potenziellen Ersatzkäufer haben ebenso wie die potenziellen Adoptionskäufer die Wahl zwischen dem sofortigen Kauf und der Kaufverschiebung. Hierbei wird unterstellt, dass für alle potenziellen Adoptions- und Ersatzkäufer in Periode  $t$  dieselbe Kaufwahrscheinlichkeit  $h_t$  gilt.

In einer beliebigen Periode  $t$  entspricht das aktuelle Marktpotential dem Gesamtpotential abzüglich derjenigen Nutzer, die noch keinen Ersatzkauf beabsichtigen. Die Anzahl solcher Nutzer wird mit Hilfe der Überlebensfunktion eines Hazard-Raten-Modells ermittelt. Wird das aktuelle Marktpotential mit der bedingten Kaufwahrscheinlichkeit multipliziert, so kann der Absatz in Periode  $t$  berechnet werden:

$$y_t = (M - A_t) \cdot h_t \quad (3.1)$$

mit

- $y_t$  : Absatz in Periode  $t$  (= Anzahl der Adoptions- und Ersatzkäufer)  
 $M$  : Gesamtmarktpotential in Periode  $t$  (= Gesamtanzahl potenzieller Nutzer)  
 $A_t$  : Anzahl der Nutzer ohne Kaufabsicht in Periode  $t$   
 $M - A_t$  : Aktuelles Marktpotential in Periode  $t$   
 (= Anzahl potenzieller Adoptions- und Ersatzkäufer)  
 $h_t$  : Bedingte Kaufwahrscheinlichkeit in Periode  $t$  (= Hazard-Rate)

Wenn Ersatzkäufe am Anfang des Technologielebenszyklus noch ignorierbar sind, kann Gleichung (3.1) wie folgt vereinfacht werden:

$$n_t = (M - N_{t-1}) \cdot h_t \quad (3.2)$$

mit

- $n_t$  : Absatz in Periode  $t$  (= Anzahl der Adoptionskäufer)  
 $N_{t-1}$  : Kumulierter Absatz am Ende der Periode  $t - 1$  (= Anzahl der Nutzer)

In diesem Fall liegt die Annahme zugrunde, dass diejenigen, die das Produkt gekauft haben, für immer den Markt verlassen.

### 3.2.3 Schätzung des Marktpotentials

Bei der Schätzung des Marktpotentials  $M$  ist es nützlich, dieses in die Größe des sozialen Netzwerks  $B$  und die obere Grenze der Marktdurchdringung (Sättigungsgrenze)  $\rho$  zu zerlegen (vgl. Dekimpe, Parker, Sarvary (1998)):

$$M = \rho \cdot B \quad (3.3)$$

Die Größe des sozialen Netzwerks  $B$  ist ein demografischer Skalenparameter, während die Sättigungsgrenze  $\rho$  ein innovationsspezifischer Intensitätsparameter ist. Bei Innovationen, die sich an Privatverbraucher ausrichten, kommt als  $B$  entweder die Anzahl der privaten Haushalte oder die Anzahl der Einwohner (ab einem bestimmten Lebensalter) in Frage. Die Wahl zwischen den beiden demografischen Variablen hängt von den Charakteristika des Produktes ab. Wird das Produkt gemeinsam in einem Haushalt genutzt, so sollte die Anzahl der Haushalte gewählt werden. Ist dessen Nutzung hingegen individuenbezogen, ist die Anzahl der Verbraucher vorzuziehen<sup>52</sup>.

<sup>52</sup> Die Art und Weise der Nutzung können sich im Laufe des Produktlebenszyklus ändern. In anfänglichen Phasen wird eine Innovation oft in einem Haushalt gemeinsam genutzt, und in späteren Phasen erwirbt sich jedes Haushaltsmitglied sein eigenes. Hier geht es auch um die Frage, ob durch andere Haushaltsmitglieder getätigte Käufe als Zusatzkäufe (bezogen auf den Haushalt) oder Adoptionskäufe (bezogen auf einzelne Haushaltsmitglieder) zu interpretieren sind.

Die Sättigungsgrenze  $\rho$  gibt den Anteil der Haushalte (bzw. der Verbraucher) an, die das Produkt im Laufe des Diffusionsprozesses irgendwann adoptieren werden. Es wird einen gewissen Anteil der Haushalte (bzw. der Verbraucher) geben, die sich der Adoption der Innovation bis zum Ende verweigern, auch wenn Marketingaktivitäten das maximal mögliche Niveau erreichen. Empirische Untersuchungen zeigen, dass die Sättigungsgrenze je nach Innovation von unter 5% bis beinahe 100% stark variiert. Zur Schätzung der Sättigungsgrenze können, wie in der Diffusionsliteratur (z.B. *Parker* (1994)) empfohlen, Experten herangezogen werden. Dabei sollte die Anwendung der Delphi-Methode wegen ihrer überlegenen Prognosequalität gegenüber der Einzelprognose oder dem Gruppenmeeting vorgezogen werden, sofern es die Situation zulässt. In jedem Falle sollten den Experten relevante Informationen wie etwa Marktforschungsdaten oder Daten über vergleichbare Innovationen und technologische Weiterentwicklungen zur Verfügung gestellt werden. Unter Berücksichtigung von technologischen Zukunftsperspektiven wird dann der Anteil der Haushalte geschätzt, die grundsätzlich Bedarf und Interesse an der Nutzung der Innovation haben und die technische, finanzielle und geistige Voraussetzung für deren Nutzung erfüllen. Als Beispiel wird die in der Arbeit von *Dekimpe, Parker, Sarvary* (1998) vorgenommene Schätzung der Sättigungsgrenze für das Mobiltelefon wiedergegeben.

Aufgrund von Interviews mit Experten definieren *Dekimpe, Parker, Sarvary* (1998) die Sättigungsgrenze für Mobiltelefone als *“the percentage of the population who is literate, lives in urban areas and has a sufficient income to afford basic telephone services”*. Dabei wird davon ausgegangen, dass das Mobiltelefon in Zukunft qualitativ besser und preisgünstiger wird: *“This ceiling foresees over the next decade ‘flat phones’ (i.e., with credit card or smaller size/weight) that will have battery lives and prices comparable to electric watches.”* Die geografische Einschränkung auf städtische Gebiete wird mit zukünftigen Erwartungen hinsichtlich der technologischen Substitution und Komplementarität begründet: *“Cellular services will remain an urban-oriented service (village, town, or city) that could potentially (in the long run) replace or be a direct complement to fixed service; rural areas are expected to be serviced by digital wireless technologies (Basic Exchange Radio Telephone Services) or conventional services in the long run.”*. Dass das Lesen und Schreiben als einzige geistige Voraussetzung für die Nutzung des Mobiltelefons angeführt wird, beruht auf Erwartungen, dass das zukünftige Mobiltelefon ausreichend benutzerfreundlich sein wird. Was finanzielle Voraussetzungen angeht, müssten potenzielle Nutzer über eine gewisse Kaufkraft verfügen, um sich gelegentliche Telefongespräche leisten zu können: *“A running assumption is that the barrier to adoption will not be the handset price but rather the per-minute service charge.”*

Das Marktpotential  $M$  kann sich infolge von Veränderungen in der Populationsgröße  $B$  und/oder in der Sättigungsgrenze  $\rho$  dynamisch ändern. Die Einführung einer neuen Anwendung kann  $\rho$  nach oben verschieben, wie dies beim PC-Markt nach der Einführung des Internets geschehen ist. Wenn sich die Voraussetzungen für die Nutzung der Innovation

ändern, kann auch die Sättigungsgrenze verschoben werden. Seitdem Print-Services für digitale Bilder angeboten werden, sind potenzielle Nutzer der Digitalkamera beispielsweise nicht mehr auf die PC-Besitzer beschränkt.

### 3.2.4 Modellierung des Kaufverhaltens

Die Kaufwahrscheinlichkeit  $h_t$  wird auf nutzentheoretischen Grundlagen spezifiziert. Ein repräsentativer Verbraucher  $i$ , der sich in der Menge der potenziellen Käufer ( $M_t - A_t$ ) befindet, hat bereits die Entscheidung getroffen, das in Frage stehende High-Tech-Produkt *irgendwann* zu kaufen. In einer beliebigen Periode  $t$  hat er zwischen dem sofortigen Kauf in der aktuellen Periode und der Kaufverschiebung auf eine zukünftige Periode zu entscheiden, wobei er die diskontierte Summe des erwarteten Nutzens in der aktuellen Periode  $t$  und in den zukünftigen Perioden von  $t + 1$  bis  $T$  maximieren will. Als vorausschauender Verbraucher trifft er die Entscheidung, die nicht in der aktuellen Periode  $t$ , sondern im gesamten Betrachtungszeitraum von Periode  $t$  bis Periode  $T$  optimal ist. Zu erwartende Preissenkungen und Qualitätssteigerungen in den zukünftigen Perioden werden gegenüber dem entgehenden Nutzen durch den Nicht-Besitz des aktuell verfügbaren Produktes abgewogen. Entscheidet er sich gegen einen sofortigen Kauf, wird er in der nächsten Periode  $t + 1$  mit der gleichen Entscheidung konfrontiert.

Der Wert des Kaufs der Innovation in Periode  $t$  wird durch folgende Formel gegeben:

$$E_t U_{it} = \beta_2 x_{preis,t} + u_{it_t} + \sum_{\tau=t+1}^T \delta^{\tau-t} E_t u_{i\tau_t} \quad (3.4)$$

mit

$E_t$	: Erwartungsoperator in Periode $t$
$U_{it}$	: Diskontierte Summe des Nutzens, die dem Verbraucher $i$ von Periode $t$ bis Periode $T$ zusteht, wenn er in Periode $t$ das Produkt kauft
$x_{preis,t}$	: Qualitätsbereinigter Produktpreis in Periode $t$
$u_{i\tau_t}$	: Nutzen, der sich für Verbraucher $i$ aus dem in Periode $t$ gekauften Produkt in Periode $\tau$ ergibt <sup>53</sup>
$\beta_2$	: zu schätzender Parameter
$\delta$	: Diskontfaktor

Der erwartete Wert des Kaufs in Periode  $t + 1$  aus der Sicht der aktuellen Periode ist:

<sup>53</sup> Mit der Doppelindexierung für Perioden wird bezweckt, dass die Periode, in der das Produkt gekauft wird, von den Perioden, in denen das Produkt genutzt wird, unterschieden wird.

$$E_t U_{i,t+1} = u_{i0t} + \beta_2 \delta E_t x_{preis,t+1} + \sum_{\tau=t+1}^T \delta^{\tau-t} E_t u_{i\tau-t+1} \quad (3.5)$$

mit

$u_{i0t}$  : Nutzen, der dem Verbraucher  $i$  ohne das aktuelle Produkt in Periode  $t$  zusteht  
(d.h. Nutzen der bisherigen Lösung)

Der erwartete Wert des Kaufs in Periode  $t'$  aus der Sicht der aktuellen Periode ist:

$$E_t U_{it'} = \sum_{\tau=t}^{t'-1} \delta^{\tau-t} u_{i0\tau} + \beta_2 \delta^{t'-t} E_t x_{preis,t'} + \sum_{\tau=t'}^T \delta^{\tau-t'} E_t u_{i\tau-t'} \quad (3.6)$$

In Hinsicht auf die Heuristik, die Verbraucher  $i$  bei seiner Kaufentscheidung verwendet, sind in der Literatur zwei verschiedene Varianten bekannt.

#### Variante 1:

Verbraucher  $i$  betrachtet alle Alternativen (Abschaffung in Periode  $t$ , Anschaffung in Periode  $t + 1, \dots$ , Anschaffung in Periode  $T$ ) und kauft in der aktuellen Periode  $t$ , wenn der erwartete Nutzen des Kaufs in Periode  $t$  größer als der erwartete Nutzen des Kaufs in allen anderen Perioden ( $t + 1, \dots, T$ ) ist.

$$E_t U_{it} = \max\{E_t U_{it}, E_t U_{i,t+1}, \dots, E_t U_{it'}, \dots, E_t U_{iT}\} \quad (3.7)$$

Das dynamische Maximierungsproblem, das Gleichung (3.7) darstellt, lässt sich wie folgt rekursiv formulieren:

$$U_{it} > U_{i0t} \quad (3.8)$$

wobei:

$$U_{it} = \beta_2 x_{preis,t} + \sum_{\tau=t}^T \delta^{\tau-t} u_{i\tau-t}$$

$$U_{i0t} = u_{i0t} + \delta E_t [\max\{U_{i,t+1}, U_{i0,t+1}\}]$$

Verbraucher  $i$  kauft also in Periode  $t$ , wenn der Nutzen des sofortigen Kaufs größer ist als der aus einer Kaufverschiebung maximal erzielbare Nutzen (vgl. Song, Chintagunta (2003), Melnikov (2000), Prince (2004), Erdem, Keane, Strebel (2003)).

#### Variante 2:

Verbraucher  $i$  vergleicht nur zwei Alternativen (Anschaffung in der aktuellen Periode  $t$  oder Anschaffung in der nächsten Periode  $t + 1$ ) und kauft in Periode  $t$ , wenn der erwartete Nutzen

des Kaufs in Periode  $t$  größer als der erwartete Nutzen des Kaufs in Perioden  $t + 1$  ist (vgl. *Karaca-Mandic* (2004)).

$$E_t U_{it} > E_t U_{i,t+1} \quad (3.9)$$

Die übliche Kritik gegen Variante 1 ist, dass kein Verbraucher bei einer Kaufentscheidung einen derart komplizierten Algorithmus anwendet. Gegen diese Kritik wehrt sich zwar *Prince* (2004) mit Verweis auf die Bemerkung von *Rust* (1988): “*Der Verbraucher löst sein Optimierungsproblem nicht exakt in der Weise, dass er die beinhalteten Kalkulationen bewusst durchführt, sondern vielmehr in der Weise, dass ein guter Billardspieler unbewusst die Gesetze der Physik nutzt.*“ Da jedoch nicht jeder Verbraucher beim Billardspielen oder beim Einkaufen so gut ist, erscheint die Variante 2 für durchschnittliche Verbraucher repräsentativer. Folglich fällt in dieser Arbeit die Entscheidung auf Variante 2.

Unter Verwendung von den Spezifikationen (3.4) und (3.5) lässt sich die Bedingung (3.9) wie folgt beschreiben:

$$\beta_2 x_{preis,t} + u_{it} + \sum_{\tau=t+1}^T \delta^{\tau-t} E_t u_{i\tau} > u_{i0t} + \beta_2 \delta E_t x_{preis,t+1} + \sum_{\tau=t+1}^T \delta^{\tau-t} E_t u_{i\tau} \quad (3.10)$$

Wird unterstellt, dass in Periode  $\tau \geq t + 1$  der Nutzen des in Periode  $t$  gekauften Produktes und der des in Periode  $t + 1$  angeschafften Produktes gleich sind (d.h.  $u_{i\tau} = u_{i\tau+1}$ ), so kann Gleichung (3.10) wie folgt vereinfacht werden:

$$u_{it} > u_{i0t} - \beta_2 (x_{preis,t} - \delta E_t x_{preis,t+1}) \quad (3.11)$$

Diese Annahme bedeutet, dass Qualitätsunterschiede von Periode  $t$  zu Periode  $t + 1$  durch den qualitätsbereinigten Preis erfasst werden (dieser Effekt wird durch den Koeffizienten  $\beta_2$  verkörpert). Gleichung (3.11) zeigt, dass Verbraucher  $i$  in Periode  $t$  kauft, wenn der Nutzen des Produktbesitzes in Periode  $t$  den Vorteil des Wartens überwiegt, der sich aus erwarteten Senkungen des qualitätsbereinigten Preises zwischen den beiden Perioden  $t$  und  $t + 1$  ergibt. Der Diskontfaktor  $\delta$  gibt an, wie wichtig der zukünftige Nutzen ist. Je niedriger dieser ist, desto weniger Wert wird auf den zukünftigen Nutzen gelegt. Beträgt der Diskontfaktor null, so handelt es sich um einen myopischen Verbraucher, der sich ausschließlich für den Nutzen in der aktuellen Periode interessiert und den Nutzen in den zukünftigen Perioden vollständig ignoriert.

Verbrauchererwartungen hinsichtlich des qualitätsbereinigten Preises für Periode  $t + 1$  können in unterschiedlicher Weise modelliert werden (vgl. Unterabschnitt 1.2.5). In der vorliegenden Arbeit wird davon ausgegangen, dass der Verbraucher den qualitätsbereinigten Preis in der

nächsten Periode korrekt prognostizieren kann (rationale Erwartungen). Wie im nächsten Kapitel gezeigt wird, folgt die Preiskurve der für die empirischen Untersuchungen gewählten Produktkategorien relativ genau der Exponentialfunktion, so dass eine korrekte Prognose eine Periode im Voraus verhältnismäßig leicht zu sein scheint. Unter der Annahme rationaler Erwartungen wird Gleichung (3.11) wie folgt vereinfacht:

$$u_{it} > u_{i0t} - \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1}) \quad (3.12)$$

Der Pro-Periode-Nutzen des Produktes besteht aus einem deterministischen und einem stochastischen Teil:

$$u_{it} = v_t + \varepsilon_{it} \quad (3.13)$$

Der deterministische Nutzen  $v_t$  ist unabhängig vom individuellen Verbraucher  $i$  und stellt die mittlere Bewertung des Produktnutzens durch alle potenziellen Käufer in Periode  $t$  dar. Der stochastische Term  $\varepsilon_{it}$  erfasst die Abweichung in der Präferenz des Verbrauchers  $i$  vom Mittelwert sowie mögliche Spezifikationsfehler. Der deterministische Nutzen wird als eine Funktion von der Nutzerzahl  $I_{t-1}$  am Ende der Vorperiode spezifiziert, um Imitations- und Mundpropagandaeffekte sowie direkte und indirekte Netzwerkeffekte zu berücksichtigen:

$$u_{it} = \lambda + f(I_{t-1}) + \varepsilon_{it} \quad (3.14)$$

Parameter  $\lambda$  bezieht sich auf den Grundnutzen und Setup-Kosten. Während der Grundnutzen in erster Linie auf hedonistischem Nutzen (Spaß) und sozialem Nutzen (Prestige) beruht, stellen Setup-Kosten finanziellen und zeitlichen Aufwand zur Nutzung der Innovation dar (z.B. Anschaffung von komplementären Produkten, Zeit für die Einarbeitung).

Der Pro-Periode-Nutzen der derzeitigen Lösung  $u_{i0t}$  setzt sich ebenfalls aus einem deterministischen Nutzen  $u_0$  und einem stochastischen Term  $\varepsilon_{i0t}$  zusammen.

$$u_{i0t} = u_0 + \varepsilon_{i0t} \quad (3.15)$$

Unter Verwendung der Spezifikationen (3.14) und (3.15) kann die Ungleichung (3.12) wie folgt umgeschrieben werden:

$$\beta_0 + f(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1}) > \varepsilon_{i0t} - \varepsilon_{it}, \quad (3.16)$$

wobei die beiden Konstanten zum Interzeptterm  $\beta_0 = \lambda - u_0$  zusammengefasst werden.

In der Präsenz von Netzwerkeffekten sollte die Nutzenfunktion in Abhängigkeit von der Anzahl der Nutzer  $f(I)$  nach der Theorie S-förmig sein. Der Wendepunkt liegt dort, wo der Nutzen sprunghaft steigt, nachdem eine kritische Anzahl der Verbraucher adoptiert hat (vgl. *Mohr* (2001, S. 12)). Bei empirischer Modellierung in der Literatur wird aber stattdessen eine lineare Funktion (z.B. *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001)) oder eine konkave Funktion angewendet (z.B. *Ohashi* (2003), *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)). Bei Anwendung einer konkaven Funktion ist aber zu befürchten, dass der auf Netzwerkeffekten beruhende Nutzen in der Einführungsphase nicht korrekt wiedergegeben wird.

An dieser Stelle wird diskutiert, ob das Interzept  $\beta_0$  näherungsweise zeitinvariant ist. Als erstes wird die Heterogenität zwischen dem frühen und dem späten Adopter betrachtet. Der Nutzen der derzeitigen Lösung  $u_0$  ist für alle potenziellen Adoptionskäufer, unabhängig von ihrer Zugehörigkeit zu einer bestimmten Adopterkategorie gleich null, da sie noch über kein vergleichbares Gerät verfügen. Nach der empirischen Untersuchung von *Venkatesh, Brown* (2001) haben frühe Adopter im Vergleich zu späten Adoptern einen hohen hedonistischen und sozialen Nutzen. Setup-Kosten fallen für frühe Adopter niedriger aus als für späte Adopter, da die erstere Gruppe mit der Technologie besser umgehen kann. Folglich müsste das Interzept  $\beta_0 = \lambda - u_0$  für frühe Adopter deutlich höher sein. Es ist anzunehmen, dass der tatsächliche Wert für  $\beta_0$  in der Einführungsphase höher ist als in der Wachstumsphase.

Nun wird die Heterogenität zwischen Adoptions- und Ersatzkäufern betrachtet. Der Nutzen der derzeitigen Lösung  $u_0$  ist für potenzielle Ersatzkäufer höher, wenn ihr zuletzt gekauftes Gerät noch funktionsfähig ist. Setup-Kosten sind aber für potenzielle Ersatzkäufer niedriger, da sie bereits mit dem Produkt Erfahrungen gesammelt haben (vgl. *Prince* (2004)). Das Interzept müsste für potenzielle Adoptions- und Ersatzkäufer annähernd gleich sein, da niedrigere Setup-Kosten der potenziellen Ersatzkäufer durch einen höheren Nutzen ihrer derzeitigen Lösung kompensiert werden. Es kann davon ausgegangen werden, dass der Wert für  $\beta_0$  in der Wachstumsphase trotz zunehmendem Anteil der Ersatzkäufer weitgehend konstant bleibt.

Der Bias kann in Bezug auf das Interzept  $\beta_0$  in der Einführungsphase bei empirischer Modellierung dadurch aufgefangen werden, dass für die Nutzenfunktion in Abhängigkeit von der Anzahl der Nutzer  $f(I)$  anstelle einer theoretisch korrekten S-förmigen Funktion eine konkav steigende Funktion verwendet wird<sup>54</sup>. In dieser Arbeit wird in Anlehnung an *Ohashi* (2003) die logarithmische Funktion gewählt:

---

<sup>54</sup> Bei Verfügbarkeit von individuellen Daten besteht die Möglichkeit, das Interzept  $\beta_0$  als eine Funktion von individuenpezifischen Variablen zu modellieren (vgl. hierzu Unterabschnitt 3.3.1). Eine andere Möglichkeit besteht darin, dynamische Änderungen der Parameter zuzulassen.

$$\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1}) > \varepsilon_{i0t} - \varepsilon_{it} \quad (3.17)$$

Wird unterstellt, dass die stochastischen Terme  $\varepsilon_{it}$  und  $\varepsilon_{i0t}$  über die potenziellen Käufer extremwertverteilt (Typ II) sind, so ist die Kaufwahrscheinlichkeit  $h_t$  durch das binäre Logit-Modell gegeben:

$$h_t = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} \quad (3.18)$$

Die Kaufwahrscheinlichkeit  $h_t$  gilt für alle potenziellen Käufer in Periode  $t$  und gibt den Anteil von ihnen an, die in Periode  $t$  einen Kauf tätigen.

### 3.2.5 Modellierung des Ersatzverhaltens

Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Nutzer  $k$  Jahre nach dem Produktkauf noch keinen Ersatzkauf beabsichtigt, kann mit Hilfe der Überlebensfunktion einer geeigneten Verteilung spezifiziert werden (vgl. Abschnitt 2.6). Hierbei geht es nicht darum, wann ein Gerät defekt wird, sondern vielmehr darum, wann ein Gerät von seinem Besitzer als obsolet empfunden wird. Die Überlebensfunktion  $S(k)$  gibt nach der obigen Interpretation den Anteil der Geräte an, die bei einem Produktalter von  $k$  Jahren nach der Ansicht ihrer Besitzer noch zeitgemäß sind. Die Anzahl der Nutzer  $A_t$ , die in Periode  $t$  noch nicht an einen Ersatzkauf denken, ist durch folgende Gleichung gegeben:

$$A_t = \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k) , \quad (3.19)$$

wobei  $y_{t-k}$  der Gesamtabsatz in Periode  $t - k$  ist.

Bei dieser Spezifizierung wird davon ausgegangen, dass die Lebensdauerverteilung über den gesamten Diffusionsprozess unverändert bleibt. Da es sich auf High-Tech-Märkten mehrheitlich um ungezwungene Ersatzkäufe handelt, sind eventuelle Änderungen in physikalischer Lebensdauer nicht relevant. Änderungen in der Produktqualität oder in Marketingvariablen können zu einer Verschiebung der Lebensdauerverteilung führen (vgl. *Steffens* (2001)). Diese Faktoren werden jedoch bei Kauf-/Warten-Entscheidungen berücksichtigt.

Die Wahl der Lebensdauerverteilung sollte auf theoretischen und empirischen Überlegungen basieren. Wie in Abschnitt 2.6 diskutiert, sind die Weibull- und die Truncated-

Normalverteilung für konventionelle langlebige Gebrauchsgüter besonders gut geeignet. Die Lognormalverteilung, die für klassische Gebrauchsgüter als ungeeignet gilt, kann auf High-Tech-Märkten eine bessere Alternative sein. Bei empirischer Modellierung empfiehlt es sich, alternative Verteilungen auf die Anpassungsqualität zu prüfen.

### 3.2.6 Gesamtmodell

Nachdem die Grundstruktur festgelegt und die einzelnen Modellkomponenten spezifiziert wurden, kann ein Gesamtmodell aufgestellt werden. Unter Verwendung der Spezifikationen (3.18) und (3.19) lässt sich Gleichung (3.1) wie folgt darstellen:

$$y_t = \left( M - \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k) \right) \cdot \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} \quad (3.20)$$

Wird für  $S(k)$  die Überlebensfunktion der Weibullverteilung genutzt, so ergibt sich folgende Spezifikation:

$$y_t = \left( M - \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} \exp\left(-\left(\frac{k}{\alpha}\right)^\gamma\right) \right) \cdot \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} \quad (3.20a)$$

Sollten Ersatzkäufe noch ignorierbar sein, so lässt sich Gleichung (3.20) wie folgt vereinfachen:

$$n_t = (M - N_{t-1}) \cdot \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} \quad (3.21)$$

Die myopische Variante des Modells kann dadurch erhalten werden, indem der Diskontfaktor  $\delta$  auf Null gesetzt wird:

$$y_t = \left( M - \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k) \right) \cdot \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 x_{preis,t}))} \quad (3.22)$$

Die operationale Definition des Gesamtabsatzes  $y_t$  ist die Anzahl der in Periode  $t$  in einem Ländermarkt an Verbraucher abgesetzte Einheiten der zu untersuchenden Produktkategorie. Diese Zahlen können aus einem Handelspanel gewonnen werden. Der qualitätsbereinigte Preis  $x_{preis,t}$  wird als „Preis pro Qualitätseinheit“ definiert. „Preis“ ist dabei wie in der Literatur üblich der mit dem Absatz gewichtete Durchschnittspreis (Umsatz/Absatz). Um „Qualitätseinheit“ zu definieren, sollte zuerst anhand einer hedonistischen Regression die

Korrelation einzelner Produktattribute mit dem Preis untersucht werden. Typischerweise ist nur ein Produktattribut unter einer Vielzahl von Qualitätsmerkmalen überdurchschnittlich stark mit dem Preis korreliert. Beim PDA ist es RAM (vgl. *Nair, Chintagunta, Dubé* (2004)), bei der Digitalkamera ist es die Auflösung (vgl. *Song, Chintagunta* (2003)) und beim PC ist es die Prozessorengeschwindigkeit (vgl. *Prince* (2004)). Andernfalls empfiehlt es sich, ein Index aus mehreren relevanten Qualitätsmerkmalen zu kreieren. Bei Nicht-Existenz von Ersatzkäufen entspricht die Anzahl der Nutzer  $I_{t-1}$  dem kumulierten Absatz  $N_{t-1}$ <sup>55</sup>. Solange der Anteil der Ersatzkäufe noch relativ klein ist, kann als Proxy für die Nutzerzahl  $I_{t-1}$  der kumulierte Absatz  $N_{t-1}$  verwendet werden. Sonst müsste die Anzahl der Nutzer aus einer externen Datenquelle ermittelt werden<sup>56</sup>. Zu beachten ist, dass der beobachtete Absatz der allerersten Periode  $t = 1$  bei Modellkalibrierung nur als erklärende Variable (d.h. Nutzerzahl am Ende der ersten Periode  $I_1$ ) und nicht als zu erklärende Variable auf der linken Seite der Gleichung genutzt werden kann.

Das Marktpotential  $M_t$  wird exogen bestimmt. Theoretisch könnten die sonstigen Modellparameter anhand von aggregierten Daten simultan geschätzt werden. *Fader, Hardie* (2003) stellen jedoch fest, dass zuverlässige Parameterschätzungen eines Modells, das die beiden Modellkomponenten der Ersatz- und Wiederholkäufe enthalten, allein unter Verwendung von Gesamtabsatzdaten nicht möglich sind. Aus diesem Grund schätzen *Kamakura, Balasubramanian* (1987) und *Kalish, Lilien* (1986) den Formparameter einer Überlebensfunktion  $S(k)$  anhand von zusätzlichen Informationen modellexogen. Nach Erfahrungen von *Kamakura, Balasubramanian* (1987) reagiert ein solches Modell auf Fehlschätzungen des Formparameters weniger sensibel als auf Fehlschätzungen des Skalenparameters. *Kalish, Lilien* (1986) schätzen den Formparameter mit Hilfe von Befragungsdaten über die Nutzungsdauer. Wird die Truncated-Normalverteilung verwendet, so kann wie in der Arbeit von *Kamakura, Balasubramanian* (1987) auf eine einfache Heuristik zurückgegriffen werden. Wenn Experten in der Lage sind, die maximale Lebensdauer des Produktes in Einheiten der Durchschnittslebensdauer auszudrücken, kann der empirisch ermittelte Zusammenhang zwischen dem Verhältnis der maximalen zur durchschnittlichen Lebensdauer und dem Wert des Formparameters genutzt werden. Tabelle 3.3 gibt den von *Oates, Spencer* (1962) berechneten Zusammenhang der beiden Zahlen wieder.

---

<sup>55</sup> Existieren mehrere inkompatible Technologien innerhalb einer Produktkategorie, ist es angebracht, für  $I_{t-1}$  anstatt der Nutzerzahl der gesamten Produktkategorie die Anzahl der Nutzer derjenigen Technologie zu verwenden, die unter allen konkurrierenden Technologien am meisten Nutzer aufweist.

<sup>56</sup> Der Ausstattungsgrad relevanter High-Tech-Innovationen in privaten Haushalten kann jährlich erscheinenden Berichtsbänden der führenden Marktforschungsinstitute entnommen werden.

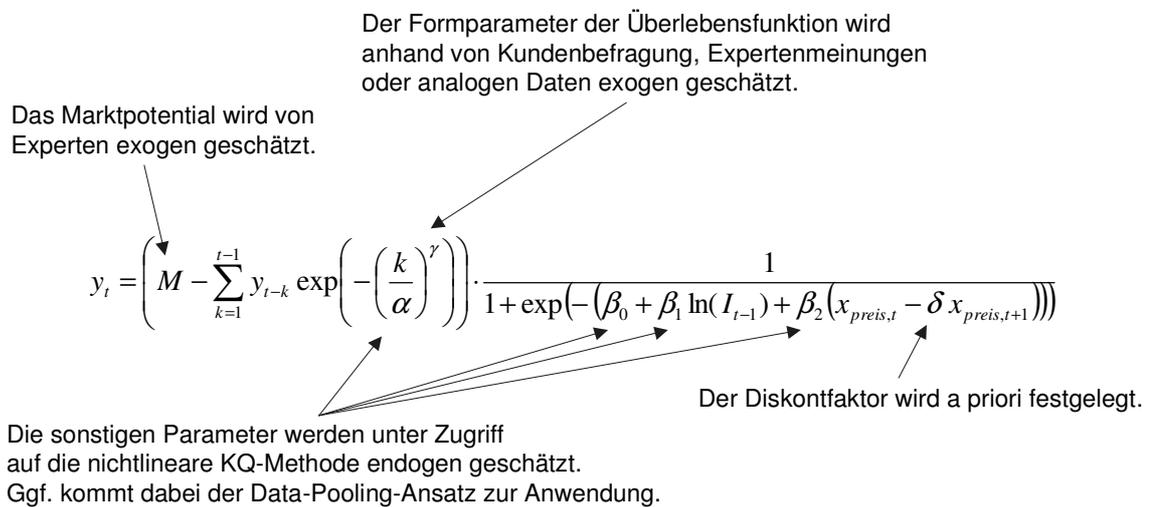
**Tabelle 3.3:** Schätzungshilfe für den Formparameter der Truncated-Normalverteilung (Quelle: *Oates, Spencer (1962)*)

Verhältnis der maximalen Lebensdauer zur Durchschnittslebensdauer	1,5	2,0	3,0	4,0	4,9
Formparameter	7,50	3,75	1,75	0,76	0,00

Zur Schätzung des Formparameters kann auch der Analogie-Ansatz herangezogen werden. Als Referenzwerte können z.B. die Parameter der Rayleigh-, Weibull-, Lognormal- bzw. Truncated-Normalverteilung dienen, die in der Arbeit von *Bayus (1988)* für verschiedene Gebrauchsgüter auf Basis von Befragungsdaten geschätzt wurden.

Der Diskontfaktor  $\delta$  kann entweder gemeinsam mit den restlichen Parametern geschätzt oder als eine Konstante a priori fixiert werden. In der Literatur (z.B. *Song, Chintagunta (2003)*) wird zumeist das letztere Vorgehen verfolgt, da modellendogene Schätzungen zur Instabilität (falsches Vorzeichen oder unplausible Werte) neigen. Im empirischen Teil dieser Arbeit wird deshalb der Diskontfaktor  $\delta$  fixiert und auf die Sensibilität der Ergebnisse für verschiedene  $\delta$  untersucht. Die Modellparameter  $\beta_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  und der Skalenparameter  $\alpha$  der Überlebensfunktion werden unter Zugriff auf die nichtlineare KQ-Methode geschätzt.

Die oben geschilderte Vorgehensweise zur Kalibrierung des Modells wird in Abbildung 3.3 zusammengefasst.



**Abbildung 3.3:** Kalibrierung des Modells

Wenn im Prognosezeitraum signifikante Änderungen in der gesamtwirtschaftlichen Lage zu erwarten sind, ist es ratsam, die mit Hilfe des Modells erstellte Absatzprognose unter Berücksichtigung von konjunkturellen Veränderungen von Experten revidieren zu lassen. Auch Sondereffekte von Großereignissen (z.B. Fußballweltmeisterschaft), die den Absatz von bestimmten High-Tech-Produkten (z.B. Flachbildfernseher, DVD-Rekorder) maßgeblich

beeinflussen, jedoch nicht durch das quantitative Modell erfasst werden können, könnten im Rahmen der revidierten Prognose berücksichtigt werden.

Zum Schluss wird die Möglichkeit des Data-Pooling diskutiert. *Talukdar, Sudhir, Ainslie* (2002) finden heraus, dass zur Erklärung der Wachstumsrate Daten derselben Innovation auf anderen Ländermärkten nützlicher als Daten analoger Innovationen auf demselben Markt sind. Wenn die zu untersuchende Innovation auch auf anderen Märkten verkauft wird und wenn Daten auf diesen Märkten verfügbar sind, kann der Data-Pooling-Ansatz in Erwägung gezogen werden. In dem Fall ist es allerdings erforderlich, die beiden erklärenden Variablen zu standardisieren. Anstelle der absoluten Anzahl der Nutzer sollte der Anteil der Nutzer in der Bevölkerung verwendet werden und der qualitätsbereinigte Preis sollte an das unterschiedliche Einkommensniveau angepasst werden (z.B. (qualitätsbereinigter Preis) / (verfügbares Pro-Kopf-Einkommen)).

## 3.3 Erweiterungen

### 3.3.1 Berücksichtigung von Heterogenität

Das im vorigen Abschnitt entwickelte Grundmodell geht davon aus, dass die Kaufwahrscheinlichkeit für alle Verbraucher gleich ist. Die Heterogenität wurde im Rahmen des Logit-Modells nur implizit berücksichtigt. Liegen individuelle Daten aus einem Haushaltspanel vor, so ist die darüber hinausgehende Berücksichtigung der Heterogenität möglich. Durch die explizite Berücksichtigung kann die Prognosequalität verbessert werden. Ein weiterer Vorteil besteht in der Gewinnung von ausführlicheren, diagnostischen Informationen.

Zunächst einmal ist zwischen Kaufsneigungs- und Parameterheterogenität zu unterscheiden. Wenn die Verbraucher überwiegend in gleicher Weise auf dieselben Einflüsse (d.h. Preis, Nutzerzahl) reagieren, allerdings signifikante Unterschiede in den originären individuellen Kaufneigungen (d.h. Grundnutzen, Setup-Kosten) aufweisen, so liegt Kaufneigungsheterogenität vor. Falls die Verbraucher hingegen in unterschiedlichem Maße auf ein und dieselben Einflüsse (z.B. Preis, Nutzerzahl) reagieren, so dass für unterschiedliche Verbraucher(gruppen) auch unterschiedliche Modellparameter resultieren, handelt es sich um Parameterheterogenität (vgl. *Decker, Wagner* (2002)).

Des Weiteren kann zwischen beobachtbarer und latenter Heterogenität unterschieden werden. Beobachtbare Heterogenität liegt vor, wenn die Unterschiede im individuellen Kaufverhalten mittels beobachtbarer Variablen zumindest teilweise erklärt werden können. In diesem Fall können das Interzept (im Fall von Kaufneigungsheterogenität) und/oder die sonstigen Koeffizienten (im Fall von Parameterheterogenität) als eine Funktion von

individuenspezifischen Variablen (z.B. Alter, Einkommen) modelliert werden. Auf diese Weise lässt sich ein Profil von Verbrauchern ermitteln, die relativ früh bzw. relativ spät die Innovation adoptieren. Dieser Ansatz ist jedoch für die Erstellung von Absatzprognosen auf aggregierter Ebene nicht geeignet.

Latente Heterogenität liegt vor, wenn solche individuenspezifische Variablen nicht identifizierbar bzw. in der für die Analyse des Käuferverhaltens zur Verfügung stehenden Daten nicht enthalten sind (vgl. *Decker, Wagner (2002)*). Latenter Heterogenität kann zum einen dadurch Rechnung getragen werden, dass das Interzept bzw. die sonstigen Koeffizienten als gemäß einer geeigneten Verteilung über die Grundgesamtheit gestreut angenommen werden (vgl. *Decker, Wagner (2002)*, *Roberts, Lattin (2000)*). Der Einsatz solcher stochastischer Parameter liefert wenig zusätzliche Informationen, könnte aber zur Erhöhung der Prognosegenauigkeit beitragen. Die bessere Alternative ist indessen die Anwendung des Latent-Class-Ansatzes (vgl. *Kamakura, Russel (1989)*), da er Informationen darüber geben kann, welche latente Segmente (z.B. „Early Market“ und „Mainstream Market“) es gibt und wie groß die jeweiligen Segmente sind. Mit dessen Hilfe kann auch ein eventuell auftretender, sattelförmiger Absatzverlauf abgebildet werden (vgl. Unterabschnitt 1.2.2).

### 3.3.2 Erweiterung der Adoptionsphasen

Im Grundmodell wurden lediglich drei Phasen der Adoption berücksichtigt. Wie in Abschnitt 2.9 gezeigt wurde, ist die Einbeziehung weiterer Adoptionsphasen bei Verfügbarkeit entsprechender Daten möglich. Beispielsweise kann der Prozess von „Kenntnisnahme“ anhand eines Diffusionsmodells abgebildet werden, während zur Beschreibung der eigentlichen Kaufentscheidung für die potenziellen Nutzer mit „Kenntnisnahme“ weiterhin das diskrete Auswahlmodell eingesetzt wird. Hierdurch können ausführlichere, diagnostische Informationen gewonnen werden.

Bei einigen Innovationen ist die Berücksichtigung der Post-Adoptionsphase „Disadoption“ von wichtiger Bedeutung. Wenn es aus einer Kundenbefragung ersichtlich wird, dass ein nicht ignorierbarer Anteil der Käufer mit dem Neuprodukt (z.B. PDA) unzufrieden ist und daher nach einer Ausprobierungsphase zu ihrer bisherigen Lösung (z.B. herkömmlicher Terminkalender) zurückkehrt, ist eine Korrektur der Modellgleichung (3.20) erforderlich. Sie sollte durch folgende Gleichung ersetzt werden:

$$y_t = \left( M - (1 - \omega) \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k) - \omega \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} \right) \cdot h_t \quad (3.23)$$

mit 
$$h_t = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(I_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})) ) )}$$

$\omega$  ist der Anteil der Verbraucher, die in einer Periode das Produkt gekauft haben und es aber wegen Unzufriedenheit nie mehr kaufen wollen. Diese Kennzahl sollte anhand von Kundenbefragungen geschätzt werden. Als Proxy für die Nutzerzahl  $I_{t-1}$  sollte in diesem Fall der korrigierte kumulierte Absatz  $(1 - \omega) \sum_{\tau=1}^{t-1} y_{\tau}$  verwendet werden.

## Kapitel 4 Empirische Validierung

Um das im vorigen Kapitel neu entwickelte Prognosemodell empirisch zu validieren, werden Daten für DVD-Player/-Rekorder, Digitalkameras sowie CD-Player verwendet. Diese drei Innovationen symbolisieren den Übergang von analogen zu digitalen Produkten auf Konsumelektronikmärkten und zählen zu den kommerziell wichtigsten Innovationen in den letzten Jahrzehnten. Nachdem die deskriptive Statistik gezeigt und mehrere alternative Spezifikationen des vorgeschlagenen Modells geprüft wurden, findet ein kritisches Benchmarking hinsichtlich der Anpassungs- und Prognosequalität statt. Hierzu werden außer dem berühmten Bass-Modell drei weitere Diffusionsmodelle sowie ein Regressionsmodell herangezogen, die sich in empirischen Studien in der Literatur als leistungsfähiger als das Bass-Modell erwiesen haben. Beim Vergleich der Prognosen wird auf das Bass-Modell neben der herkömmlichen, nichtlinearen KQ-Methode auch das neuere Kalibrierungsverfahren AKF(C-D) angewendet, mit dessen Hilfe laut Literatur die Prognosegenauigkeit des Bass-Modells signifikant erhöht wird. Es wird gezeigt, dass das eigene Modell alle genannten Benchmark-Modelle eindeutig dominiert. Eine ausführliche Analyse der Ergebnisse rundet dieses Kapitel ab.

### 4.1 Beschreibung und Analyse der Produktkategorien

#### 4.1.1 DVD-Player/-Rekorder-Markt

Im April 1997 wurde die „Digital Versatile Disc (DVD)“ durch ein Konsortium von Hardware-Herstellern und Filmstudios als erschwinglicher, jedoch technologisch überlegener Ersatz für Videokassetten eingeführt. Ursprünglich stand DVD für „Digital Video Disc“. Das „V“ von Video wurde nachträglich in Versatile („vielseitig“) umbenannt, weil die DVD ein höchst universeller Datenträger (Audio, Video, Text, Computersoftware etc.) darstellt (vgl. *Gesellschaft für Unterhaltungs- und Kommunikationselektronik (gfu)* (2005)). Der DVD-Player gilt als der größte Erfolg in der Geschichte der Unterhaltungselektronik. Nach Angaben der *gfu* haben sowohl der Videorekorder als auch der CD-Player, welche die beiden bisherigen erfolgreichsten Innovationen waren, in Deutschland über fünf Jahre benötigt, um die jährliche Verkaufszahl von einer Millionen Stück zu übertreffen. Der DVD-Player schaffte dies bereits nach dreieinhalb Jahren. Im Jahr 2001 wurden die ersten DVD-Rekorder eingeführt.

Die jährlichen Absatzzahlen sowie der Durchschnittspreis des DVD-Players/-Rekorders<sup>57</sup> im deutschen Markt wurden von der *gfu*<sup>58</sup> zur Verfügung gestellt. Die in Tabelle 4.1 und Abbildung 4.1 wiedergegebenen Daten umschließen den Zeitraum vom Einführungsjahr 1997 bis 2004. Der DVD-Player/-Rekorder scheint bereits im Jahr 2003 den Absatzhöhepunkt erreicht zu haben. Der Durchschnittspreis des DVD-Players/-Rekorders fällt, einmal vom Einführungsjahr abgesehen, bis zum Jahr 2003 annähernd exponential. Ein leichter Anstieg des Durchschnittspreises von 2003 bis 2004 ist nur darauf zurückzuführen, dass der Anteil des im Vergleich zum DVD-Player höherpreisigen DVD-Rekorders in diesem Zeitraum signifikant zunimmt. Der Preis für den DVD-Player bzw. für den DVD-Rekorder allein sinkt weiterhin. Zur Berechnung des qualitätsbereinigten Preises auf der Produktkategorieebene ist unter anderem die Schätzung der Qualitätsunterschiede des DVD-Rekorders zum DVD-Player erforderlich. Zu diesem Zweck sollte der Teilnutzenwert für die Aufnahmefunktion, welche das Unterscheidungsmerkmal der beiden Subkategorien ist, mit Hilfe der Conjoint-Analyse ermittelt werden. Da jedoch im Rahmen dieser Arbeit die Durchführung einer solchen Analyse nicht möglich war, wird der dadurch entstehende Bias bei der Modellkalibrierung in Kauf genommen.

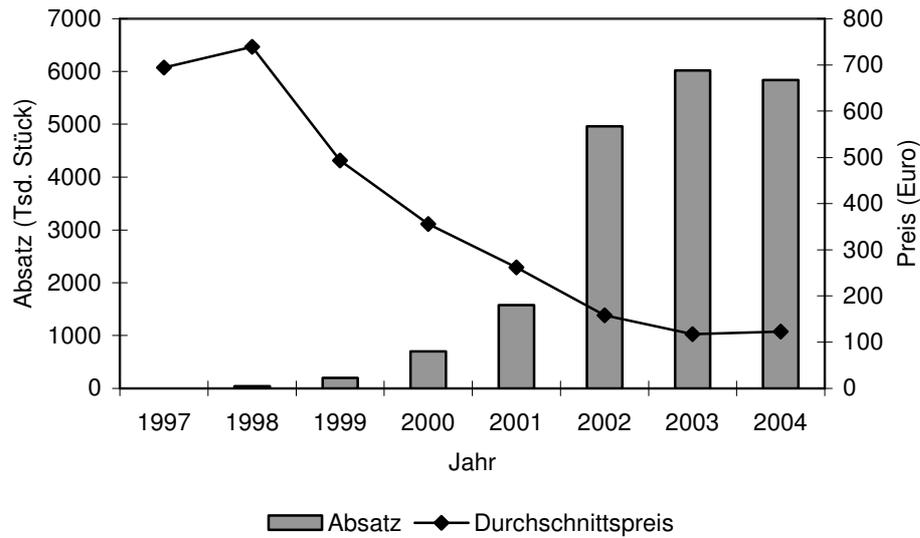
**Tabelle 4.1:** Absatz und Durchschnittspreis von DVD-Player/-Rekordern in Deutschland (Quelle: *gfu*)

Jahr	DVD-Player <sup>a</sup>		DVD-Rekorder <sup>a</sup>		DVD-Player/-Rekorder <sup>a</sup>	
	Absatz [Tsd. Stück]	Durchschnitts- preis [€]	Absatz [Tsd. Stück]	Durchschnitts- preis [€]	Absatz [Tsd. Stück]	Durchschnitts- preis [€]
1997	3	694	-	-	3	694
1998	40 (+1233%)	739 (+6,5%)	-	-	40 (+1233%)	739 (+6,5%)
1999	200 (+400%)	493 (-33,2%)	-	-	200 (+400%)	493 (-33,2%)
2000	700 (+250%)	356 (-27,9%)	-	-	700 (+250%)	356 (-27,9%)
2001	1570 (+124%)	257 (-27,8%)	5	1700	1575 (+125%)	261 (-26,6%)
2002	4900 (+212%)	148 (-42,4%)	58 (+1060%)	1000 (-41,2%)	4958 (+215%)	158 (-39,6%)
2003	5730 (+17%)	94 (-36,4%)	287 (+395%)	575 (-42,5%)	6017 (+21%)	117 (-25,9%)
2004	5115 (-11%)	76 (-19,2%)	720 (+151%)	451 (-21,5%)	5835 (-3%)	122 (+4,6%)

<sup>a</sup> Prozentsätze in der Klammer entsprechen der prozentualen Veränderung gegenüber dem Vorjahr.

<sup>57</sup> Hierin sind DVD-ROMs für PCs nicht enthalten.

<sup>58</sup> Die ursprüngliche Quelle stammt von der *GfK Marketing*.



**Abbildung 4.1:** Absatz und Durchschnittspreis von DVD-Player/-Rekordern in Deutschland (Quelle: *gfu*)

Tabelle 4.2 vergleicht den kumulierten Absatz pro Haushalt (d.h. Division des kumulierten Absatzes durch die Anzahl privater Haushalte) mit dem anhand einer Verbraucherbefragung ermittelten Haushaltsausstattungsgrad. Hierdurch kann ein Einblick in die Absatzstruktur gewonnen werden. Im Betrachtungszeitraum beruht der größte Teil des Absatzes beim DVD-Player/-Rekorder auf Adoptionskäufen. Der Anteil der Ersatzkäufe ist noch gering.

**Tabelle 4.2:** Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

Zeitpunkt	Kumulierter Absatz [Tsd. Stück]	(Kumulierter Absatz) / (Anzahl privater Haushalte)	Zeitpunkt	Haushaltsausstattungsgrad (Quelle: <i>TdW INTERMEDIA</i> )
Ende 2000	943	2,47%	Mitte 2000	2,4%
Ende 2001	2518	6,55%	Mitte 2001	4,1%
Ende 2002	7476	19,31%	Mitte 2002	8,7%
Ende 2003	13493	34,65%	Mitte 2003	25,2%

Nun werden high-tech-typische Merkmale des DVD-Players/-Rekorders diskutiert. Dieser Markt ist durch die Komplementarität zwischen Hardware (DVD-Player/-Rekorder) und Software (DVD) gekennzeichnet. Die Existenz indirekter Netzwerkeffekte wird anhand der von *Church, Gandal, Krause* (2002) erstellten Existenzbedingungen überprüft:

Bedingung 1: Zunehmende Skalenerträge in der Produktion der Software

→ ist erfüllt, da der größte Anteil der Herstellungskosten für DVDs Fixkosten sind.

Bedingung 2: Verbraucherpräferenz für die Vielfalt der Software

→ ist erfüllt, da die Verbraucher eine große Auswahl von Filmen auf DVDs schätzen.

Bedingung 3: Freier Markteintritt in die Produktion der Software

→ ist erfüllt, da es keine Eintrittsbarriere für die DVD-Produktion gibt.

Bedingung 4: Ungesättigter Hardware-Markt

→ ist erfüllt, da der Haushaltsausstattungsgrad des DVD-Players nach Angaben der *TdW INTERMEDIA 2003/04* Mitte 2003 noch bei 25% liegt.

Da alle vier Bedingungen erfüllt sind, ist von der Existenz indirekter Netzwerkeffekte auszugehen. Zusätzlich zu reinen indirekten Netzwerkeffekten sind auf diesem Markt auch Preiseffekte bezüglich DVD-Rohlingen sowie Infrastruktureffekte (DVD-Verleih<sup>59</sup>) von Wichtigkeit. Was die direkten Netzwerkeffekte anbelangt, werden DVD-Geräte zwar nicht wie Telekommunikationsgeräte in einem physikalischen Netzwerk genutzt. Jedoch gibt es eine andere Form von Interaktion unter den Nutzern. DVDs werden nämlich häufig im Bekanntenkreis gegenseitig verliehen. In diesem Sinne kann der Nutzen des DVD-Players auch ohne physikalische Netzwerke in einem direkten Zusammenhang mit der Nutzerzahl stehen. Weil die DVD ein neuartiges Medium ist, kann angenommen werden, dass die Mundpropaganda zur Erhöhung des Bekanntheitsgrades und zur Reduzierung der Ungewissheit beigetragen hat. Nicht zu vernachlässigen sind auch Imitationseffekte, denn der DVD-Player wird in vielen Kreisen als Statussymbol bzw. als „must-to-have“-Produkt angesehen. Aufgrund der obigen Diskussion wurde deutlich, dass die Anzahl der Nutzer eine wichtige kausale Variable für die Absatzentwicklung dieser Innovation darstellt.

DVD-Player waren am Anfang relativ teuer. Erst durch den rasanten Preisverfall in den nachfolgenden Jahren wurde diese Innovation für praktisch alle Verbraucher auf dem deutschen Markt erschwinglich. Branchenexperten sind sich darüber einig, dass der Preisabsturz für die rasche Ausbreitung dieser Produktkategorie mitverantwortlich ist. Folglich ist der Preis als eine relevante kausale Variable einzustufen. Weiterhin kann davon ausgegangen werden, dass die Verbraucher den bemerkenswerten Preisverfall wahrnehmen und dementsprechend ihre Kaufentscheidung vorausschauend treffen.

## 4.1.2 Digitalkameramarkt

Die Digitalisierung der Fotografie begann 1981, als *Sony* auf der Fotofachmesse „Photokina“ eine Still-Video-Kamera vorstellte<sup>60</sup>. Bei dieser Kamera wurde auf einen Silberhalogenid-Film verzichtet. Bilder wurden stattdessen als analoges Videosignal auf zwei Zoll große Disketten gespeichert. Zur Bildverarbeitung auf dem PC musste jedoch das Bildsignal erst mit einer Analog/Digital-Wandlerkarte digitalisiert werden. Im Laufe der

<sup>59</sup> Neben klassischen Videotheken gibt es inzwischen auch neuartige Abo-Services per Postversand.

<sup>60</sup> Vgl. hierzu „Die Geschichte der Digitalfotografie (Teil 2)“ (<http://digitalkamera.de/Info/News/20/21.htm>, Zugriff am 03.07.2005).

achtziger Jahre entwickelten auch andere Hersteller verschiedene Prototypen von Still-Video-Kameras, wobei einige davon marktreif wurden. *Fujifilm* setzte statt Disketten erstmals Speicherkarten ein. Die Bilder wurden aber weiterhin in analoger Form als Video-Standbilder gespeichert. Währenddessen gab es Entwicklungen in der digitalen Computer-Bildverarbeitung. So wurde 1988 der JPEG-Bildkomprimierungsstandard entwickelt. *Apple* führte mit PhotoMac das erste Bildverarbeitungsprogramm für Macintosh-Rechner ein.

1990 stellte *Kodak* eine Kamera vor, bei der die Bilder auf einer Festplatte digital gespeichert wurden. Diese Kamera kam 1991 auf den Markt, sie war allerdings schon allein wegen eines Verkaufspreises von ca. 25.000 Euro nur professionellen Anwendern vorbehalten. Im selben Jahr brachte der Hersteller von Computermäusen *Logitech* eine primitive Digitalkamera als PC-Zubehör auf den Markt. Die Kamera speicherte Bilder im herstellereigenen Dateiformat auf DRAM, die nach Übertragung auf den PC mit der mitgelieferten Software ins JPEG-Format umgewandelt wurden. Nachdem *Adobe* 1990 das wohl noch heute bekannteste Bildverarbeitungsprogramm *Photoshop* in seiner ersten Version vorgestellt hatte, erschloss sich die elektronische Bildbearbeitung größeren Benutzergruppen. Die erste „echte“ Digitalkamera für den Amateurbereich wurde im Frühjahr 1995 von *Casio* eingeführt. Sie besaß die Auflösung von 0,25 Megapixeln und kostete ca. 350 Euro. Im selben Jahr brachten auch *Kodak* und *Apple* vergleichbare Produkte auf den Markt. Seitdem folgten im Jahrestakt immer mehr Digitalkameras mit immer höherer Auflösung.

Im Gegensatz zum DVD- und CD-Player ist die Marktentwicklung der Digitalkameras nicht durch einen Preisabsturz bei annähernd gleich bleibender Qualität, sondern vielmehr durch rasante technologische Weiterentwicklungen gekennzeichnet. Während der DVD- und der CD-Player bereits bei ihrer Einführung gegenüber ihren analogen Vorgängern (d.h. Spielgeräte für Video- bzw. Musikkassetten) technologisch überlegen waren, war die Bildqualität der Digitalkamera in den ersten Jahren so dürftig, dass sie keine Konkurrenz zum analogen Fotoapparat darstellte. Die Digitalkamera im Amateurbereich wurde deshalb als PC-Peripherie wahrgenommen und eher als Spielzeug für Technologiefanatiker angesehen. Erst mit Einführung von 3-Megapixel-Digitalkameras im Jahr 2000 wurde die Bildqualität für breite Käuferschichten ausreichend und hochwertige Fotoabzüge auch in größeren Formaten möglich. Die Digitalkamera wurde zunehmend zum ernstzunehmenden Substitut für den analogen Fotoapparat. 2001 machte der deutsche Fotohandel zum ersten Mal mehr Umsatz mit Digitalkameras als mit konventionellen Fotoapparaten. 2003 wurden erstmalig auch mengenmäßig mehr Digitalkameras als Analogkameras verkauft.

Parallel zur Verbesserung der Produktqualität und zur zunehmenden Verbreitung der Digitalkamera entwickelte sich auch eine Industrie für komplementäre Produkte und Services. Speicherkarten mit größeren Kapazitäten sowie Fotodrucker und Fotopapier, die qualitativ gute Abzüge von Digitalbildern ermöglichten, kamen auf den Markt. Bildverarbeitungsprogramme für PCs wurden verbessert. Auch Dienstleistungen für

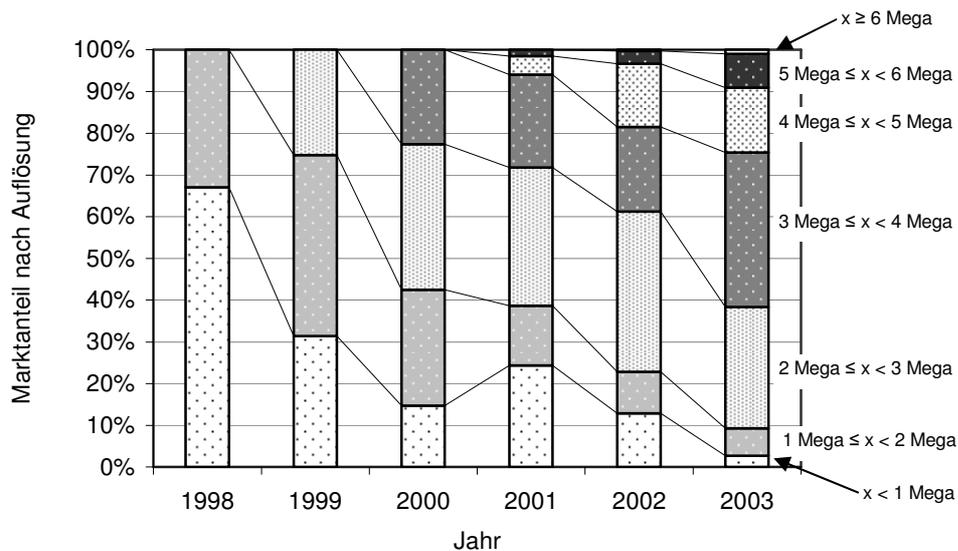
Digitalbilder wurden extensiver (z.B. Drucken auf Fotopapier, Speichern auf CD, Online-Alben). Zu beachten ist hierbei, dass vor Markteinführung der Digitalkamera, anders als im Fall des DVD- oder CD-Players, keine industrieweiten Bemühungen erkennbar waren, sich auf einen einheitlichen technologischen Standard zu einigen und Infrastrukturentwicklungen hinsichtlich komplementärer Produkte und Services gemeinsam zu fördern. Während beim DVD- und CD-Player die „fließende Phase“ bereits vor der kommerziellen Einführung weitgehend abgeschlossen war, wurde die Digitalkamera inmitten der „fließenden Phase“ eingeführt, in der mehr Produkt- als Prozessinnovationen in der Abwesenheit von Industriestandards stattfanden (vgl. Unterabschnitt 1.3.1).

Die jährlichen Absatzzahlen von Digitalkameras<sup>61</sup> nach Auflösung für den Zeitraum von 1998 bis einschließlich 2003 wurden von der *GfK Marketing* zur Verfügung gestellt. Daten für die Anfangsjahre waren leider nicht erhältlich. Tabelle 4.3 und Abbildung 4.2 verdeutlichen bereits erwähnte, rapide Technologieverbesserungen auf diesem Markt. Während 1998 zwei Drittel aller verkauften Digitalkameras noch eine Auflösung von unter 1 Megapixel besitzen, sind mehr als die Hälfte der im Jahr 2000 über die Ladentheke gegangenen Modelle mit einer Auflösung von mindestens 2 Megapixel ausgestattet. Ein Viertel der 2003 abgesetzten Apparate verfügen bereits über eine Auflösung von mindestens 4 Megapixeln.

**Tabelle 4.3:** Absatz und Marktanteil von Digitalkameras nach Auflösung in Deutschland (Quelle: *GfK Marketing*)

Jahr	Absatz nach Auflösung [Tsd. Stück] (Marktanteil)						
	$x < 1$ Megapixel	$1 \leq x < 2$ Megapixel	$2 \leq x < 3$ Megapixel	$3 \leq x < 4$ Megapixel	$4 \leq x < 5$ Megapixel	$5 \leq x < 6$ Megapixel	$x \geq 6$ Megapixel
1998	81 (67%)	40 (33%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
1999	74 (31%)	103 (43%)	60 (25%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
2000	67 (14%)	126 (27%)	159 (34%)	103 (22%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)
2001	273 (24%)	160 (14%)	373 (33%)	250 (22%)	50 (4%)	17 (2%)	0 (0%)
2002	258 (13%)	199 (10%)	770 (38%)	406 (20%)	304 (15%)	62 (3%)	7 (0%)
2003	110 (3%)	268 (7%)	1180 (29%)	1506 (37%)	628 (15%)	332 (8%)	39 (1%)

<sup>61</sup> Hierbei sind digitale Kompaktkameras und digitale Spiegelreflex-Kameras im Amateurbereich enthalten.



**Abbildung 4.2:** Marktanteil von Digitalkameras nach Auflösung in Deutschland (Quelle: GfK Marketing)

Wie in Tabelle 4.4 zu sehen ist, steigt der Gesamtabsatz bis zum Ende des Betrachtungszeitraums 2003 kontinuierlich an. Noch kein Anzeichen eines Absatzrückgangs ist zu erkennen. Betrachtet man die jährliche Wachstumsrate, fällt auf, dass der Marktwachstum bei der Digitalkamera nicht so schnell wie beim DVD-Player/-Rekorder vorstatten geht.

Der Durchschnittspreis der Digitalkamera wurde den Pressemitteilungen des Branchenverbands *gfu* entnommen. Wie Tabelle 4.4 und Abbildung 4.3 zeigen, weicht der Preisverlauf von einer Exponentialkurve ab. Leichte Preissteigerungen von 1999 zu 2000 sind jedoch auf rasche Qualitätsverbesserungen in diesem Zeitraum zurückzuführen. Der qualitätsbereinigte Preis für die Digitalkamera wird, wie bei der Arbeit von *Song, Chintagunta* (2003), als Preis pro Megapixel definiert, da sie herausfanden, dass der Digitalkamerapreis mit der Auflösung überdurchschnittlich stark korreliert ist. Zur Berechnung des qualitätsbereinigten Preises wird zunächst die durchschnittliche Auflösung ermittelt, anschließend wird der Durchschnittspreis durch diese dividiert.

**Tabelle 4.4:** Absatz, Durchschnittspreis und qualitätsbereinigter Durchschnittspreis von Digitalkameras in Deutschland (Quellen: *GfK Marketing* und *gfu*)

Jahr	Gesamtabsatz [Tsd. Stück] (prozentuale Veränderungen)	Durchschnittspreis [€] (prozentuale Veränderungen)	Qualitätsbereinigter Preis [€] (prozentuale Veränderungen)
1998	120	552	831
1999	238 (+98%)	561 (+1,63%)	514 (-38,15%)
2000	464 (+95%)	579 (+3,21%)	342 (-33,46%)
2001	1123 (+142%)	450 (-22,28%)	243 (-28,95%)
2002	2008 (+79%)	395 (-12,22%)	171 (-29,63%)
2003	4077 (+103%)	291 (-26,33%)	102 (-40,35%)

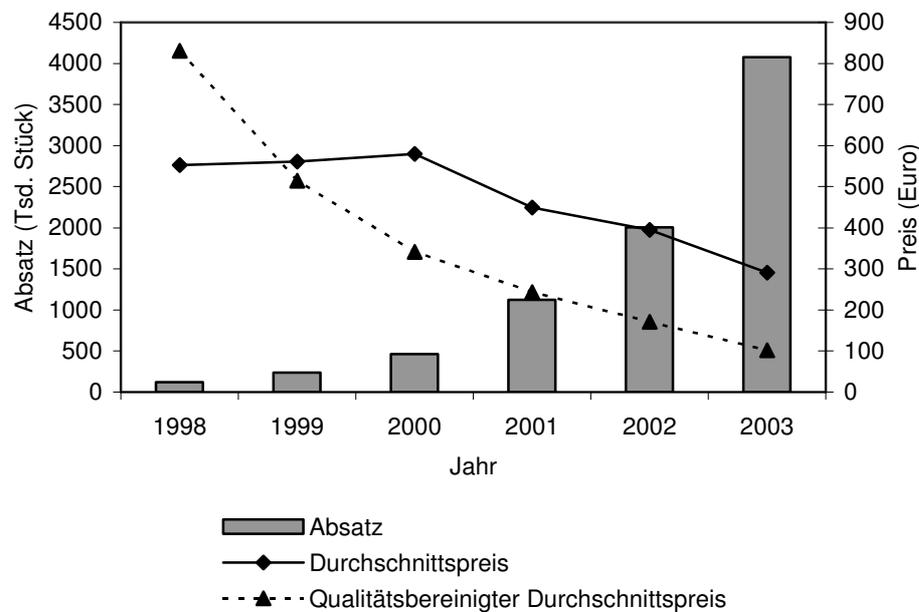
**Abbildung 4.3:** Absatz, Durchschnittspreis und qualitätsbereinigter Durchschnittspreis von Digitalkameras in Deutschland (Quellen: *GfK Marketing* und *gfu*)

Tabelle 4.5 deutet darauf hin, dass bereits im Betrachtungszeitraum Ersatz- und/oder Zusatzkäufe existieren. Ein verhältnismäßig kurzer Ersatzzyklus lässt sich durch schnelle Qualitätsverbesserungen und durch (im Vergleich zu größeren Gebrauchsgütern) relativ einfache Entsorgung bzw. Verstaubung alter Apparate erklären. Außerdem ist es durchaus möglich, dass Digitalkameras eher individuell als gemeinsam in einem Haushalt genutzt werden, so dass in einigen Haushalten mehrere Geräte vorhanden sind.

**Tabelle 4.5:** Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den Digitalkameramarkt

Zeitpunkt	Kumulierter Absatz [Tsd. Stück]	(Kumulierter Absatz) / (Anzahl privater Haushalte)	Zeitpunkt	Haushaltsausstattungsgrad (Quelle: TdW INTERMEDIA)
Ende 2000	823	2,16%	Mitte 2000	-
Ende 2001	1946	5,06%	Mitte 2001	3,9%
Ende 2002	3954	10,21%	Mitte 2002	4,8%
Ende 2003	8031	20,62%	Mitte 2003	8,1%

Da die Vielfalt der komplementären Produkte auf dem Digitalkameramarkt nicht in dem Maße wie DVDs oder CDs gefragt ist, ist die zweite Bedingung für die Existenz indirekter Netzwerkeffekte nicht erfüllt. Die sonstigen drei Bedingungen treffen hingegen zu. Folglich müssten Preiseffekte für komplementäre Produkte (u.a. Speicherkarten, Fotodrucker, Fotopapier und Patronen) vorhanden sein. Zudem sind Infrastruktureffekte bezüglich der Dienstleistungen für Digitalbilder von relevanter Bedeutung. Da Digitalkameras nicht miteinander verbunden werden, gibt es in diesem Sinne keine direkten Netzwerkeffekte. Die Nutzer können aber Informationsnetzwerke (z.B. im Web) bilden, in denen sie Erfahrungen und Tricks miteinander austauschen. Die Mundpropaganda müsste zur Aufklärung des Nutzens, besonders in der Übergangphase von „High-Tech-Spielzeug“ zum Ersatz für analoge Fotoapparate, eine wichtige Rolle spielen. Digitalkameras werden in der Öffentlichkeit (teils auch als Prestigeobjekt) sichtbar genutzt, was das Interesse der Nicht-Besitzer erwecken und sie zum Imitationskauf motivieren könnte. Aus den genannten Gründen wird die Anzahl der Nutzer als eine wichtige kausale Variable eingestuft.

Digitalkameras kosteten am Anfang verhältnismäßig viel, obwohl ihre Qualität zu Wünschen übrig ließ. Mit sinkendem Preis bei steigender Qualität wurden sie für eine breite Bevölkerungsschicht erschwinglich. Daraus lässt sich schließen, dass der qualitätsbereinigte Preis eine wichtige kausale Variable zur Erklärung des Absatzwachstums ist. Es kann angenommen werden, dass die Verbraucher durch die sichtbar steigende Qualität der Digitalkamera zum vorausschauenden Käuferverhalten veranlasst werden.

### 4.1.3 CD-Player-Markt

Die CD leitete den Übergang von der analogen zur digitalen Ära in der Unterhaltungselektronik ein. Als die CD mit dem dazugehörigen neuen Abspielgerät (CD-Player) im Jahr 1983 vorgestellt wurde, gab es heftige Kritik von Fachleuten<sup>62</sup>. Slogans wie „Musik ist nicht digital“ waren zu hören. Sie bemängelten die digitale Tonqualität. Die Geigen in Vivaldis „Vier Jahreszeiten“ klangen nach Ansicht der Schweizer Fachzeitschrift *Electronic Sound* „extrem spitz, grell und wie aus der Tiefkühltruhe“. Die *Zeit* urteilte über

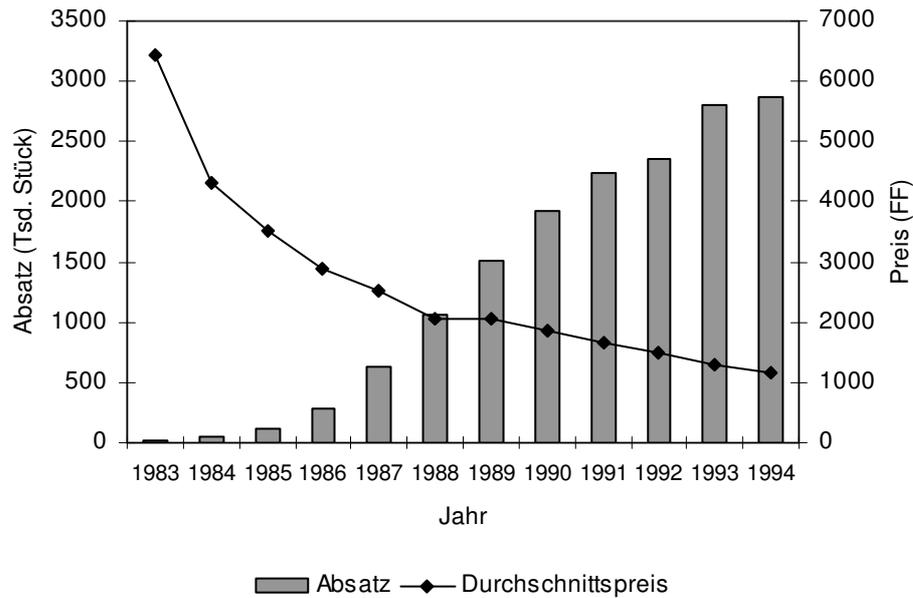
<sup>62</sup> Vgl. hierzu [http://www.hifiaktiv.at/diverses/die\\_hifi\\_geschichte.htm](http://www.hifiaktiv.at/diverses/die_hifi_geschichte.htm) (Zugriff am 14.06.2005) und [http://www.gfu.de/pages/news/news\\_021111.html](http://www.gfu.de/pages/news/news_021111.html) (Zugriff am 14.06.2005).

Opernarien auf CD: „*Seltsam verhärtet und steril, ohne jeden belcantistischen Charme*“. Trotz der anfänglichen Kritik setzte sich die CD als Tonträger durch. Nach Angaben von *Eurostat* lag der Anteil der CD im französischen Tonträgermarkt (einschließlich Langspielplatte, Single und Kassette) im Jahr 1985 noch bei 2%. 1990 wurde der CD zum ersten Mal der größte Marktanteil von 41,7% unter allen verkauften Tonträgern zuteil. Schließlich stieg der Anteil der CD 1994 auf 67,9% an.

Der französische CD-Markt wird zu empirischen Untersuchungen herangezogen, da die Verwendung von Daten im (west-)deutschen CD-Markt wegen der Wiedervereinigung im Jahr 1990 problematisch ist. Die jährlichen Absatzzahlen und der Durchschnittspreis des CD-Players wurden der Arbeit von *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001) entnommen. Die ursprünglich von der *GfK panel company* stammenden Daten erfassen das Einführungsjahr 1983 bis einschließlich das Jahr 1994. Die deskriptive Statistik wird in Tabelle 4.6 und Abbildung 4.4 wiedergegeben. Der Absatz steigt zwar im gesamten Betrachtungszeitraum, eine deutliche Verlangsamung des Marktwachstums ist jedoch erkennbar. Der Durchschnittspreis fällt durchgehend, wobei der Preisfall von 1988 zu 1989 nur geringfügig ist.

**Tabelle 4.6:** Absatz und Durchschnittspreis von CD-Player in Frankreich (Quelle: *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001); ursprüngliche Quelle: *GfK Marketing*)

Jahr	Absatz [Tsd. Stück]	(Prozentuale Veränderungen)	Durchschnittspreis [FF]	(Prozentuale Veränderungen)
1983	19		6442	
1984	47	(+147%)	4309	(-33,11%)
1985	109	(+132%)	3507	(-18,61%)
1986	281	(+158%)	2892	(-17,54%)
1987	632	(+125%)	2510	(-13,21%)
1988	1063	(+68%)	2066	(-17,69%)
1989	1514	(+42%)	2045	(-1,02%)
1990	1932	(+28%)	1856	(-9,24%)
1991	2232	(+16%)	1657	(-10,72%)
1992	2352	(+5%)	1503	(-9,29%)
1993	2800	(+19%)	1297	(-13,71%)
1994	2872	(+3%)	1171	(-9,71%)



**Abbildung 4.4:** Absatz und Durchschnittspreis von CD-Player in Frankreich (Quelle: *Le Nagard-Assayag, Manceau (2001)*; ursprüngliche Quelle: *GfK Marketing*)

Tabelle 4.7 weist darauf hin, dass im französischen CD-Markt spätestens seit 1994 Ersatzkäufe vorkommen.

**Tabelle 4.7:** Vergleich des kumulierten Absatzes pro Haushalt mit dem Haushaltsausstattungsgrad für den CD-Player-Markt

Zeitpunkt	Kumulierter Absatz [Tsd. Stück]	(Kumulierter Absatz) / (Anzahl privater Haushalte)	Zeitpunkt	Haushaltsausstattungsgrad (Quelle: Eurostat)
Ende 1994	15853	68,93%	Mitte 1994	57%

Analog zum DVD-Player-Markt erfüllt der CD-Player-Markt die vier Bedingungen für die Existenz indirekter Netzwerkeffekte: Der Großteil der Herstellungskosten für CDs sind Fixkosten; die Verbraucher schätzen eine große Auswahl für Musik-CDs; es gibt keine Eintrittsbarriere für die CD-Produktion; nur knapp über die Hälfte aller privaten französischen Haushalte sind im Jahr 1994 mit einem CD-Player ausgestattet. Direkte Netzwerkeffekte sind nicht vorhanden, da CD-Player nicht in einem physikalischen Netzwerk genutzt werden. Auch der Verleih von CDs unter Bekannten müsste eher begrenzt sein. Die Mundpropagandakommunikation der Besitzer zu den potenziellen Adoptern könnte hingegen zur Ausbreitung des CD-Players maßgeblich beigetragen haben, da es am Anfang wegen negativer Produktbeurteilungen durch Fachleute erhebliche Zweifel an der Klangqualität gab.

Der CD-Player war kurz nach Markteinführung ziemlich teuer. Der sinkende Preis in den nachfolgenden Jahren erleichterte sicherlich den Massenmarkt-Verbrauchern die Anschaffung

eines CD-Players. Der Preisverfall des CD-Players ist allerdings im Vergleich zum DVD-Player und zur Digitalkamera langsam, was keinen Anreiz zum vorausschauenden Käuferverhalten gegeben haben dürfte.

## 4.2 Modellkalibrierung

### 4.2.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

Beim DVD-Player/-Rekorder handelt es sich um eine technologische Substitution. Fachleute sind sich darin einig, dass er langfristig den Videorekorder ersetzen wird (Quelle: *gfu*). Folglich ist anzunehmen, dass das Marktpotential für den DVD-Player/-Rekorder annähernd so groß ist wie das Marktpotential für den Videorekorder. Auf dem westeuropäischen Videorekordermarkt zeichnete sich bereits im Laufe der 90er Jahre eine Sättigung ab, und so blieb der Ausstattungsgrad seit 1995 im Wesentlichen unverändert (Quelle: *Eurostat* und *TdW Intermedia*). Der Haushaltsausstattungsgrad für den Videorekorder beträgt in Deutschland 2003 76% (Quelle: *TdW Intermedia*). Diese Zahl kann als Sättigungsgrenze für den DVD-Player/-Rekorder betrachtet werden. Nach Angaben des Statistischen Bundesamtes gibt es 2003 38,944 Mio. private Haushalte in Deutschland. Das Marktpotential für den DVD-Player/-Rekorders im deutschen Markt errechnet sich wie folgt:

$$M = \rho B = 0,76 \times 38944000 = 29597000$$

Wie in Unterabschnitt 4.1.1 diskutiert, sind Ersatzkäufe beim DVD-Player/-Rekorder im Betrachtungszeitraum noch ignorierbar, so dass die Modellvariante ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen (Gleichung 3.21) angewendet werden kann. Der Diskontfaktor wird zunächst auf 0,6 festgelegt. Bei dieser Festlegung findet eine Orientierung an den aus der Literatur bekannten Referenzwerten statt. *Melnikov* (2000) errechnet für den US-Druckermarkt anhand von monatlichen Daten einen Diskontfaktor von 0,9366 (bezogen auf jährliche Daten entspricht dieser Wert 0,46). Andere Autoren<sup>63</sup> fixierten bei Verwendung von monatlichen Daten den Diskontfaktor auf 0,95 bzw. 0,99 (bezogen auf jährliche Daten ist sie 0,54 bzw. 0,89). Die Sensibilität bezüglich des gewählten Diskontfaktors wird anschließend untersucht. Zum Gegenstand der Untersuchung gehören auch die myopische Variante<sup>64</sup>, die Verwendung des Logarithmus anstelle der natürlichen Zahl für die Preisvariable sowie die Verwendung des quadratischen Logarithmus  $(\ln N)^2$  anstelle des einfachen Logarithmus für die Nutzerzahl. Alle Modellspezifikationen werden mit Hilfe der nichtlinearen KQ-Methode

<sup>63</sup> Der Diskontfaktor 0,9 wird von *Song, Chintagunta* (2003) für den US-Digitalkameramarkt sowie von *Prince* (2004) für den US-PC-Markt verwendet, während der Diskontfaktor 0,99 von *Karaca-Mandic* (2004) für den US-amerikanischen DVD-Player-Markt sowie von *Erdem, Keane, Strebel* (2003) für den US-PC-Markt gewählt wird.

<sup>64</sup> Da die Gleichung (3.22) zu einem nicht-signifikanten Interzept  $\beta_0$  führt, wird bei empirischer Modellierung wie in der Arbeit von *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001)  $\beta_0$  als 0 festgelegt.

kalibriert. Als praktisches Hilfsmittel wird die Software NLREG<sup>65</sup> benutzt, deren Algorithmus im Wesentlichen eine Kombination der Gauss-Newton- und der Levenberg-Marquardt-Methode ist. Die Ergebnisse der Kalibrierung sind in Tabelle 4.8 wiedergegeben, wobei  $R^2$  das Bestimmtheitsmaß und  $R_A^2$  das korrigierte Bestimmtheitsmaß ist.

**Tabelle 4.8:** Ergebnisse der Parameterschätzungen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (Deutschland, 1998 - 2003)

Modellvariante <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard-abweichung	F-Wert (Prob (F))	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ )	$\beta_0 = -1,8668^{**}$	0,2453	7325,76 (0,00001)	99,98	99,97
	$\beta_1 = 0,2116^{**}$	0,0236			
	$\beta_2 = -0,0147^{**}$	0,0006			
Spezifikation M - Myopisch	$\beta_1 = 0,0435^{**}$	0,0059	2865,72 (0,00001)	99,86	99,83
	$\beta_2 = -0,0117^{**}$	0,0003			
Spezifikation V-L - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Log-Funktion von Preis	$\beta_0 = 3,9276$	2,9487	257,76 (0,00044)	99,42	99,04
	$\beta_1 = 0,2858$	0,1213			
	$\beta_2 = -3,4968^*$	0,9167			
Spezifikation M-L - Myopisch - Log-Funktion von Preis	$\beta_1 = 0,4252^{**}$	0,0560	165,07 (0,00021)	97,63	97,04
	$\beta_2 = -0,9883^{**}$	0,0937			
Spezifikation V-Q - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Quadratische Log-Funktion von Nutzerzahl	$\beta_0 = -0,8729^*$	0,1908	3832,72 (0,00001)	99,96	99,93
	$\beta_1 = 0,0119^{**}$	0,0019			
	$\beta_2 = -0,0154^{**}$	0,0008			
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,5$ )	$\beta_0 = -1,3906^{**}$	0,1952	13357,67 (0,00001)	99,99	99,98
	$\beta_1 = 0,1679^{**}$	0,0187			
	$\beta_2 = -0,0143^{**}$	0,0005			
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,7$ )	$\beta_0 = -2,3916^{**}$	0,3505	3040,32 (0,00001)	99,95	99,92
	$\beta_1 = 0,2600^{**}$	0,0340			
	$\beta_2 = -0,0151^{**}$	0,0010			

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modellvarianten ist Tabelle C.1 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

Die vorausschauende Variante kann das Käuferverhalten auf dem DVD-Player/-Rekorder-Markt besser als die myopische Variante beschreiben. Bei Spezifikation V sind alle Parameter signifikant und haben das korrekte Vorzeichen. Auch die Standardabweichung der zugehörigen Parameter ist niedrig. Das negative Interzept impliziert, dass die Adoptionsbarriere für den Durchschnittsverbraucher im Vergleich zum Grundnutzen des DVD-Players/-Rekorders groß ist. Die Anpassung des Modells variiert je nach dem gewählten Diskontfaktor nur minimal. Weder die Verwendung des Logarithmus für die Preisvariable noch die Verwendung des quadratischen Logarithmus für die Nutzerzahl verbessert die Anpassung.

<sup>65</sup> Vgl. [www.nlreg.com](http://www.nlreg.com), Zugriff am 25.09.2004.

Tabelle 4.9 vergleicht den von Spezifikation V berechneten Absatz mit dem tatsächlichen Absatz. Die prozentuelle Abweichung ist lediglich in der ersten Periode hoch. Das Modell beschreibt die Absatzentwicklung des DVD-Players/-Rekorders sehr gut.

**Tabelle 4.9:** Tatsächlicher und berechneter Absatz von DVD-Player/-Rekordern

Jahr	Tatsächlicher Absatz [Tsd. Stück]	Berechneter Absatz (Spezifikation V) [Tsd. Stück]	Abweichung [Tsd. Stück]	Prozentuale Abweichung [%]
1998	40	9	-31	-78,41
1999	200	165	-35	-17,49
2000	700	761	61	8,75
2001	1570	1548	-27	-1,70
2002	4958	4948	-10	-0,20
2003	6017	6026	9	0,15

## 4.2.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt

Am Anfang wurde die Digitalkamera als Ergänzung zur konventionellen Kamera angesehen. Nach heutiger Sicht handelt es sich jedoch um eine technologische Substitution. Die Digitalkamera wird langfristig den analogen Fotoapparat weitgehend ersetzen, wie es mit der Farb- und Schwarzweißfotografie geschehen ist. Folglich kann angenommen werden, dass das Marktpotential für die Digitalkamera dem für die konventionelle Kamera entspricht. Nach Angaben des Photoindustrie-Verbandes existieren in den deutschen privaten Haushalten im Jahr 2001 ca. 30 Mio. aktiv eingesetzte Fotoapparate. Diese Zahl wird als Marktpotential für die Digitalkameras interpretiert.

Wie in Unterabschnitt 4.1.2 erwähnt, ist der Anteil der Ersatzkäufe gegen Ende des Betrachtungszeitraums nicht ignorierbar, so dass eigentlich die Modellvariante mit Ersatzkäufen angewendet werden sollte. Dies ist leider wegen der fehlenden Daten in den ersten Jahren (von 1995 bis 1997) nicht möglich. Ersatzkäufe werden nämlich als eine Funktion von der in den vorangegangenen Perioden abgesetzten Menge modelliert<sup>66</sup>. Aus diesem Grund wird die Variante ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen eingesetzt. Der Diskontfaktor wird wie beim DVD-Player/-Rekorder zunächst auf 0,6 festgelegt. Die Ergebnisse der Parameterschätzungen sind in Tabelle 4.10 zu finden.

<sup>66</sup> Man könnte den Absatz in den ersten Jahren komplett ignorieren und so tun, als wäre die Digitalkamera erst 1998 eingeführt worden. In diesem Fall wäre aber die Anzahl der Beobachtungen für stabile Parameterschätzungen nicht ausreichend, da bei Anwendung der Modellvariante mit Ersatzkäufen ein zusätzlicher Parameter (Formparameter der Überlebensfunktion) geschätzt werden muss.

**Tabelle 4.10:** Ergebnisse der Parameterschätzungen für den Digitalkameramarkt (Deutschland, 1998 - 2003)

Modellvariante <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	F-Wert (Prob (F))	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ )	$\beta_0 = -6,8075$	6,7459	394,56 (0,00023)	99,62	99,37
	$\beta_1 = 0,3869$	0,4141			
	$\beta_2 = -0,0122$	0,0072			
Spezifikation M - Myopisch	$\beta_1 = -0,0339^{**}$	0,0071	460,68 (0,00003)	99,14	98,92
	$\beta_2 = -0,0116^{**}$	0,0008			
Spezifikation V-L - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Log-Funktion von Preis	$\beta_0 = -10,2486^*$	1,8560	1719,32 (0,00003)	99,91	99,85
	$\beta_1 = 0,7585^{**}$	0,0783			
	$\beta_2 = -1,4018^*$	0,3257			
Spezifikation M-L - Myopisch - Log-Funktion von Preis	$\beta_1 = 0,2938^{**}$	0,0095	3195,37 (0,00001)	99,87	99,84
	$\beta_2 = -1,3284^{**}$	0,0294			
Spezifikation V-L-Q - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Log-Funktion von Preis - Quadratische Log- Funktion von Nutzerzahl	$\beta_0 = -5,6348^*$	1,4017	1676,27 (0,00003)	99,91	99,85
	$\beta_1 = 0,0281^{**}$	0,0029			
	$\beta_2 = -1,1969^*$	0,3500			
Spezifikation V-L - Vorausschauend ( $\delta = 0,5$ ) - Log-Funktion von Preis	$\beta_0 = -8,5846^*$	2,2480	1696,47 (0,00003)	99,91	99,85
	$\beta_1 = 0,6825^{**}$	0,0956			
	$\beta_2 = -1,3708^*$	0,3206			
Spezifikation V-L - Vorausschauend ( $\delta = 0,7$ ) - Log-Funktion von Preis	$\beta_0 = -12,0161^{**}$	1,4653	1708,68 (0,00003)	99,91	99,85
	$\beta_1 = 0,8391^{**}$	0,0614			
	$\beta_2 = -1,4285^*$	0,3333			

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modellvarianten ist Tabelle C.1 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

Auch auf dem Digitalkameramarkt wird das Käuferverhalten durch die vorausschauende Variante besser als die myopische Variante abgebildet. Die Verwendung des Logarithmus für die Preisvariable erhöht die Anpassung signifikant. Dies bedeutet, dass der Nutzen der Digitalkamera besonders in den ersten Jahren mit sinkendem Preis pro Qualitätseinheit überproportional steigt. Bei Spezifikation V-L sind alle Parameter signifikant und haben das korrekte Vorzeichen. Die Standardabweichung der zugehörigen Parameter ist relativ klein. Durch die Verwendung des quadratischen Logarithmus für die Nutzerzahl wird die Anpassung des Modells nicht verbessert. Hinsichtlich des gewählten Diskontfaktors gibt es keine Unterschiede in der Anpassung.

Wie Tabelle 4.11 verdeutlicht, wird der Absatzverlauf auf dem Digitalkameramarkt durch das Modell durchgehend gut abgebildet. Die prozentuale Abweichung ist nur in der ersten Periode groß.

**Tabelle 4.11:** Tatsächlicher und berechneter Absatz von Digitalkameras

Jahr	Tatsächlicher Absatz [ Tsd. Stück]	Berechneter Absatz (Spezifikation V-L) [Tsd. Stück]	Abweichung [Tsd. Stück]	Prozentuale Abweichung [%]
1998	120	63	-57	-47,77
1999	238	212	-27	-11,15
2000	464	533	69	14,89
2001	1123	1089	-34	-3,06
2002	2008	2013	4	0,21
2003	4077	4077	0	0,01

### 4.2.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt

Der CD-Player kann als eine technologische Substitution für den Kassettenrekorder betrachtet werden. Die Daten über den Ausstattungsgrad für den Kassettenrekorder in Frankreich waren leider nicht verfügbar (der Ausstattungsgrad für den Kassettenrekorder in Deutschland ist nach Angaben der *TdW Intermedia* 1991 ca. 85%). Da der CD-Player bereits Ende der 90er Jahre weitgehend ihre Sättigungsgrenze erreicht hat, ist die Schätzung des Marktpotentials ohnehin von historischem Interesse. Der Haushaltsausstattungsgrad für den CD-Player in Frankreich beträgt im Jahr 2002 85%. Die Anzahl der privaten Haushalte in Frankreich beläuft sich nach Angaben von *Eurostat* im selben Jahr auf 24,7 Mio.. Das Marktpotential für den CD-Player wird daher auf 20 Mio. festgelegt<sup>67</sup>.

Da Ersatzkäufe in den letzten Perioden des Betrachtungszeitraums nicht mehr ignorierbar sind, wird die Modellvariante ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen auf den Datenausschnitt von 1984 bis 1991 angewendet. Die Ergebnisse der Parameterschätzungen werden in Tabelle 4.12 wiedergegeben.

<sup>67</sup> Das Marktpotential für CD-Player wird auch in der Arbeit von *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001) auf 20 Mio. geschätzt.

**Tabelle 4.12:** Ergebnisse der Parameterschätzungen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1991)

Modellvariante <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	F-Wert (Prob (F))	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ )	$\beta_0 = -7,3838^{**}$	0,3329	2393,30 (0,00001)	99,90	99,85
	$\beta_1 = 0,6749^{**}$	0,0268			
	$\beta_2 = -0,0002$	0,0002			
Spezifikation M - Myopisch	$\beta_1 = 0,1410^{**}$	0,0241	321,57 (0,00001)	98,17	97,86
	$\beta_2 = -0,0017^{**}$	0,0001			
Spezifikation V-L - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Log-Funktion von Preis	$\beta_0 = -6,6088^{**}$	1,3015	2143,38 (0,00001)	99,88	99,84
	$\beta_1 = 0,6827^{**}$	0,0268			
	$\beta_2 = -0,3241$	0,3641			
Spezifikation M-L - Myopisch - Log-Funktion von Preis	$\beta_1 = 0,5631^{**}$	0,0137	3724,29 (0,00001)	99,84	99,81
	$\beta_2 = -0,8823^{**}$	0,0146			
Spezifikation V-L-Q - Vorausschauend ( $\delta = 0,6$ ) - Quadratische Log- Funktion von Nutzerzahl	$\beta_0 = -4,3599^{**}$	0,4818	459,28 (0,00001)	99,46	99,24
	$\beta_1 = 0,0420^{**}$	0,0037			
	$\beta_2 = -0,0006$	0,0003			
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,5$ )	$\beta_0 = -7,2639^{**}$	0,3895	2513,72 (0,00001)	99,90	99,86
	$\beta_1 = 0,6662^{**}$	0,0304			
	$\beta_2 = -0,0002$	0,0002			
Spezifikation V - Vorausschauend ( $\delta = 0,7$ )	$\beta_0 = -7,4891^{**}$	0,2763	2290,92 (0,00001)	99,89	99,85
	$\beta_1 = 0,6826^{**}$	0,0233			
	$\beta_2 = -0,0002$	0,0002			

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modellvarianten ist Tabelle C.1 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

Der Preisparameter der vorausschauenden Modellvariante ist, anders als beim DVD-Player/-Rekorder und bei der Digitalkamera, nicht signifikant. Dementsprechend ist die Standardabweichung dieses Parameters groß. Dies lässt sich auch durch die Verwendung des Logarithmus für die Preisvariable oder durch einen anderen Diskontfaktor nicht ändern. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass die vorausschauende Variante, trotz des hohen Bestimmtheitsmaßes, das Käuferverhalten auf dem französischen CD-Player-Markt nicht korrekt abbildet. Vermutlich war der Preisverfall nicht rasant genug, um ein zukunftsorientiertes Käuferverhalten zu initiieren. Eventuell liegt es an der französischen Mentalität.

In der nachfolgenden Analyse unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen wird daher lediglich die myopische Modellvariante angewendet. Hierbei wird, folgend der Diskussion in Unterabschnitt 3.2.5, die Überlebensfunktion der Weibullverteilung gewählt. Alternativ wird auch die Überlebensfunktion der Lognormalverteilung verwendet. Der Formparameter der jeweiligen Verteilungen wird exogen geschätzt, wobei die von Bayus (1988) für den Farbfernseher geschätzten Werte übernommen werden. Die Ergebnisse der Parameterschätzungen für den Zeitraum von 1984 bis 1994 finden sich in Tabelle 4.13 wieder.

**Tabelle 4.13:** Ergebnisse der Parameterschätzungen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1994)

Modellvariante <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	F-Wert (Prob (F))	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)
Spezifikation M-L-WB - Myopisch - Log-Funktion von Preis - Weibullverteilung	$\beta_1 = 0,5210^{**}$	0,0258	1144,84 (0,00001)	99,65	99,56
	$\beta_2 = -0,8447^{**}$	0,0273			
	$\alpha = 5,5319^{**}$	0,5672			
	$\gamma = 2,5$	Exogen geschätzt			
Spezifikation M-L-LN - Myopisch - Log-Funktion von Preis - Lognormalverteilung	$\beta_1 = 0,5224^{**}$	0,0264	1145,61 (0,00001)	99,65	99,57
	$\beta_2 = -0,8458^{**}$	0,0278			
	$\alpha = 4,6003^{**}$	0,4966			
	$\gamma = 0,5$	Exogen geschätzt			

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modellvarianten ist Tabelle C.1 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

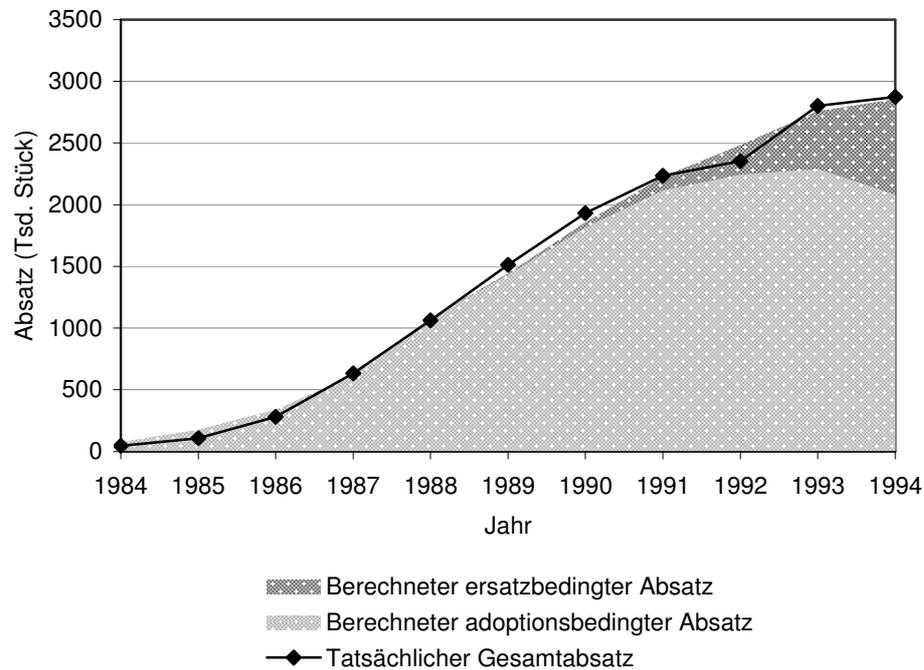
Alle Parameter sind signifikant und haben das korrekte Vorzeichen. Der Mittelwert der Weibull- bzw. der Lognormalverteilung beträgt 4,9 bzw. 5,2. Dies bedeutet implizit, dass der durchschnittliche CD-Player-Besitzer erst 5 Jahre nach dem letzten Kauf über einen Ersatzkauf nachdenkt. Ob die Weibull- oder die Lognormalverteilung angewendet wird, macht keine Unterschiede in der Anpassung des Modells. Der Grund hierfür ist darin zu vermuten, dass im Betrachtungszeitraum nur ein kleiner Anteil der Produktbesitzer Ersatzkäufe tätigt, und dass die beiden Überlebensfunktionen in der Anfangsphase einen ähnlichen Verlauf aufweisen. Wie Tabelle 4.14 verdeutlicht, wird die Absatzentwicklung des CD-Players mit Ausnahme der ersten Jahre durch das Modell sehr gut abgebildet.

**Tabelle 4.14:** Tatsächlicher und berechneter Absatz von CD-Player

Jahr	Tatsächlicher Absatz [Tsd. Stück]	Berechneter Absatz (Spezifikation M-L-WB) [Tsd. Stück]	Abweichung [Tsd. Stück]	Prozentuale Abweichung [%]
1984	47	79	32	67,36
1985	109	178	69	63,10
1986	281	343	62	22,06
1987	632	619	-13	-2,04
1988	1063	1084	21	2,02
1989	1514	1446	-68	-4,49
1990	1932	1861	-71	-3,70
1991	2232	2232	0	-0,02
1992	2352	2487	135	5,74
1993	2800	2761	-39	-1,41
1994	2872	2858	-14	-0,50

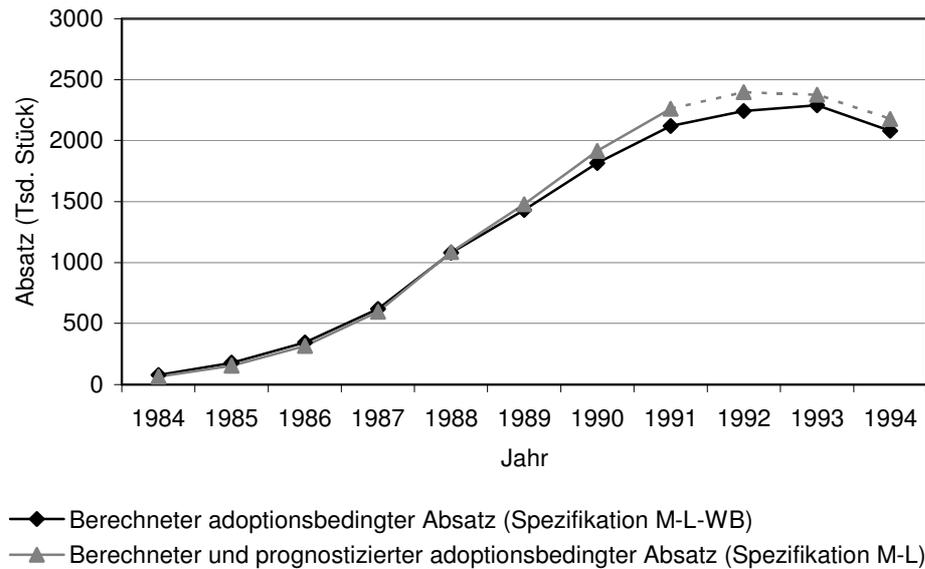
Beim vorgeschlagenen Modell ist die Trennung des adoptionsbedingten Absatzes vom ersatzbedingten Absatz nicht ohne Weiteres möglich. Der adoptionsbedingte Absatz  $n_t$  kann aber anhand des Modells ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen iterativ berechnet werden, wobei die geschätzten Werte für  $\beta_1$  und  $\beta_2$  in Tabelle 4.13 verwendet werden. In Abbildung

4.5 wird neben dem tatsächlichen Gesamtabsatz der durch Spezifikation M-L-WB berechnete adoptions- bzw. ersatzbedingte Absatz grafisch dargestellt.



**Abbildung 4.5:** Dekomposition des berechneten Gesamtabsatzes in adoptions- und ersatzbedingte Komponenten für den CD-Player-Markt

Das Modell zeigt, dass der Anteil der Ersatzkäufe ab 1992 signifikant wird. Wegen fehlender Daten über den adoptionsbedingten Absatz kann nicht empirisch validiert werden, ob das Modell die beiden Komponenten Adoptions- und Ersatzkäufe korrekt abbildet. Einen Anhaltspunkt in dieser Hinsicht liefert der Haushaltsausstattungsgrad für den CD-Player in Frankreich Mitte 1995, der nach Angaben von *Eurostat* 57% beträgt. Dividiert man die vom Modell berechnete, kumulierte Zahl der Adoptionskäufe bis Ende 1994 durch die Anzahl der privaten Haushalte, so kann ein berechneter Ausstattungsgrad von 62% ermittelt werden. Die Abweichung der beiden Zahlen liegt im Toleranzbereich. Zur weiteren Validierung wird der von der Spezifikation M-L-WB berechnete, adoptionsbedingte Absatz mit dem Absatz verglichen, der durch die Spezifikation M-L ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen berechnet bzw. prognostiziert wurde (vgl. Tabelle 4.12). Wie in Abbildung 4.6 zu sehen ist, sind die beiden Kurven weitgehend identisch und erreichen zwischen 1992 und 1993 den höchsten Punkt.



**Abbildung 4.6:** Adoptionsbedingte Absatzkomponente für den CD-Player-Markt

### 4.3 Vergleich mit Benchmark-Modellen

Das vorgeschlagene Modell wird in Bezug auf die Anpassungs- und Prognosequalität mit Benchmark-Modellen in der Literatur verglichen. In den Fällen, in denen Ersatzkäufe nicht berücksichtigt werden, ist der Vergleich unter anderem mit Diffusionsmodellen von Interesse. Hierzu werden außer dem Bass-Modell auch die Gompertz-Kurve, das NUI-Modell von *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983) und das PH-Modell von *Jain* (1992) herangezogen. Das Bass-Modell, dessen Merkmal eine symmetrische Diffusionskurve ist, gilt nach wie vor als Benchmark. Die Gompertz-Kurve, die durch eine linkssteile Diffusionskurve gekennzeichnet ist, wird in die Untersuchung aufgenommen, da sie in der Studie von *Rao* (1985) in Hinsicht auf die Prognosegenauigkeit erheblich besser als das Bass-Modell abschneidet. Das NUI-Modell, das eine flexible Diffusionskurve ermöglicht, ist in einigen Studien sowohl hinsichtlich der Anpassung wie auch hinsichtlich der Prognose dem Bass-Modell überlegen (vgl. Anhang A). Das PH-Modell von *Jain* (1992), das die Hazard-Funktion des Bass-Modells als Basis-Hazard beinhaltet, wird als Repräsentant der Diffusionsmodelle mit Marketingvariablen gewählt. In der Studie von *Bass, Jain, Krishnan* (2000) wird nämlich gezeigt, dass dieses PH-Modell genauere Prognosen als das GB-Modell ermöglicht, das seinerseits dem originalen Bass-Modell in der Studie von *Bass, Krishnan, Jain* (1994) überlegen ist. Zusätzlich zu den Diffusionsmodellen wird das multiplikative Regressionsmodell von *Golder, Tellis* (1998) zum Benchmarking herangezogen, da die Autoren von einer im Vergleich zu Diffusionsmodellen guten Prognoseleistung ihres Modells berichten.

Bei Berücksichtigung von Ersatzkäufen dienen eine Erweiterung des Bass-Modells und das Regressionsmodell von *Golder, Tellis* (1998) als Benchmarks. Da ein Diffusionsmodell per Definition nur den adoptionsbedingten Absatz abbilden kann, wird eine zusätzliche Modellkomponente zur Erfassung von Ersatzkäufen benötigt (vgl. Unterabschnitt 2.5.3.3). In dem Regressionsmodell von *Golder, Tellis* (1998), in dem die zu erklärende Variable der Gesamtabsatz ist, wird hingegen zwischen Adoptions- und Ersatzkäufen nicht unterschieden. Dieses Modell ist daher nach Angaben seiner Entwickler auch in der Präsenz von Ersatzkäufen anwendbar.

Bei der Spezifizierung und Kalibrierung wird darauf Wert gelegt, möglichst günstige Bedingungen für die Benchmark-Modelle zu schaffen. Für alle Diffusionsmodelle wird, wie in der Diffusionsliteratur empfohlen (z.B. *Parker* (1994)), das exogen geschätzte Marktpotential genutzt. Bei Kalibrierung des Bass-Modells und der Gompertz-Kurve wird die nichtlineare KQ-Methode jeweils auf die geschlossene Lösung angewendet, da diese Vorgehensweise als am zuverlässigsten gilt (vgl. *Putsis, Srinivasan* (2000)). Das NUI-Modell verfügt aber über keine geschlossene Lösung, so dass die nichtlineare KQ-Methode auf den diskreten Analog dieses Modells angewendet werden muss. Für das PH-Modell wird eine von der ursprünglichen Spezifikation von *Jain* (1992) abweichende Variante verwendet. Der Grund hierfür ist, dass die Spezifikation von *Jain* (1992) im vorliegenden Fall oft zu instabilen Parameterschätzungen (d.h. unplausible Parameterwerte und/oder falsches Vorzeichen) geführt hat. Als Marketingvariable wird der (qualitätsbereinigte) Durchschnittspreis in das Modell aufgenommen. Das PH-Modell wird ebenfalls mit Hilfe der nichtlinearen KQ-Methode kalibriert.

*Golder, Tellis* (1998) schlagen für ihr Regressionsmodell als erklärende Variablen neben dem Preis und dem Absatz der Vorperiode zwei ökonomische Variablen vor. Die Einbeziehung der ökonomischen Variablen hat jedoch im vorliegenden Fall, wegen der relativ kurzen Datenreihen und geringfügiger Veränderungen im Kalibrierungszeitraum, Parameterschätzungen nur instabil gemacht. Aus diesem Grunde werden die ökonomischen Variablen außer Acht gelassen. Zur Kalibrierung dieses multiplikativen Regressionsmodells wird, wie in der Arbeit von *Golder, Tellis* (1998), nach der Linearisierung des Modells die Ridge-Regression<sup>68</sup> eingesetzt. Hierbei wird der optimale Wert der Bias-Konstante  $d$  mit Hilfe des Algorithmus von *Hoerl, Kennard* (1976) ermittelt. Bei der Kalibrierung des Bass-Modells mit Ersatzkäufen wird ähnlich wie im Beitrag von *Kamakura, Balasubramanian* (1987) verfahren. Der Formparameter wird exogen bestimmt (hierfür werden dieselben Parameterwerte wie beim eigenen Modell genutzt), und die restlichen Parameter werden mit Hilfe der nichtlinearen KQ-Methode geschätzt. Zur Modellierung von Ersatzkäufen wird wie im Fall des eigenen Modells die Weibull- bzw. Lognormalverteilung herangezogen. Die genaue Spezifikation der oben genannten Benchmark-Modelle ist Anhang C zu entnehmen.

---

<sup>68</sup> Zur Implementierung der Ridge-Regression wurde die statistische Software NCSS genutzt (vgl. [www.ncss.com](http://www.ncss.com), Zugriff am 16.09.2004).

### 4.3.1 Anpassungsqualität

Zunächst wird untersucht, ob die Benchmark-Modelle überhaupt in der Lage sind, die gegebenen Daten zu beschreiben. Zwar ist eine gute Anpassung eines Modells keine Garantie für eine gute Prognosequalität. Man kann aber keine herausragende Prognoseleistung von einem Modell erwarten, das die beobachteten Daten schlecht abbildet. Die Anpassungsqualität der Modelle wird anhand des Bestimmtheitsmaßes ( $R^2$ ) und korrigierten Bestimmtheitsmaßes ( $R_A^2$ ), ebenso wie auf Basis von mittleren quadratischen Fehlern (MSE) und mittleren absoluten prozentualen Fehlern (MAPE) gemessen.  $R^2$  gibt den Anteil der durch das Modell erklärten Varianz an der Gesamtvarianz an.  $R_A^2$  ist das unter Berücksichtigung der Anzahl der Parameter und der Anzahl der Datenpunkte statistisch korrigierte Bestimmtheitsmaß.  $R_A^2$  kann kleiner werden, besonders wenn die Anzahl der Parameter in Relation zur Anzahl der Beobachtungen groß ist. Das korrigierte Bestimmtheitsmaß ist nützlich, um Modelle mit unterschiedlicher Anzahl von Parametern miteinander zu vergleichen. MSE ist der Mittelwert der quadratischen Residuen, während MAPE der Mittelwert der prozentualen Abstände zwischen dem vom Modell berechneten Absatz und dem tatsächlichen Absatz ist.

#### 4.3.1.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

Die Anpassungsqualität der Modelle wird im Zeitraum von 1998 bis 2003 verglichen<sup>69</sup>. Tabelle 4.15 gibt die Ergebnisse der Parameterschätzungen für die Benchmark-Modelle wieder. Zur besseren Vergleichbarkeit werden auch die Ergebnisse der vorgeschlagenen Modelle aus Tabelle 4.8 kopiert.

Mit Ausnahme des externen Koeffizienten ( $p$ ) des NUI-Modells erhalten alle geschätzten Parameter das korrekte Vorzeichen und liegen im plausiblen Bereich. Alle Benchmark-Modelle beschreiben relativ gut die Absatzentwicklung auf diesem Markt, was durch ein hohes Bestimmtheitsmaß von über 95% verdeutlicht wird. Die überragende Anpassungsqualität des vorgeschlagenen Modells (Spezifikation V) wird anhand der vier Kriterien bestätigt und zusätzlich durch Abbildung 4.7 veranschaulicht.

---

<sup>69</sup> Wegen des zunehmenden Marktanteils des DVD-Rekorders wird das Jahr 2004 herausgenommen. Anderenfalls wäre zum korrekten Vergleich der Anpassung ein qualitätsbereinigter Preis erforderlich.

**Tabelle 4.15:** Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (Deutschland, 1998 - 2003)

Modell <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)	MSE (x 10 <sup>6</sup> )	MAPD (%)
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation V)	$\beta_0 = -1,8668^{**}$	0,2453	99,98	99,97	1142	17,78
	$\beta_1 = 0,2116^{**}$	0,0236				
	$\beta_2 = -0,0147^{**}$	0,0006				
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation M)	$\beta_1 = 0,0435^{**}$	0,0059	99,86	99,83	7775	26,79
	$\beta_2 = -0,0117^{**}$	0,0003				
Bass-Modell <sup>c</sup>	$p = 0,0012$	0,0006	96,75	95,94	181081	74,65
	$q = 0,9434^{**}$	0,0816				
Gompertz-Kurve <sup>c</sup>	$\alpha = -3,8315^{**}$	0,1736	98,73	98,41	71098	47,51
	$q = 0,5764^{**}$	0,0260				
NUI-Modell	$p = -0,0096$	0,0224	95,21	92,02	267226	114,73
	$q = 0,6541^*$	0,1608				
	$\theta = 0,5776^*$	0,1589				
PH-Modell	$p = 0,0058$	0,0034	99,67	99,46	18150	32,82
	$q = 1,1579$	0,3910				
	$\beta = -0,0074$	0,0026				
Regressionsmodell ( $d = 0,0796$ ) <sup>d</sup>	$\beta_0 = 11,1960^*$	2,6320	94,78	91,30	882966	19,65
	$\beta_1 = 0,3905^*$	0,1127				
	$\beta_2 = -1,1670$	0,4379				

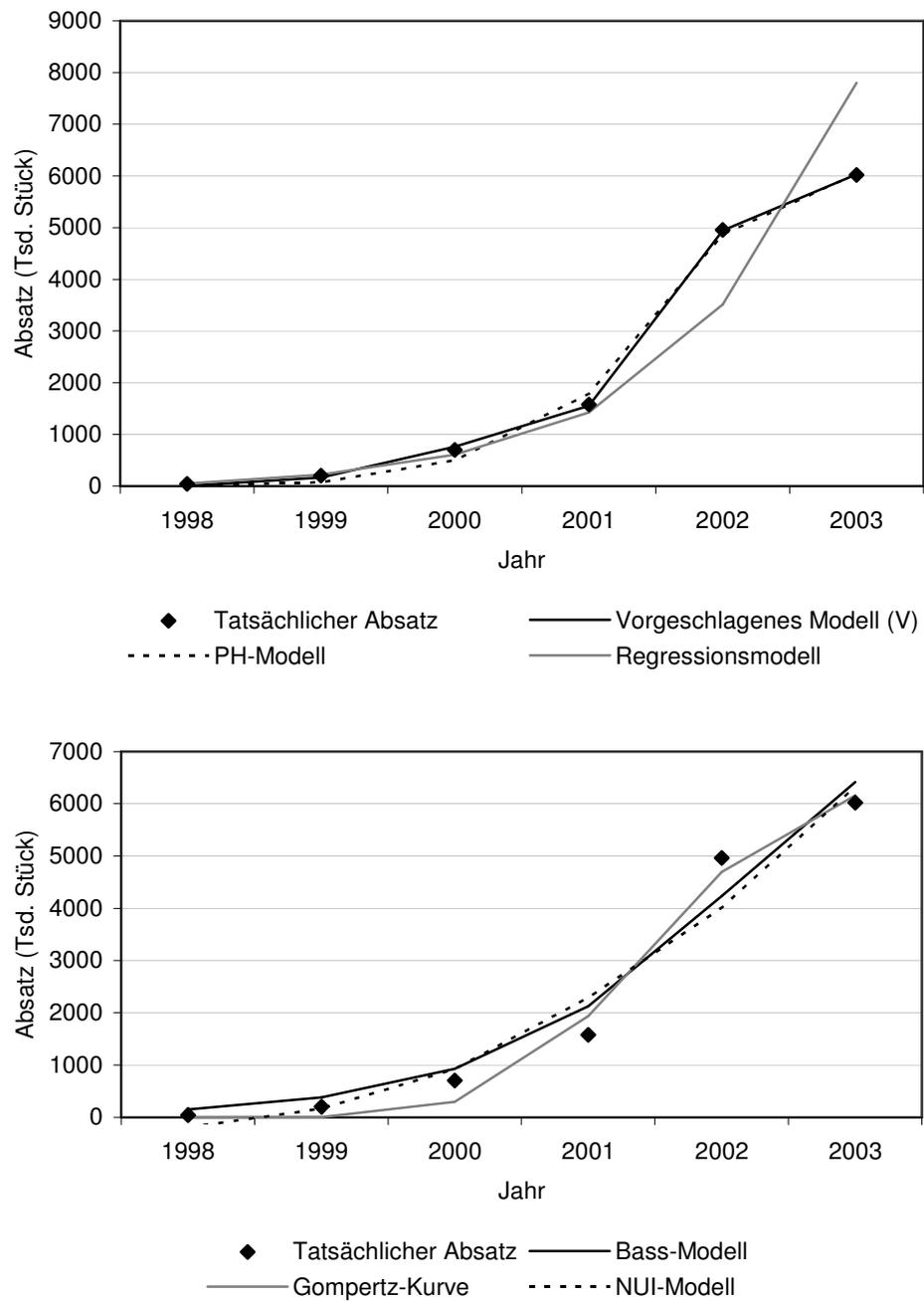
<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

<sup>c</sup> Bei der Kalibrierung wird das Einführungsjahr ( $t = 1$ ) auf 1997 festgelegt.

<sup>d</sup> Bias-Konstante der Ridge-Regression

Das Bass-Modell ist nicht in der Lage, die abnehmende Diffusionsgeschwindigkeit von 2002 zu 2003 abzubilden. Wird das Marktpotential modellendogen geschätzt, so kann das Bass-Modell die tatsächliche Absatzkurve besser nachzeichnen (das Bestimmtheitsmaß verbessert sich auf 99,65%). In dem Fall liegt aber das modellendogen geschätzte Marktpotential mit  $M = 17099000$  außerhalb des plausiblen Bereichs. Dies deutet darauf hin, dass die tatsächliche Diffusionskurve des DVD-Players/-Rekorders nicht symmetrisch ist. Anhand des geschätzten Formparameters ( $\theta = 0,6$ ) beim NUI-Modell kann festgestellt werden, dass die Absatzkurve in der Tat linkssteil ist. Hierdurch erklärt sich auch die sehr gute Anpassung der Gompertz-Kurve. Das PH-Modell weist ebenfalls eine sehr gute Anpassung auf und kann die nachlassende Diffusionsrate in den letzten beiden Jahren korrekt beschreiben. Durch die Einbeziehung der Preisvariable in das PH-Modell wird die eigentlich symmetrische Kurve des Bass-Modells an die asymmetrische Absatzkurve angepasst. Das Regressionsmodell zeigt die schlechteste Anpassung. Ein Grund hierfür ist, dass die Kalibrierung dieses Modells auf einer logarithmischen Skala geschieht. Obgleich diese Linearisierungsprozedur für die Anwendung der Ridge-Regression erforderlich ist, ist die Verwendung der logarithmischen Skala in Fällen, in denen die abhängige Variable dynamisch wächst, ungünstig. Das zweite Problem ist die Verwendung des Vorperiode-Absatzes als eine erklärende Variable. Hierdurch neigt das Modell dazu, einen Absatzverlauf mit Verzögerung von einer Periode abzubilden.



**Abbildung 4.7:** Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

### 4.3.1.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt

Die Ergebnisse der Parameterschätzungen auf dem Digitalkameramarkt werden in Tabelle 4.16 wiedergegeben.

**Tabelle 4.16:** Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den Digitalkameramarkt (Deutschland, 1998 - 2003)

Modell <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)	MSE (x 10 <sup>6</sup> )	MAPD (%)
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation V-L)	$\beta_0 = -10,2486^*$	1,8560	99,91	99,85	1664	12,85
	$\beta_1 = 0,7585^{**}$	0,0783				
	$\beta_2 = -1,4018^*$	0,3257				
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation M-L)	$\beta_1 = 0,2938^{**}$	0,0095	99,87	99,84	2387	9,02
	$\beta_2 = -1,3284^{**}$	0,0294				
Bass-Modell <sup>c</sup>	$p = 0,0001^*$	< 0,0001	99,64	99,55	6872	17,78
	$q = 0,8723^{**}$	0,0323				
Gompertz-Kurve <sup>c</sup>	$\alpha = -4,1615^{**}$	0,3135	96,81	96,01	60871	49,28
	$q = 0,4246^{**}$	0,0335				
NUI-Modell	$p = 0,0032$	0,0032	99,66	99,43	6503	8,30
	$q = 1,3024^*$	0,2298				
	$\theta = 1,0653^{**}$	0,0885				
PH-Modell	$p = 4,5009 \times 10^{-5}$	< 0,0001	99,73	99,55	5139	6,81
	$q = 0,9643^{**}$	0,1078				
	$\beta = 0,0015$	0,0016				
Regressionsmodell ( $d = 0,0531$ ) <sup>d</sup>	$\beta_0 = 13,0495^{**}$	1,7173	96,64	94,40	11113	10,16
	$\beta_1 = 0,4295^*$	0,0951				
	$\beta_2 = -0,8870^*$	0,1824				

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

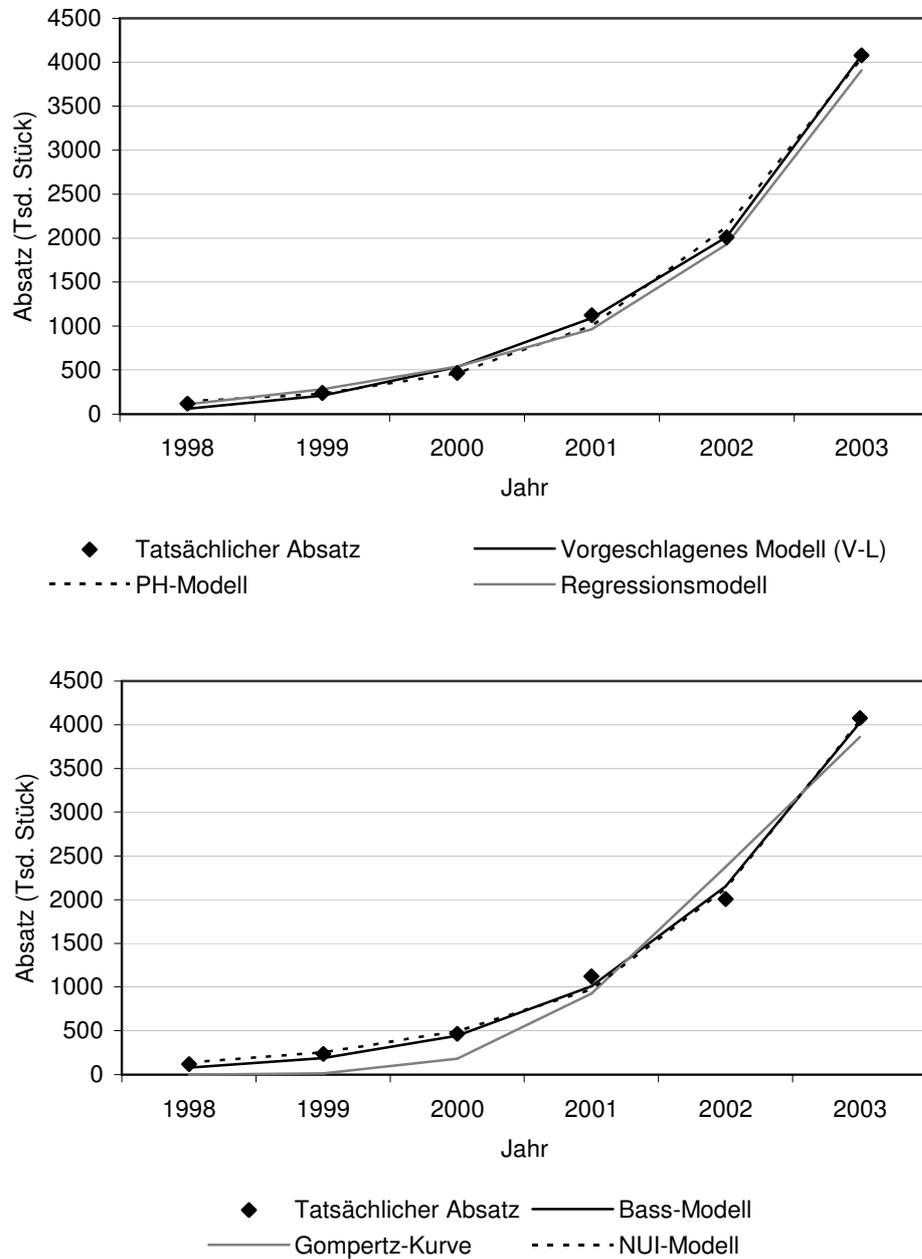
<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

<sup>c</sup> Bei der Kalibrierung wird das Einführungsjahr ( $t = 1$ ) auf 1995 festgelegt.

<sup>d</sup> Bias-Konstante der Ridge-Regression

Das Bestimmtheitsmaß liegt bei allen Modellen über 96%. Wie die Abbildung 4.8 zeigt, unterscheiden sich die vorgeschlagenen Modelle und die Benchmark-Modelle hinsichtlich der Anpassungsqualität kaum voneinander. Offensichtlich sind alle Modelle in der Lage, eine konvex steigende Absatzkurve nachzubilden, die noch keine Verlangsamung des Absatzwachstums zeigt. Das Bass-Modell weist, anders als auf dem DVD-Player-Markt, eine bessere Anpassungsqualität als die Gompertz-Kurve auf. Diese Tatsache deutet auf eine annähernd symmetrische Absatzkurve hin, was durch den geschätzten Parameter ( $\theta = 1,1$ ) des NUI-Modells bestätigt wird. Das PH-Modell ist hinsichtlich der Anpassung kaum besser als das Bass-Modell. Der Preiskoeffizient dieses Modells ist statistisch nicht signifikant und erhält das falsche Vorzeichen. An dieser Stelle wird daran erinnert, dass die Preisvariable des PH-Modells nur dazu da ist, von einer glatten und symmetrischen Kurve des Bass-Modells abweichende Bewegungen zu erklären. Wenn aber die tatsächliche Absatzkurve annähernd symmetrisch und glatt ist, wird die Anpassung des Diffusionsmodells durch die Einbeziehung

der Preisvariable nicht signifikant verbessert. Die Anpassung des Regressionsmodells ist relativ hoch. Die beiden im vorigen Unterabschnitt genannten Schwachpunkte dieses Modells bleiben im konvex steigenden Abschnitt der Absatzkurve verborgen.



**Abbildung 4.8:** Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den Digitalkameramarkt

### 4.3.1.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt

Zuerst wird die Anpassungsqualität der Benchmark-Modelle für den Zeitraum von 1984 bis 1991 untersucht, in dem Ersatzkäufe noch weitgehend ignorierbar sind. Die Ergebnisse werden in Tabelle 4.17 wiedergegeben.

**Tabelle 4.17:** Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1991)

Modell <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)	MSE (x 10 <sup>6</sup> )	MAPE (%)
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation V-L)	$\beta_0 = -6,6088^{**}$	1,3015	99,88	99,84	729	12,56
	$\beta_1 = 0,6827^{**}$	0,0268				
	$\beta_2 = -0,3241$	0,3641				
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation M-L)	$\beta_1 = 0,5631^{**}$	0,0137	99,84	99,81	1006	13,28
	$\beta_2 = -0,8823^{**}$	0,0146				
Bass-Modell <sup>c</sup>	$p = 0,0036^{**}$	0,0007	98,46	98,20	9630	53,79
	$q = 0,5060^{**}$	0,0236				
Gompertz-Kurve <sup>c</sup>	$\alpha = -2,5979^{**}$	0,0497	99,56	99,48	2781	19,20
	$q = 0,2930^{**}$	0,0055				
NUI-Modell	$p = -0,0044^*$	0,0014	99,93	99,90	435	12,75
	$q = 0,3401^{**}$	0,0080				
	$\theta = 0,5976^{**}$	0,0180				
PH-Modell	$p = 0,0085^{**}$	0,0006	99,91	99,87	578	5,03
	$q = 0,6038^{**}$	0,0288				
	$\beta = -0,0005^{**}$	< 0,0001				
Regressionsmodell ( $d = 0,0505$ ) <sup>d</sup>	$\beta_0 = 19,3449^{**}$	1,8284	96,64	95,30	25961	11,22
	$\beta_1 = 0,4259^{**}$	0,0728				
	$\beta_2 = -1,9818^{**}$	0,3747				

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

<sup>c</sup> Bei der Kalibrierung wird das Einführungsjahr ( $t = 1$ ) auf 1983 festgelegt.

<sup>d</sup> Bias-Konstante der Ridge-Regression

Auch auf dem CD-Player-Markt können alle Benchmark-Modelle mit einem Bestimmtheitsmaß von über 96% eine verhältnismäßig gute Anpassung vorweisen. Beim Betrachten von Abbildung 4.9 fällt auf, dass das Bass-Modell den Wechsel vom konvex steigenden zum konkav steigenden Abschnitt der Absatzkurve nicht korrekt abbilden kann. Die sehr gute Anpassung der Gompertz-Kurve und der geschätzte Parameter des NUI-Modells ( $\theta = 0,6$ ) zeigen, dass die Absatzkurve des CD-Players linkssteil ist. Dass die Diffusionskurve auf dem Digitalkameramarkt annähernd symmetrisch, jedoch auf dem DVD-Player- und CD-Player-Markt linkssteil ist, könnte durch die unterschiedlichen Zeitpunkte der kommerziellen Einführung erklärt werden. Zum Zeitpunkt der offiziellen Einführung des DVD- und CD-Players war die „fließende Phase“ bereits weitgehend abgeschlossen, während die Digitalkamera inmitten der „fließenden Phase“ eingeführt wurde. Die Anpassungsqualität des PH-Modells ist ebenso wie auf dem DVD-Player-Markt deutlich besser als die des Bass-

Modells. Durch die Einbeziehung der Preisvariable wird die ursprünglich symmetrische Kurve des Bass-Modells an die asymmetrische Absatzkurve angepasst. Die Anpassung des Regressionsmodells fällt aus bereits genannten Gründen im Vergleich zu den anderen Modellen schlecht aus.

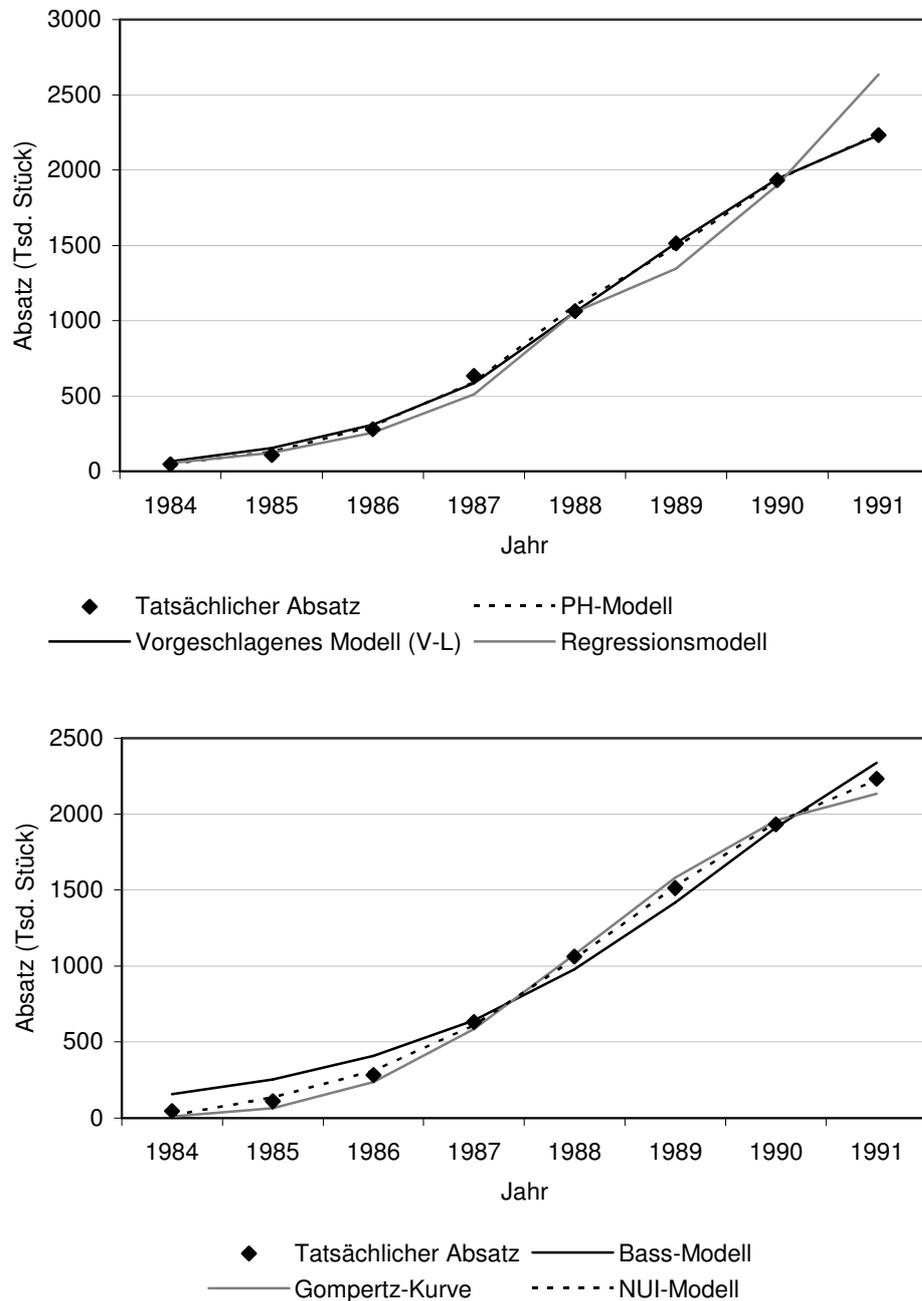


Abbildung 4.9: Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung für den CD-Player-Markt

Nun wird die Anpassung der Modelle unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den Zeitraum von 1984 bis 1994 untersucht. Tabelle 4.18 gibt die Ergebnisse dieser Untersuchung wieder.

**Tabelle 4.18:** Modellvergleich in Bezug auf die Anpassung unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (Frankreich, 1984 - 1994)

Modell <sup>a</sup>	Parameter <sup>b</sup>	Standard- abweichung	R <sup>2</sup> (%)	R <sub>A</sub> <sup>2</sup> (%)	MSE (x 10 <sup>6</sup> )	MAPE (%)
Vorgeschlagenes Modell (Spezifikation M-L-WB)	$\beta_1 = 0,5210^{**}$	0,0258	99,65	99,56	3626	15,67
	$\beta_2 = -0,8447^{**}$	0,0273				
	$\alpha = 5,5319^{**}$	0,5672				
	$\gamma = 2,5$	Exogen geschätzt				
Erweiterung des Bass- Modells <sup>c</sup> (Weibullverteilung)	$p = 0,0046^{**}$	0,0011	98,57	98,26	16382	49,82
	$q = 0,4538^{**}$	0,0338				
	$\alpha = 9,3261^{**}$	1,2943				
	$\gamma = 2,5$	Exogen geschätzt				
Erweiterung des Bass- Modells <sup>c</sup> (Lognormalverteilung)	$p = 0,0045^{**}$	0,0011	98,61	98,30	16025	49,07
	$q = 0,4597^{**}$	0,0333				
	$\alpha = 7,8514^{**}$	0,9825				
	$\gamma = 0,5$	Exogen geschätzt				
Regressionsmodell ( $d = 0,0298$ ) <sup>d</sup>	$\beta_0 = 7,5616$	4,2595	96,66	95,83	52139	13,93
	$\beta_1 = 0,6425^{**}$	0,1104				
	$\beta_2 = -0,6369$	0,4695				

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

<sup>b</sup> \* Signifikant bei 0,05, \*\* Signifikant bei 0,01

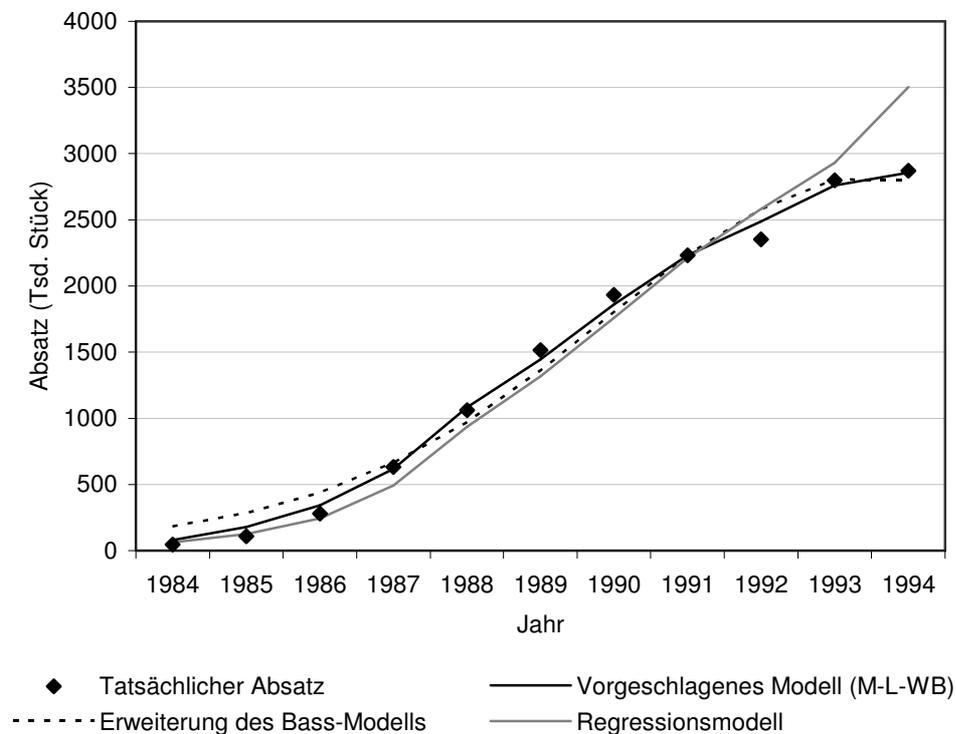
<sup>c</sup> Bei der Kalibrierung wird das Einführungsjahr ( $t = 1$ ) auf 1983 festgelegt.

<sup>d</sup> Bias-Konstante der Ridge-Regression

Alle Parameter erhalten das korrekte Vorzeichen und liegen im plausiblen Bereich. Der Mittelwert der Lebensdauerverteilung beträgt bei der Erweiterung des Bass-Modells 8,3 Jahre (unter Verwendung der Weibullverteilung) bzw. 8,9 Jahre (unter Verwendung der Lognormalverteilung). Dies bedeutet implizit, dass der durchschnittliche Verbraucher nach acht bis neun Jahren seinen CD-Player ersetzt. Alle Modelle weisen eine gute Anpassung auf, was durch das hohe Bestimmtheitsmaß von über 97% verdeutlicht wird. Ebenso wie beim vorgeschlagenen Modell gibt es keine nennenswerten Unterschiede hinsichtlich der Anpassung, ob die Weibull- oder Lognormalverteilung verwendet wird.

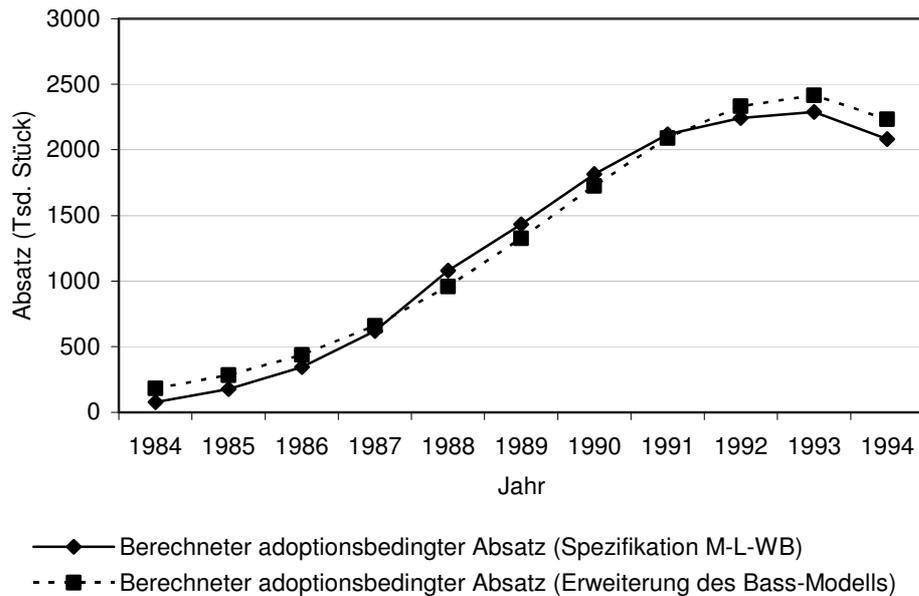
Wie Abbildung 4.10 veranschaulicht, wird die vorübergehende Absatzstagnation im Jahr 1992 durch das vorgeschlagene Modell besser als die Erweiterung des Bass-Modells abgebildet. Die bessere Anpassung des eigenen Modells ist vermutlich darauf zurückzuführen, dass bei der Modellierung der Ersatzkäufe neben dem Produktalter auch der Preis und die Nutzerzahl berücksichtigt werden. Die Erweiterung des Bass-Modells erklärt hingegen Ersatzkäufe ausschließlich aufgrund des Produktalters. Die bereits genannten Schwachpunkte des Regressionsmodells sind auch in Abbildung 4.10 ersichtlich. Wegen der Verwendung des

Vorperiode-Absatzes als eine erklärende Variable zeigt dieses Modell entgegen dem tatsächlichen Absatzverlauf eine steigende Wachstumsrate von 1993 zu 1994.



**Abbildung 4.10:** Modellvergleich hinsichtlich der Anpassung unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt

In Abbildung 4.11 wird die vom eigenen Modell und die von der Erweiterung des Bass-Modells berechnete, adoptionsbedingte Absatzkomponente gezeichnet. Bei beiden Modellen wird der höchste Punkt im Jahr 1993 erreicht. Da die zwei Modelle eine grundlegend unterschiedliche Struktur haben, kann diese weitgehende Übereinstimmung als eine weitere Validierung des vorgeschlagenen Modells angesehen werden.



**Abbildung 4.11:** Vergleich des von unterschiedlichen Modellen berechneten adoptionsbedingten Absatzes für den CD-Player-Markt

### Zwischenfazit

Zusammenfassend ist festzustellen, dass die beiden Varianten des vorgeschlagenen Modells hinsichtlich der Anpassungsqualität den Benchmark-Modellen überlegen sind. Die Unterschiede zwischen den Modellen sind aber relativ klein. Selbst das Regressionsmodell weist das durchschnittliche Bestimmtheitsmaß von 96,18% auf<sup>70</sup>. Da sich herausgestellt hat, dass die vorausschauende Variante des eigenen Modells für die Modellierung des Käuferverhaltens auf dem französischen CD-Player-Markt nicht geeignet ist, wird im Fall des CD-Players nur die myopische Variante zur Absatzprognose herangezogen.

### 4.3.2 Prognosequalität

Wie Tabelle 4.19 zeigt, kann die Prognosequalität eines Modells unter verschiedenen Bedingungen untersucht werden. Von einer Ex-Ante-Prognose wird gesprochen, wenn nur zum Zeitpunkt der Prognoseerstellung verfügbare Informationen genutzt werden. Wie in einer realen Prognosesituation sind weder die funktionale Beziehung noch die Realisationen der erklärenden Variablen im Prognosezeitraum bekannt. Die Ex-Ante-Prognose bietet somit den geeigneten Maßstab, um die tatsächlich zu erwartende Prognosefähigkeit eines Modells zu schätzen und auch die Prognosequalität verschiedener Modelle (z.B. Zeitreihenmodelle und ökonometrische Modelle) miteinander zu vergleichen. Bei einer Ex-Post-Prognose sind hingegen die Realisationen der erklärenden Variablen im Prognosezeitraum bekannt. Auf diese Weise lässt sich prüfen, wie gut ein Prognosemodell wäre, wenn die erklärenden Variablen korrekt prognostiziert werden könnten. Ein Vergleich zwischen der Ex-Post- und

<sup>70</sup> Auch *Golder, Tellis* (1998) berichten, dass das Bestimmtheitsmaß ihres Modells im Durchschnitt bei 94% liegt.

der Ex-Ante-Prognose gibt einen Aufschluss darüber, ob mehr für die Verbesserung der Prognose der erklärenden Variablen getan werden muss. Bei einer modifizierten Ex-Post-Prognose ist die funktionale Beziehung im Prognosezeitraum bekannt, die Realisationen der erklärenden Variablen in diesem Zeitraum sind aber unbekannt. Da die modifizierte Ex-Post-Prognose keine relevanten Informationen liefert, wird auf diesen Maßstab verzichtet.

**Tabelle 4.19:** Bedingte und unbedingte Prognosen (in Anlehnung an *Armstrong* (1985, S. 335))

		Funktionale Beziehung	
		Nicht bekannt	Bekannt
Erklärende Variablen	Nicht bekannt	Ex-Ante-Prognose	Modifizierte Ex-Ante-Prognose
	Bekannt	Ex-Post-Prognose	Kalibrierung

Die Prognosegenauigkeit wird anhand der mittleren absoluten Abweichung (MAD) und der mittleren absoluten prozentualen Abweichung (MAPD) gemessen. In Fällen, in denen Ersatzkäufe nicht berücksichtigt werden, wird mit der Absatzprognose begonnen, sobald fünf Datenpunkte vorliegen. Der Prognosezeitraum richtet sich nach der Länge der verfügbaren Daten, wobei der maximale Prognosehorizont drei Jahre beträgt (vgl. Tabelle 4.20).

**Tabelle 4.20:** Kalibrierungs- und Prognosezeitraum

Kalibrierungszeitraum	Prognosezeitraum		
	$t = 6$	$t = 7$	$t = 8$
$t = 1, \dots, 5$	Prognose ein Jahr im Voraus	Prognose zwei Jahre im Voraus	Prognose drei Jahre im Voraus
$t = 1, \dots, 6$	-	Prognose ein Jahr im Voraus	Prognose zwei Jahre im Voraus
$t = 1, \dots, 7$	-	-	Prognose drei Jahre im Voraus

Alle Benchmark-Modelle, die in Unterabschnitt 4.3.1 auf ihre Anpassung geprüft wurden, werden nun hinsichtlich der Prognosequalität untersucht. Für das Bass-Modell wird zusätzlich zur herkömmlichen nichtlinearen KQ-Methode auch das neuere Schätzungsverfahren AKF(C-D) in die Untersuchung aufgenommen<sup>71</sup>, da in der Literatur von einer erheblichen Verbesserung der Prognosegenauigkeit durch die Anwendung dieses Verfahrens berichtet wird. Für die vorausschauende Variante des vorgeschlagenen Modells werden drei verschiedene Werte für den Diskontfaktor ( $\delta = 0,5, 0,6, 0,7$ ) geprüft.

<sup>71</sup> Da keine fertige Software für AKF(C-D) verfügbar ist, wurde hierfür ein Programm in der Programmiersprache Delphi eigens geschrieben.

### 4.3.2.1 Ergebnisse für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

Zur Erstellung von Ex-Ante-Prognosen anhand des vorgeschlagenen Modells, des PH-Modells oder des Regressionsmodells werden Preisprognosen benötigt. Der Durchschnittspreis des DVD-Players/-Rekorders wird, wie in der Arbeit von Song, Chintagunta (2003), mit Hilfe der Exponentialfunktion  $x_{preis}(t) = \alpha_0 \exp(-\alpha_1 t)$  prognostiziert, wobei  $\alpha_0$  und  $\alpha_1$  zu schätzende Parameter sind. Tabelle 4.21 gibt die Ergebnisse der Preisprognosen wieder.

**Tabelle 4.21:** Preisprognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt

Kalibrierungszeitraum	Prognosezeitraum		
	2003 Durchschnittspreis [€]	2004 Durchschnittspreis [€]	2005 Durchschnittspreis [€]
1998 - 2002	117,16	81,18	56,25
1998 - 2003	-	81,15	56,23
Tatsächlich	117,00	122,37	Nicht verfügbar

Für das Jahr 2003 ist die Prognosegenauigkeit extrem hoch, und der tatsächliche Preis wird lediglich um 0,14% überschätzt. Die große Abweichung im Jahr 2004 ist nur darauf zurückzuführen, dass der Anteil des höherpreisigen DVD-Rekorders von 2003 zu 2004 signifikant zugenommen hat und dadurch der Durchschnittspreis des DVD-Players/-Rekorders gestiegen ist. Der Durchschnittspreis für den DVD-Player selbst ist in diesem Zeitraum um 19,2% auf 76 Euro gesunken, auch der Preisverfall des DVD-Rekorders lag im selben Zeitraum bei 21,5%. Der prognostizierte Preis müsste daher in der Nähe des tatsächlichen qualitätsbereinigten Preises stehen. Die Prognose für das Jahr 2005 wird lediglich für die vorausschauende Variante des vorgeschlagenen Modells benötigt.

Die Ergebnisse der Ex-Ante-Prognosen werden in Tabelle 4.22 zusammengestellt<sup>72</sup>. Hierin sind neben dem prognostizierten Absatz, der Abweichung (D) und der prozentualen Abweichung (PD) für die jeweiligen Perioden auch die mittlere absolute Abweichung (MAD) und die mittlere absolute prozentuale Abweichung (MAPD) zu finden.

<sup>72</sup> Auf Ex-Post-Prognosen wird für die Produktkategorie „DVD-Player/-Rekorder“ verzichtet. Für das Jahr 2003 sind ohnehin die Ex-Post-Prognosen mit den Ex-Ante-Prognosen weitestgehend identisch, da die Preisprognose extrem genau ist. Ex-Post-Prognosen für das Jahr 2004 würden erst Sinn machen, wenn der qualitätsbereinigte Durchschnittspreis (anhand einer Conjoint-Analyse oder mit Hilfe von Expertenschätzungen) ermittelt werden könnte, um dem zunehmenden Anteil des DVD-Rekorders Rechnung zu tragen.

**Tabelle 4.22: Ex-Ante-Prognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt**

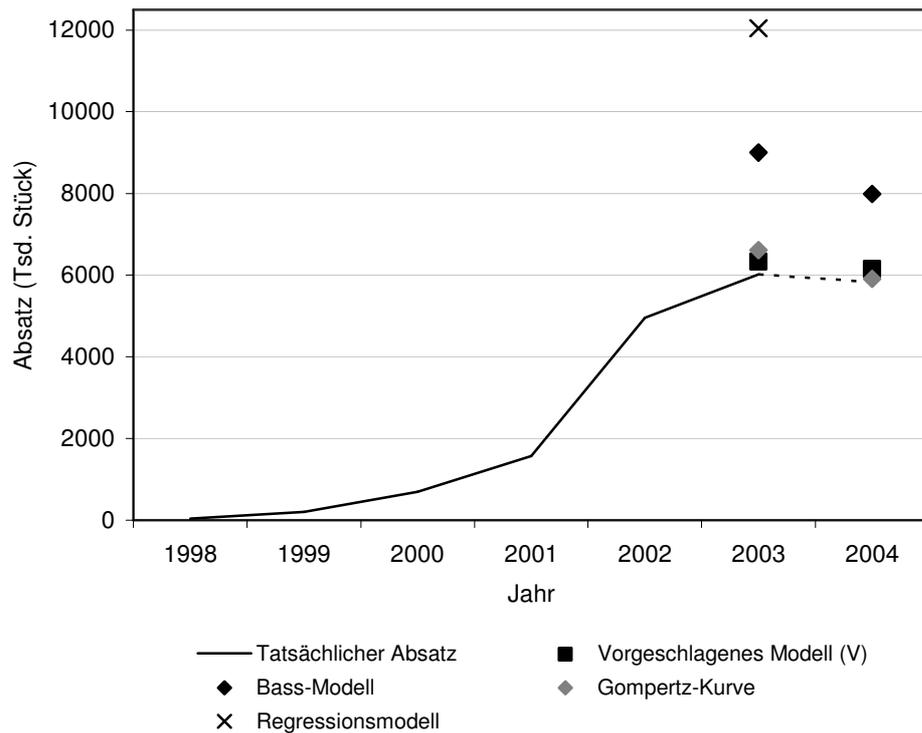
Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1998 - 2002						Kalibrierungszeitraum 1998 - 2003			Mittelwert	
	Prognose für 2003 (1 Jahr im Voraus)			Prognose für 2004 (2 Jahre im Voraus)			Prognose für 2004 (1 Jahr im Voraus)			MAD [Tsd.]	MAPD [%]
	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]		
Tatsächlicher Absatz	6017	-	-	5835	-	-	5835	-	-	-	-
Vorgeschlagenes Modell (V) $\delta = 0,5$	6007	-10	-0,17	5889	54	0,92	5888	53	0,90	39	0,66
Vorgeschlagenes Modell (V) $\delta = 0,6$	6329	312	5,19	6148	313	5,37	5890	55	0,94	227	3,83
Vorgeschlagenes Modell (V) $\delta = 0,7$	6623	606	10,07	6389	554	9,49	5583	-252	-4,32	471	7,96
Vorgeschlagenes Modell (M)	6078	61	1,02	5988	153	2,62	5944	109	1,86	108	1,83
Bass-Modell	8999	2982	49,56	7993	2158	36,99	6611	776	13,30	1972	33,28
Bass-Modell (AKF(C-D))	7243	1226	20,37	7346	1511	25,89	7230	1395	23,91	1377	23,39
Gompertz-Kurve	6615	598	9,95	5910	75	1,29	5624	-211	-3,62	295	4,95
NUI-Modell	Instabile Parameterschätzungen (Die geschätzten Parameter liegen außerhalb des plausiblen Bereichs.)						6538	703	12,04	-	-
PH-Modell	Instabile Parameterschätzungen (Der Preiskoeffizient hat das falsche Vorzeichen.)						5958	123	2,11	-	-
Regressionsmodell	12044	6027	100,16	29670	23835	408,48	12890	7055	120,91	12305	209,85

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

Die Prognosegenauigkeit des vorgeschlagenen Modells reagiert auf den gewählten Diskontfaktor sensibel. Je nach Diskontfaktor sind die Prognosen der vorausschauenden Variante genauer oder ungenauer als die der myopischen Variante. Die myopische Variante gibt aber durchgehend zuverlässige Prognosen ab (die mittlere absolute prozentuale Abweichung beträgt lediglich 1,83%).

Das Bass-Modell weist eine vergleichsweise schlechte Prognosequalität auf. Die Abweichung vom tatsächlichen Absatz beträgt für das Jahr 2003 beinahe 50%. Wie Abbildung 4.12 veranschaulicht, kann das Modell die nachlassende Diffusionsgeschwindigkeit in diesem Zeitraum nicht prognostizieren, wobei der Prognosefehler des Bass-Modells durch die Anwendung des neueren statistischen Verfahrens AKF(C-D) verringert wird. Die Prognosen der Gompertz-Kurve sind hingegen relativ genau. Während die Gompertz-Kurve hinsichtlich der Anpassungsqualität nur etwas besser als das Bass-Modell abschneidet, ist ihre Überlegenheit bezüglich der Prognosegenauigkeit deutlich zu erkennen. Betrachtet man die Ein-Jahr-Prognosen der beiden Diffusionsmodelle, so stellt man fest, dass die Prognosegenauigkeit von 2002 zu 2003 signifikant steigt. Diese Ergebnisse bestätigen die Erkenntnisse in der Diffusionsliteratur, dass Diffusionsmodelle erst dann zuverlässige Prognosen abgeben können, wenn die empirischen Daten eine Verlangsamung der Diffusionsrate andeuten. Für das NUI-Modell sind keine stabilen Parameterschätzungen für den Kalibrierungszeitraum von 1998 bis 2002 möglich (der Koeffizient der externen Effekte  $q$  liegt mit 3,65 außerhalb des plausiblen Bereichs). Auch Parameterschätzungen für das PH-Modell sind instabil (der Preiskoeffizient erhält das falsche Vorzeichen). Diese Instabilität der Parameterschätzungen ist auf die sehr gute Anpassung des Bass-Modells ( $R^2 = 99,60\%$ ) in diesem Kalibrierungszeitraum zurückzuführen, d.h. die Asymmetrie der Absatzkurve ist noch nicht deutlich. Wenn 2003 die linkssteile Absatzkurve ersichtlich wird, werden die Parameterschätzungen für das NUI-Modell sowie für das PH-Modell stabil, und die Prognose der beiden Modelle wird genauer als die des Bass-Modells.

Das Regressionsmodell fällt durch schlechte Prognosen auf. Außer den beiden in Unterabschnitt 4.3.1 genannten Schwachpunkten erweist sich die Nicht-Berücksichtigung der Sättigungsgrenze (Marktpotential) besonders bei der Prognose zwei Jahre im Voraus als unvorteilhaft.



\* Prognose des Regressionsmodells für den Absatz 2004 liegt mit 29670 Tsd. Stück außerhalb des dargestellten Bereichs.

**Abbildung 4.12:** Ex-Ante-Prognosen für den DVD-Player/-Rekorder-Markt (zwei Jahre im Voraus)

### 4.3.2.2 Ergebnisse für den Digitalkameramarkt

Der qualitätsbereinigte Durchschnittspreis der Digitalkamera wird ebenfalls mit Hilfe der Exponentialfunktion prognostiziert (vgl. Tabelle 4.23). Die Prognosegenauigkeit für das Jahr 2003 ist sehr hoch, und die prozentuale Abweichung beträgt lediglich 2,5%. Die Prognose für 2004 ist für die vorausschauende Variante des vorgeschlagenen Modells erforderlich.

**Tabelle 4.23:** Preisprognosen für den Digitalkameramarkt

Kalibrierungszeitraum	Prognosezeitraum	
	2003 Qualitätsbereinigter Durchschnittspreis [€ / Megapixel]	2004 Qualitätsbereinigter Durchschnittspreis [€ / Megapixel]
1998 - 2002	99,66	65,42
Tatsächlich	102,20	Nicht verfügbar

Tabelle 4.24 zeigt die Ergebnisse der Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen für ein Jahr im Voraus.

**Tabelle 4.24:** Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen für den Digitalkameramarkt

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1998 - 2002					
	Prognose für 2003 (1 Jahr im Voraus)					
	Ex-Ante-Prognose			Ex-Post-Prognose		
	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]
Tatsächlicher Absatz	4077	-	-	4077	-	-
Vorgeschlagenes Modell (V-L) $\delta = 0,5$	4466	389	9,54	4334	257	6,31
Vorgeschlagenes Modell (V-L) $\delta = 0,6$	4274	197	4,83	4167	90	2,20
Vorgeschlagenes Modell (V-L) $\delta = 0,7$	4134	57	1,39	4044	-33	-0,81
Vorgeschlagenes Modell (M-L)	4350	272	6,68	4227	150	3,68
Bass-Modell	3488	-589	-14,44	(Identisch mit der Ex-Ante-Prognose)		
Bass-Modell (AKF(C-D))	3062	-1015	-24,90	(Identisch mit der Ex-Ante-Prognose)		
Gompertz-Kurve	2733	-1344	-32,97	(Identisch mit der Ex-Ante-Prognose)		
NUI-Modell	3408	-669	-16,42	(Identisch mit der Ex-Ante-Prognose)		
PH-Modell	3435	-642	-15,75	3429	-648	-15,89
Regressionsmodell	3848	-229	-5,62	3761	-316	-7,74

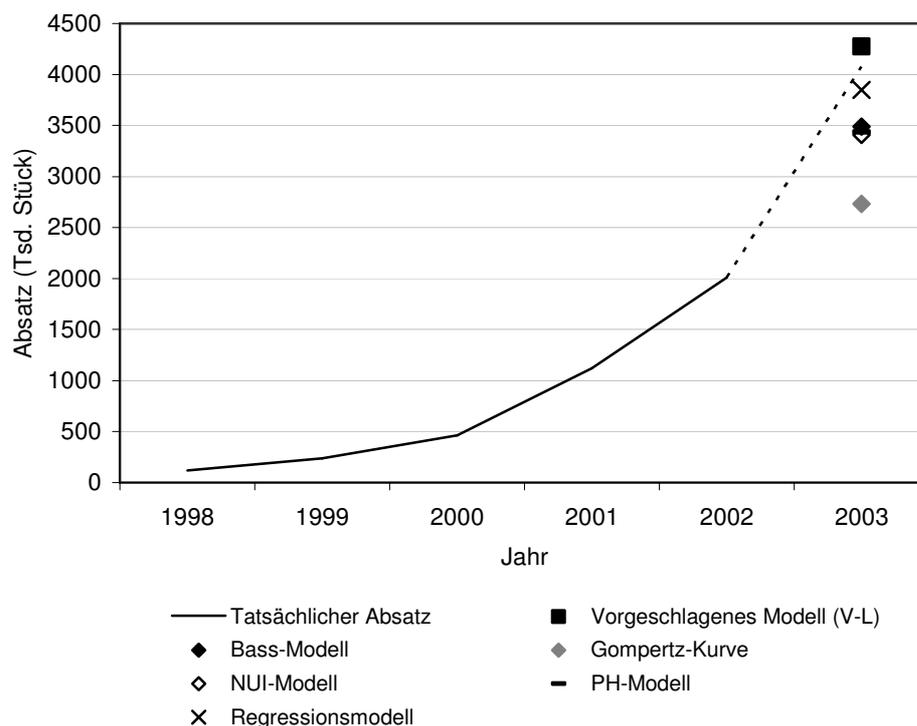
<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

Auch auf dem Digitalkameramarkt ist die Prognosegenauigkeit des vorgeschlagenen Modells vom Diskontfaktor abhängig. Je nach Diskontfaktor schneidet die vorausschauende Variante besser oder schlechter als die myopische Variante ab. Die absolute prozentuale Abweichung der myopischen Variante beträgt auf Ex-Ante-Basis 7%, wobei sie bei einer exakteren Preisprognose bis auf 4% gesenkt werden könnte.

Anders als auf dem DVD-Player-Markt ist die Prognose des Bass-Modells genauer als die der Gompertz-Kurve. Der wahrscheinlichste Grund hierfür ist, dass die empirische Absatzkurve der Digitalkamera annähernd symmetrisch ist. Das NUI-Modell und das PH-Modell produzieren ungenauere Prognosen als das Bass-Modell. Die Parameterschätzungen des NUI-Modells und des PH-Modells neigen zur Instabilität, da das Bass-Modell die beobachteten Daten auf diesem Markt gut genug beschreiben kann. Außerdem sind beim PH-Modell wegen des nicht signifikanten Preiskoeffizienten die Ex-Ante- und die Ex-Post-Prognose fast identisch. Die Prognosegenauigkeit des Bass-Modells wird diesmal durch die Anwendung des AKF(C-D)-Verfahrens nicht erhöht. Interessant ist der Vergleich zwischen dem DVD-Player- und dem Digitalkameramarkt: Während die Diffusionsmodelle die abnehmende Diffusionsgeschwindigkeit auf dem DVD-Player-Markt nicht prognostizieren konnten, haben

sie auf dem Digitalkameramarkt die umgekehrte Schwierigkeit und unterschätzen die Beschleunigung der Diffusionsgeschwindigkeit (vgl. Abbildung 4.13).

Die relativ genaue Prognose des Regressionsmodells ist darauf zurückzuführen, dass der Vorperiode-Absatz im konkav steigenden Abschnitt einer Absatzkurve eine gute erklärende Variable darstellt. Die Ex-Ante-Prognose dieses Modells ist sogar genauer als die der myopischen Variante des vorgeschlagenen Modells. Die Ex-Post-Prognose zeigt jedoch, dass es sich hierbei eher um einen „Zufallstreffer“ handelt.



**Abbildung 4.13:** Ex-Ante-Prognosen für den Digitalkameramarkt (ein Jahr im Voraus)

### 4.3.2.3 Ergebnisse für den CD-Player-Markt

Die Exponentialfunktion ist für die Beschreibung der Preisentwicklung auf dem französischen CD-Player-Markt nicht geeignet, da sich die Preiskurve im Jahr 1989 signifikant ändert. Stattdessen wird der Preis in Anlehnung an *Le Nagard-Assayag, Manceau* (2001) mit Hilfe der Erfahrungskurve prognostiziert:

$$\ln(x_{preis,t+1}) = \alpha_0 \ln(N_t) + \alpha_1,$$

wobei  $x_{preis,t+1}$  der Preis in Periode  $t + 1$  und  $N_t$  der kumulierte Absatz bis zum Ende der Periode  $t$  ist.  $\alpha_0$  und  $\alpha_1$  sind zu schätzende Parameter. Tabelle 4.25 gibt die Preisprognosen ein Jahr im Voraus wieder. Die Prognosen sind relativ genau, und die mittlere absolute

prozentuale Abweichung beträgt 9,11%. Zu beachten ist hierbei, dass Preisprognosen mehr als zwei Jahre im Voraus in Abhängigkeit vom durch die jeweiligen Modelle prognostizierten Absatz iterativ berechnet werden müssen<sup>73</sup>, d.h. Preisprognosen mehr als zwei Jahre im Voraus sind spezifisch für die jeweiligen Prognosemodelle.

**Tabelle 4.25:** Preisprognosen für den CD-Player-Markt

Kalibrierungszeitraum	Prognosezeitraum					
	1989 [FF]	1990 [FF]	1991 [FF]	1992 [FF]	1993 [FF]	1994 [FF]
1984 - bis jeweils ein Jahr zuvor	1858	1778	1688	1588	1497	1386
Tatsächlich	2045	1856	1657	1503	1297	1171

Zuerst wird die Prognosequalität der Modelle ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den Prognosezeitraum von 1989 bis 1991 untersucht. Die Ergebnisse der Ex-Ante- bzw. Ex-Post-Prognosen sind in Tabelle 4.26 bzw. 4.27 wiedergegeben.

Die myopische Variante des vorgeschlagenen Modells gibt durchgehend zuverlässige Absatzprognosen ab. Die mittlere absolute prozentuale Abweichung beträgt auf Ex-Ante-Basis 7%, wobei diese bis auf 3% sinken würde, wenn der Preis genauer prognostiziert werden könnte. Dieses Modell überschätzt bei der Prognose drei Jahre im Voraus den tatsächlichen Absatz nur um 10%, wodurch seine Eignung auch für mittelfristige Prognosen bestätigt wird.

Die Prognosequalität des Bass-Modells fällt im Vergleich zu den Ergebnissen der Gompertz-Kurve schlecht aus. Die Ursache hierfür ist die asymmetrische Absatzkurve des CD-Players. Das Bass-Modell verursacht ungenaue Prognosen besonders für den Kalibrierungszeitraum bis 1988, in dem noch kein Anzeichen für eine Verlangsamung der Diffusionsgeschwindigkeit zu erkennen ist (vgl. Abbildung 4.14). Hier wird der Absatz für 1991 um 57% überschätzt. Die Prognosequalität des Bass-Modells wird aber durch den Einsatz des AKF(C-D)-Verfahrens deutlich verbessert. Das NUI-Modell kommt mit der asymmetrischen Absatzkurve zurecht und gibt sehr genaue Absatzprognosen ab. Die Prognosegenauigkeit des PH-Modells ist für den Kalibrierungszeitraum bis 1988 (auf Ex-Post-Basis) nicht hoch. Der Grund hierfür ist, dass die Asymmetrie der Absatzkurve zu diesem Zeitpunkt noch nicht deutlich genug ist, so dass der Preiskoeffizient statistisch signifikant wird. Wenn die linkssteile Kurve erkenntlich wird, erhöht sich die Prognosegenauigkeit dieses Modells schlagartig.

<sup>73</sup> Wenn der Preis mit Hilfe der Erfahrungskurve prognostiziert wird, kann die vorausschauende Variante des eigenen Modells nicht angewendet werden, da sie zur Erstellung der Absatzprognose für Periode  $t + 1$  bereits eine Preisprognose für Periode  $t + 2$  benötigt.

**Tabelle 4.26: Ex-Ante-Prognosen für den CD-Player-Markt**

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1984 - 1988								
	Prognose für 1989 (1 Jahr im Voraus)			Prognose für 1990 (2 Jahre im Voraus)			Prognose für 1991 (3 Jahre im Voraus)		
	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]
Tatsächlicher Absatz	1514	-	-	1932	-	-	2232	-	-
Vorgeschlagenes Modell (M-L)	1616	102	6,71	2134	202	10,47	2464	232	10,41
Bass-Modell	1875	361	23,85	2831	899	46,52	3500	1268	56,80
Bass-Modell (AKF(C-D))	1602	88	5,78	2190	258	13,35	2616	384	17,23
Gompertz-Kurve	1485	-29	-1,88	1804	-128	-6,64	1964	-268	-12,02
NUI-Modell	1611	97	6,42	2135	203	10,52	2504	272	12,19
PH-Modell	1382	-132	-8,75	1572	-360	-18,65	1625	-607	-27,21
Regressionsmodell	1830	316	20,89	2949	1017	52,65	4506	2274	101,90

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

**Tabelle 4.26: Ex-Ante-Prognosen für den CD-Player-Markt (Fortsetzung)**

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1984 - 1989						Kalibrierungszeitraum 1984 - 1990			Mittelwert	
	Prognose für 1990 (1 Jahr im Voraus)			Prognose für 1991 (2 Jahre im Voraus)			Prognose für 1991 (1 Jahr im Voraus)			MAD [Tsd.]	MAPD [%]
	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]		
Tatsächlicher Absatz	1932	-	-	2232	-	-	2232	-	-	-	-
Vorgeschlagenes Modell (M-L)	2057	125	6,46	2387	155	6,96	2282	50	2,23	144	7,21
Bass-Modell	2259	327	16,93	2847	615	27,53	2505	273	12,24	624	30,65
Bass-Modell (AKF(C-D))	2077	145	7,50	2514	282	12,65	2376	144	6,47	217	10,50
Gompertz-Kurve	1832	-100	-5,19	1992	-240	-10,76	2057	-175	-7,86	157	7,39
NUI-Modell	1944	12	0,62	2225	-7	-0,31	2209	-23	-1,04	76	3,99
PH-Modell	2076	144	7,46	2347	115	5,15	2223	-9	-0,40	228	11,27
Regressionsmodell	2386	454	23,51	3495	1263	56,57	2833	601	26,92	988	47,07

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

**Tabelle 4.27: Ex-Post-Prognosen für den CD-Player-Markt**

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1984 - 1988								
	Prognose für 1989 (1 Jahr im Voraus)			Prognose für 1990 (2 Jahre im Voraus)			Prognose für 1991 (3 Jahre im Voraus)		
	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]
Tatsächlicher Absatz	1514	-	-	1932	-	-	2232	-	-
Vorgeschlagenes Modell (M-L)	1493	-21	-1,41	1955	22	1,13	2333	101	4,53
PH-Modell	1155	-359	-23,71	1372	-560	-29,00	1569	-663	-29,73
Regressionsmodell	1496	-18	-1,20	2139	207	10,71	3189	957	42,87

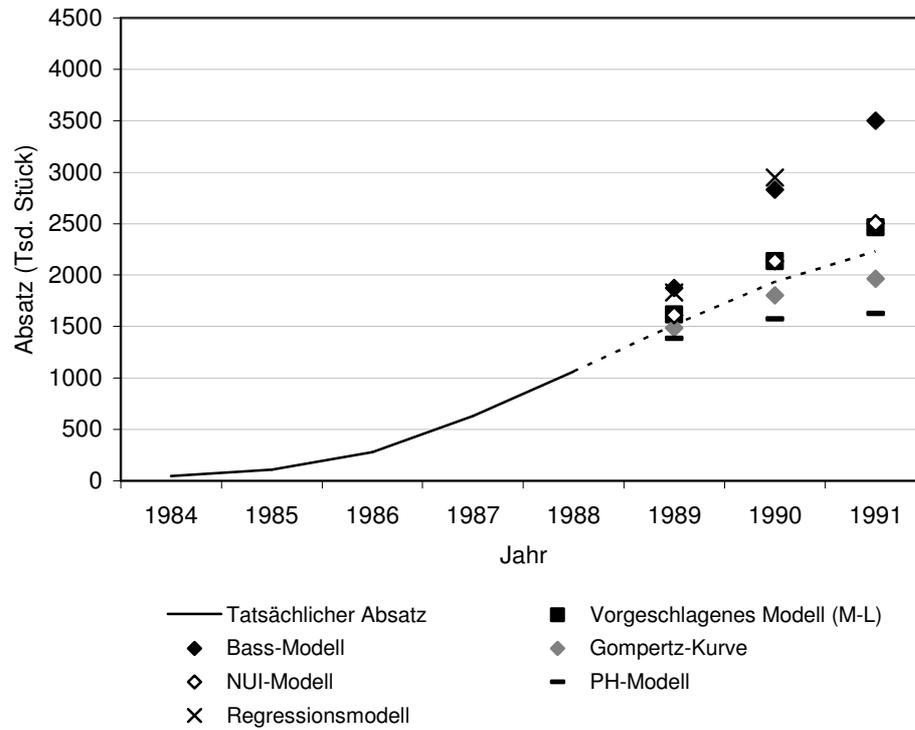
<sup>a</sup> Die Ex-Post-Prognosen des Bass-Modells, der Gompertz-Kurve und des NUI-Modells sind identisch mit den jeweiligen Ex-Ante-Prognosen.

**Tabelle 4.27: Ex-Post-Prognosen für den CD-Player-Markt (Fortsetzung)**

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1984 - 1989						Kalibrierungszeitraum 1984 - 1990			Mittelwert	
	Prognose für 1990 (1 Jahr im Voraus)			Prognose für 1991 (2 Jahre im Voraus)			Prognose für 1991 (1 Jahr im Voraus)			MAD [Tsd.]	MAPD [%]
	Prognostizierter Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Prognostizierter Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Prognostizierter Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]		
Tatsächlicher Absatz	1932	-	-	2232	-	-	2232	-	-	-	-
Vorgeschlagenes Modell (M-L)	1987	55	2,85	2377	145	6,52	2314	81	3,66	71	3,35
PH-Modell	2008	76	3,93	2351	119	5,32	2256	24	1,09	300	15,46
Regressionsmodell	2167	235	12,18	3256	1024	45,87	2953	721	32,29	527	24,19

<sup>a</sup> Die Ex-Post-Prognosen des Bass-Modells, der Gompertz-Kurve und des NUI-Modells sind identisch mit den jeweiligen Ex-Ante-Prognosen.

Betrachtet man die Ex-Post-Prognosen des Regressionsmodells, so stellt man fest, dass seine Prognosegenauigkeit seltsamerweise mit der Erweiterung des Kalibrierungszeitraums sinkt. Verantwortlich für dieses Phänomen sind die Verwendung des Vorperiode-Absatzes als eine erklärende Variable und die Nicht-Berücksichtigung der Sättigungsgrenze. Dadurch wird die Antizipation einer nachlassenden Diffusionsgeschwindigkeit erschwert.



**Abbildung 4.14:** Ex-Ante-Prognosen für den CD-Player-Markt (drei Jahre im Voraus)

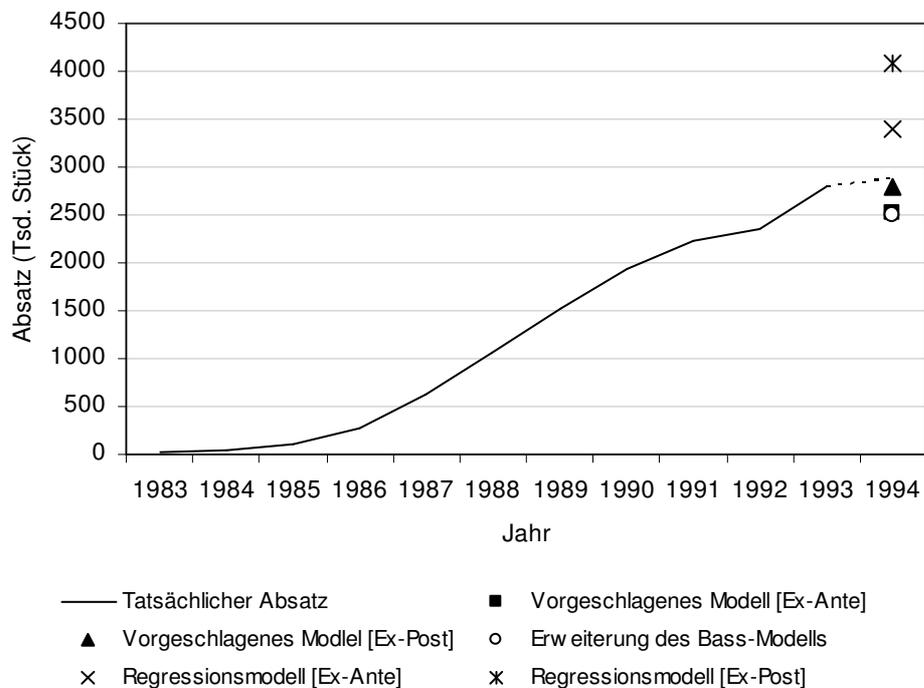
Nun wird die Prognosequalität der Modelle unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen geprüft. Tabelle 4.28 zeigt die Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen für das Jahr 1994.

**Tabelle 4.28:** Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt

Modell <sup>a</sup>	Kalibrierungszeitraum 1984 - 1993					
	Prognose für 1994 (1 Jahre im Voraus)					
	Ex-Ante-Prognose			Ex-Post-Prognose		
	Prognostizierter Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]	Prognostizierter Absatz [Tsd.]	D [Tsd.]	PD [%]
Vorgeschlagenes Modell (M-L-WB)	2515	-357	-12,43%	2799	-73	-2,54%
Erweiterung des Bass-Modells (Weibullverteilung)	2490	-382	-13,30%	(Identisch mit der Ex-Ante-Prognose)		
Regressionsmodell	3395	+523	+18,21%	4093	+1221	+42,51%

<sup>a</sup> Die Spezifikation der Modelle ist Tabelle C.1 und C.2 im Anhang zu entnehmen.

Die absolute prozentuale Abweichung des eigenen Modells beträgt auf Ex-Ante-Basis 12% und ist somit nur ein wenig niedriger als die der Erweiterung des Bass-Modells. Sie würde sich aber auf 3% reduzieren, wenn der Preis exakt prognostiziert werden könnte. Die relativ genaue Ex-Ante-Prognose des Regressionsmodells wird beim Anblick auf die Ex-Post-Prognose als ein Zufallstreffer enttarnt (vgl. Abbildung 4.15).



**Abbildung 4.15:** Ex-Ante- und Ex-Post-Prognosen unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen für den CD-Player-Markt (ein Jahr im Voraus)

**Fazit**

Zuerst werden die Modelle ohne Berücksichtigung von Ersatzkäufen betrachtet. In Tabelle 4.29 wird die Rangordnung der Modelle hinsichtlich der Anpassung, der Ex-Post- und Ex-Ante-Prognose gezeigt, wobei die Anpassungsqualität anhand des MSE und die Prognosegenauigkeit anhand des MAPD gemessen wird.

Hinsichtlich der Prognosequalität sind die Unterschiede zwischen den Modellen sehr groß, wobei die beiden Varianten des vorgeschlagenen Modells gegenüber den Benchmark-Modellen herausragend abschneiden. Die besondere Stärke des vorgeschlagenen Modells besteht darin, dass es den Wechsel der Diffusionsgeschwindigkeit (Verlangsamung oder Beschleunigung) korrekt prognostizieren kann. Für den Prognosezweck erweist sich die myopische Variante als die bessere Spezifikation, da die Prognosegenauigkeit der vorausschauenden Variante je nach dem gewählten Diskontfaktor variiert.

Unter den Diffusionsmodellen gibt es kein dominantes Prognosemodell. In der Produktkategorie DVD-Player/-Rekorder ist die Gompertz-Kurve besser als das Bass-Modell. Bei der Digitalkamera ist das genau umgekehrt. Auf dem CD-Player-Markt stellt sich das NUI-Modell als das beste Modell heraus. Wenn die tatsächliche Absatzkurve symmetrisch ist, sind die Anpassungs- und Prognosequalität des Bass-Modells besser als die der Gompertz-Kurve. Bei einer linkssteilen Absatzkurve ist das Gegenteil der Fall. Das NUI-Modell und das PH-Modell geben keine genaueren Prognosen als das Bass-Modell ab, wenn die Absatzkurve annähernd symmetrisch ist und durch das Bass-Modell ausreichend gut erklärt werden kann. In einem solchen Fall wird die Prognosequalität dieser Erweiterungen des Bass-Modells durch den zusätzlichen Parameter eher beeinträchtigt. Wenn die Asymmetrie einer Absatzkurve deutlich erkennbar ist, kann die Prognosegenauigkeit des NUI-Modells und des PH-Modells so hoch wie das vorgeschlagene Modell sein. Das generelle Problem bei den Diffusionsmodellen ist, dass ihre Prognosegenauigkeit unzureichend ist, wenn die genaue Form der empirischen Diffusionskurve (Symmetrie oder Asymmetrie, Zeit bis zum Absatzhöhepunkt) noch unsichtbar ist. Hieraus folgt, dass die Diffusionsmodelle nicht den tatsächlich zugrunde liegenden Mechanismus abbilden, sondern nur versuchen, die empirische Absatzkurve nachzuzeichnen. Diese Art von Spezifikationsfehler wird zwar durch die Anwendung des AKF(C-D)-Verfahrens bis zum gewissen Grade aufgefangen, dennoch ist die Prognosequalität des vorgeschlagenen Modells unübertroffen.

**Tabelle 4.29:** Rangordnung der Modelle hinsichtlich der Anpassungs- und Prognosequalität

Modell	DVD-Player/-Rekorder			Digitalkamera			CD-Player		
	Anpassung	Ex-Post-Prognose <sup>a</sup>	Ex-Ante-Prognose	Anpassung	Ex-Post-Prognose	Ex-Ante-Prognose	Anpassung	Ex-Post-Prognose	Ex-Ante-Prognose
Vorgeschlagenes Modell ( $\delta = 0,6$ )	1	2	2	1	1	1	3	(Teilweise unplausible Parameterwerte)	
Vorgeschlagenes Modell (myopisch)	2	1	1	2	2	3	4	1	2
Bass-Modell	5	4	4	5	4	4	6	6	5
Gompertz-Kurve	4	3	3	6	7	7	5	3	3
NUI-Modell	6	(Teilweise unplausible Parameterwerte)		4	6	6	1	2	1
PH-Modell	3	(Teilweise unplausible Parameterwerte)		3	5	5	2	4	4
Regressionsmodell	7	5	5	7	3	2	7	5	6

<sup>a</sup> Nur für das Jahr 2003

Das Regressionsmodell kann nur im konvex steigenden Teil einer Absatzkurve eine akzeptable Prognosequalität aufweisen. Anderenfalls neigt dieses Modell wegen der Verwendung der logarithmischen Skala und wegen der Nicht-Berücksichtigung der Sättigungsgrenze, den aktuellen Absatz in beträchtlichem Maße zu überschätzen. Das Modell ist außerdem nicht in der Lage, eine angesetzte Verlangsamung des Absatzwachstums rechtzeitig zu erkennen, da der Vorperiode-Absatz als eine erklärende Variable dient. Besonders ungünstig ist, wenn die Diffusionsgeschwindigkeit (wie auf dem DVD-Player-Markt geschehen) nach einer großen Beschleunigung sich ruckartig verlangsamt.

Auch unter Berücksichtigung von Ersatzkäufen erweist sich das vorgeschlagene Modell als das beste Prognosemodell. Das Regressionsmodell hat trotz seiner schlechten Prognosequalität einen Vorteil gegenüber den anderen Modellen. Dieses Modell kann nämlich durchgehend angewendet werden, unabhängig davon, ob der Anteil der Ersatzkäufe noch ignorierbar oder bereits signifikant ist. Das eigene Modell und das Bass-Modell mit der Ersatzkaufskomponente sind hingegen in der Phase, in der der Anteil der Ersatzkäufe noch relativ klein ist, nicht ohne Weiteres anwendbar (z.B. zwischen 1992 und 1993 auf dem französischen CD-Player-Markt). Die Überlebensfunktion müsste in dieser Phase vollständig modellexogen geschätzt werden.

## Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde ein auf langlebige High-Tech-Produkte zugeschnittenes Prognosemodell entwickelt und empirisch validiert, das zuverlässige kurz- und mittelfristige Absatzprognosen in der Wachstumsphase ermöglicht. Die dabei betrachteten zentralen Problemstellungen und die vorgeschlagenen Ansätze für deren Behandlung seien im Folgenden noch einmal kurz zusammengefasst.

Ausgehend von der praxisorientierten und wissenschaftlichen Definition von High-Tech-Märkten beschäftigten sich die Ausführungen im ersten Kapitel mit dem branchenspezifischen Käuferverhalten und mit dem interaktiven Evolutionsmechanismus auf diesen Märkten. Die Frage, ob die Innovationsdiffusion tatsächlich das Resultat einer epidemieartigen sozialen Ansteckung oder vielmehr das Ergebnis einer Demokratisierung ist, konnte geklärt werden. Im Konsumelektronikbereich tragen sowohl zunehmende Erschwinglichkeit wie auch Mundpropaganda- und Imitation zur Innovationsdiffusion bei. Empirische Hinweise auf die Existenz des vorausschauenden Käuferverhaltens auf High-Tech-Märkten konnten gefunden werden, das seit geraumer Zeit von Praktikern und einigen Wissenschaftlern anekdotenhaft diskutiert wird. Die Evolution eines High-Tech-Marktes wird durch Interaktionen von aktuellen und potenziellen Nutzern, Herstellern, Anbietern komplementärer Produkte und Händlern vorangetrieben, wobei der entscheidende Impuls in der Wachstumsphase von den aktuellen Nutzern ausgeht.

Ein aus prognosetechnischer Sicht wichtiges Ergebnis der vorliegenden Arbeit ist die systematische Zusammenfassung potenziell relevanter qualitativer und quantitativer Prognosemethoden und -modelle im Hinblick auf deren Einsetzbarkeit bei der Entwicklung des eigenen Ansatzes. Das Augenmerk richtete sich dabei vor allem auf deren neueren Entwicklungen, auf ihre Eignung für High-Tech-Märkte und auf die in der Literatur berichtete Prognosegenauigkeit. Während in der Praxis bei der Prognose für technologische Innovationen nach wie vor die qualitativen Prognosemethoden (Expertenschätzungen und Analogie) dominieren, setzt das akademische Umfeld trotz ihrer zweifelhaften Prognosequalität weiterhin auf Diffusionsmodelle. Um ihre unzureichende Prognosegenauigkeit zu erhöhen, wird auf der einen Seite versucht, die Spezifikation zu verbessern. Diese Bemühungen führen u.a. zur Flexibilisierung der Diffusionskurve, zur Berücksichtigung von Marketingvariablen und zur Abbildung von mehr Adoptionsphasen. Dabei wird eine gewisse Konvergenz des Diffusionsmodells mit dem PH-Modell und dem Multizustand-Flussmodell beobachtet. Auf der anderen Seite finden Bemühungen statt, die Modellkalibrierung zu optimieren, indem zusätzliche Informationen aus Expertenschätzungen oder der Analogie genutzt werden (Bayer-Ansatz). Ökonometrische Modelle, die sich bei

konventionellen Produktkategorien bewährt haben, werden zur Absatzprognose für technologische Innovationen nur selten herangezogen. Eine Ausnahme stellt ein multiplikatives Regressionsmodell dar, das speziell für Konsumelektronikinnovationen als eine Alternative zu Diffusionsmodellen entwickelt wurde. Diskrete Auswahlmodelle werden auf High-Tech-Märkten in erster Linie als Beschreibungsmodelle zur Analyse des branchenspezifischen Käuferverhaltens eingesetzt. Deren Prognosequalität bleibt in den meisten Fällen verborgen.

Die Entwicklung des auf die Zielvorgabe zugeschnittenen Prognosemodells begann mit der sequentiellen Selektion der im zweiten Kapitel diskutierten Prognosemethoden und -modelle. In der ersten Stufe wurde sich für den Einsatz eines quantitativen Prognosemodells entschieden, da die empirischen Studien in der einschlägigen Literatur auf die grundsätzliche Überlegenheit statistischer Modelle gegenüber subjektiven Methoden hinweisen. Gleichzeitig wurde beschlossen, im Rahmen eines quantitativen Modells qualitative Methoden gezielt einzusetzen, um verhältnismäßig wenige Beobachtungen durch andere Informationsquellen (Daten vergleichbarer Fälle in der Vergangenheit und Expertenschätzungen) auszugleichen. In der zweiten Stufe fiel die Entscheidung aufgrund der allgemeinen Erkenntnisse in der Prognoseliteratur und der aus der Marketingliteratur jüngst gelieferten Indizien anstatt auf ein einfaches Zeitreihenmodell auf ein Modell mit kausalen Variablen. Unter den Modellen, bei denen sich kausale Variablen berücksichtigen lassen, fiel die Entscheidung auf ein diskretes Auswahlmodell, weil es die Berücksichtigung der Marktsättigung ermöglicht und den tatsächlichen Effekt der erklärenden Variablen auf die Kaufwahrscheinlichkeit wiedergibt. Zur Abbildung des ersatzbedingten Absatzes wurde zusätzlich die Anwendung des Hazard-Raten-Ansatzes beschlossen. Alle potenziell relevanten kausalen Faktoren wurden auf Basis des im ersten Kapitel gewonnenen Wissens aufgelistet. Die anschließende Aussortierung anhand von vier prognoserelevanten Kriterien überstanden die Variablen „Nutzerzahl“, „Preis in der aktuellen und in den zukünftigen Perioden“ sowie „Produktalter“. Das erarbeitete Gerüst konnte in Form eines konzeptionellen Flussmodells dargestellt werden. Zum Abschluss wurden die erforderlichen Details – von der mathematischen Spezifikation der Modellkomponenten über die Operationalisierung der Variablen bis hin zu Kalibrierung der Parameter – ausgearbeitet.

In der empirischen Studie konnte die überragende Prognosefähigkeit des in Kapitel 3 entwickelten Modells gegenüber den in der Literatur bekannten Benchmark-Modellen validiert werden. Obgleich es hinsichtlich der Anpassung keine nennenswerten Unterschiede zwischen den Modellen gibt, ist die Variation hinsichtlich der Prognosegenauigkeit beträchtlich. Während das eigene Modell in allen drei untersuchten Produktkategorien ausnahmslos zuverlässige Prognosen ermöglicht, variiert die Prognosegenauigkeit der Benchmark-Modelle von Fall zu Fall stark. So ist die Prognoseleistung der Diffusionsmodelle unter anderem davon abhängig, ob die tatsächliche Absatzkurve annähernd symmetrisch oder erkennbar asymmetrisch ist. Beim Regressionsmodell von *Golder, Tellis* (1998) sind genaue

Prognosen nur im konvex steigenden Abschnitt der Absatzkurven möglich. Bemerkenswert ist zudem, dass das vorgeschlagene Modell im Gegensatz zu den Benchmark-Modellen in Übergangsphasen eintretende, ruckartige Beschleunigungen bzw. Verlangsamungen der Wachstumsrate korrekt prognostizieren kann. Die sehr gute Prognosequalität des eigenen Modells ist darauf zurückzuführen, dass die vorhandenen Prognosetechniken im Vorfeld sorgfältig ausgewählt und auf eine effiziente Weise eingesetzt wurden, und dass die Auswahl der erklärenden Variablen auf der eingehenden Untersuchung des branchenspezifischen Marktmechanismus basiert.

Das vorgeschlagene Prognosemodell erfüllt die von *Little* (1970) formulierten vier Kriterien für anwendungsrelevante Marketingmodelle: Das Modell hat eine einfache und verständliche Struktur, berücksichtigt alle relevanten Aspekte des Absatzmechanismus auf High-Tech-Märkten, kann je nach Bedarf vereinfacht oder erweitert werden und zeichnet sich durch eine überragende Prognosequalität aus. Somit ist das Modell für den Einsatz in der Praxis geeignet, wenn zuverlässige Absatzprognosen als Grundlage für die Management- und Marketingplanung benötigt werden. Wie auf dem DVD-Player/-Rekorder- und dem CD-Player-Markt ersichtlich wurde, neigen die Benchmark-Modelle (insbesondere das Bass-Modell und das Regressionsmodell von *Golder, Tellis* (1998)) dazu, den Absatzhöhepunkt in einem erheblichen Maße zu überschätzen. Das auf Seite 1 beschriebene Beispiel aus dem LCD-Fernseher-Markt hat verdeutlicht, dass solche überoptimistische Absatzprognosen schwerwiegende wirtschaftliche Schäden anrichten können (vgl. hierzu auch Anhang D).

Die Ergebnisse der empirischen Studie deuten darauf hin, dass weitere Bemühungen zur Verbesserung der Prognoseleistung von Diffusionsmodellen durch kompliziertere Spezifikationen oder raffiniertere Kalibrierungsverfahren zumindest im Konsumelektronikbereich nicht unbedingt lohnenswert sind. Stattdessen sollte versucht werden, wie in der vorgelegten Arbeit, ein möglichst einfaches Modell auf der nutzentheoretischen Grundlage zu entwickeln. Sollten dennoch Diffusionsmodelle angewendet werden, könnten Überlegungen angestellt werden, ein geeignetes Diffusionsmodell in Zusammenhang mit innovationsspezifischen Entwicklungsgeschichten auszuwählen. Eine Möglichkeit besteht darin, anhand der in Unterabschnitt 1.3.1 erläuterten Kriterien die Evolutionsphase zu identifizieren, in der sich die zu untersuchende Innovation zum Zeitpunkt der kommerziellen Einführung befindet, und dementsprechend ein Modell mit einer symmetrischen oder asymmetrischen Diffusionskurve anzuwenden. Weitere Forschungsarbeit wäre erstrebenswert, um den in dieser Arbeit vermuteten Zusammenhang des Zeitpunkts der offiziellen Markteinführung und der Form der Diffusionskurve zu bestätigen.

Zukünftige Aktivitäten im Zusammenhang mit dem vorgeschlagenen Prognosemodell sollten sich auf weitere empirische Untersuchungen konzentrieren:

1. Anwendung auf weitere Produktkategorien: Es sollte geprüft werden, ob das vorgeschlagene Prognosemodell auch in anderen Produktkategorien zuverlässig funktioniert. Bei von Anfang an preiswerten High-Tech-Innovationen ist zu erwarten, dass die Diffusion mehr auf eine soziale Ansteckung und weniger auf zunehmende Erschwinglichkeit zurückzuführen ist.
2. Empirische Validierung der Erweiterungen: Der erste Erweiterungsvorschlag betrifft die Modellspezifikation. Empirisch validiert werden sollten die in Abschnitt 3.3 ausgeführten Erweiterungen zur Berücksichtigung der Verbraucherheterogenität und weiterer Adoptionsphasen. Zweitens könnte der Data-Pooling-Ansatz bei Modellkalibrierung angewendet werden. Dies würde den Einsatz des Prognosemodells bereits kurz nach (evtl. sogar vor) der Markteinführung ermöglichen. Drittens könnte die Effizienz der Multi-Prognose gegenüber Einzelprognosen geprüft werden<sup>74</sup>. Zur Kombination von Prognosen können neben dem vorgeschlagenen Modell Diffusionsmodelle (z.B. Bass-Modell und Gompertz-Kurve) und qualitative Methoden (z.B. Expertenschätzungen und Kaufabsichtsanalyse) herangezogen werden, wobei die Einzelprognosen durch die Ermittlung des einfachen oder gewichteten Durchschnitts zu einer gemeinsamen Prognose zusammengeführt werden.

*„Anything that won't sell, I don't want to invent. Its sale is proof of utility and utility is success.”*

Thomas A. Edison

---

<sup>74</sup> Mehrere empirische Studien (z.B. Blattberg, Hoch (1990), Armstrong, Morwitz, Kumar (2000)) in der Literatur zeigen, dass die Prognosegenauigkeit durch die Kombination verschiedener Prognosen erhöht werden kann (vgl. hierzu auch Armstrong (1985, S.292)).

---

## Literaturverzeichnis

- Abe, M.; Katahira, H. (2001):** An Evolutionary Model of New Product Tracking with Multiple Data Sets, Discussion Paper, No. 79, Faculty of Economics, University of Tokyo.
- Abernathy, W.J.; Utterback, J.M. (1978):** Patterns of Industrial Innovation, *Technology Review*, Vol. 80, No. 7, 40-47.
- Agarwal, R.; Bayus, B.L. (2002):** The Market Evolution and Sales Take-Off of Product Innovations, *Management Science*, Vol. 48, Issue 8, 1024-1041.
- Allen, G.; Fildes, R. (2001):** Econometric Forecasting, in: Armstrong, J.S. (Eds.): *Principles of Forecasting*, Boston, Kluwer Academic Publishers.
- Allison, P.D. (1984):** *Event History Analysis: Regression for Longitudinal Event Data*, London, Sage Publications.
- Armstrong, J.S. (1985):** *Long-Range Forecasting: From Crystal Ball to Computer*, 2<sup>nd</sup> Edition, New York, Wiley Interscience.
- Armstrong, J.S. (2001):** *Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Armstrong, J.S.; Morwitz, V.G.; Kumar, V. (2000):** Sales Forecasts for Existing Consumer Products and Services: Do Purchase Intentions Contribute to Accuracy?, *International Journal of Forecasting*, Vol. 16, 383-397.
- Assmus, G. (1975):** Newprod: The Design and Implementation of a New Product Model, *Journal of Marketing*, Vol. 39, No. 1, 16-23.
- Bailey, C.D.; Gupta, S. (1999):** Judgement in Learning-Curve Forecasting: A Laboratory Study, *Journal of Forecasting*, Vol. 18, Issue 1, 39-57.
- Bailey, C.D.; McIntyre, E.V. (1992):** Some Evidence on the Nature of Relearning Curves, *The Accounting Review*, Vol. 67, 368-378.
- Bass, F.M. (1969):** A New Product Growth Model for Consumer Durables, *Management Science*, Vol. 15, 215-227.
- Bass, F.M.; Jain, D.; Krishnan, T. (2000):** Modeling the Marketing-Mix Influence in New-Product Diffusion, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Bass, F.M.; Krishnan, T.V.; Jain, D.C. (1994):** Why the Bass Model Fits without Decision Variables, *Marketing Science*, Vol. 13, No. 3, 203-223.
- Bayus, B.L. (1987):** Forecasting Sales of New Contingent Products: An Application to the Compact Disc Market, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 4, 243-255.
- Bayus, B.L. (1988):** Accelerating the Durable Replacement Cycle with Marketing Mix Variables, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 5, 216-226.

- Bayus, B.L. (1993):** High-Definition Television: Assessing Demand Forecasts for a Next Generation Consumer Durable, *Management Science*, Vol. 39, No. 11, 1319-1333.
- Bayus, B.L.; Gupta, S. (1992):** An Empirical Analysis of Consumer Durable Replacement Intentions, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 9, 257-267.
- Bayus, B.L.; Hong, S.; Labe, R.P. (1989):** Developing and Using Forecasting Models of Consumer Durables: The Case of Color Television, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 6, 5-19.
- Bayus, B.L.; Kim, N.; Shocker, A.D. (2000):** Growth Models for Multiproduct Interactions: Current Status and New Directions, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Blattberg, R.C.; Hoch, S.J. (1990):** Database Models and Managerial Intuition: 50% Model + 50% Manager, *Management Science*, Vol. 36, No. 8, 887-899.
- Boone, D.S.; Lemon, K.N.; Staelin, R. (2001):** The Impact of Firm Introductory Strategies on Consumers' Perceptions of Future Product Introductions and Purchase Decisions, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 18, 96-109.
- Bottomley, P.A.; Fildes, R. (1998):** The Role of Prices in Models of Innovation Diffusion, *Journal of Forecasting*, Vol. 17, 539-555.
- Bretschneider, S.I.; Mahajan, V. (1980):** Adaptive Technological Substitution Models, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 18, 129-139.
- Bridges, E.; Ensor, K.B.; Norton, J.A. (1993):** Forecasting the Number of Competing Products in High-Technology Markets, *International Journal of Forecasting*, Vol. 9, No. 3, 399-405.
- Bridges, E.; Yim, C.K.; Briesch, R.A. (1995):** A High-Tech Product Market Share Model with Customer Expectations, *Marketing Science*, Vol. 14, No. 1, 61-81.
- Bunch, D.S.; Batsell, R.R. (1989):** A Monté Carlo Comparison of Estimators for the Multinomial Logit Model, *Journal of Marketing Research*, Vol. 26, No. 1, 56-68.
- Chatterjee, R.; Eliashberg, J.; Rao, V.R. (2000):** Dynamic Models Incorporating Competition, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Chou, C.F.; Shy, O. (1990):** Network Effects without Network Externalities, *International Journal of Industrial Organization*, Vol. 8, 259-270.
- Church, J.; Gandal, N. (1992):** Network Effects, Software Provision, and Standardization, *Journal of Industrial Economics*, Vol. 40, No. 1, 85-103.
- Church, J.; Gandal, N.; Krause, D. (2002):** Indirect Network Effects and Adoption Externalities, Tel-Aviv University, Foerder Institute for Economic Research, Working Paper 02-30.
- Cox, D.R. (1972):** Regression Models and Life-Tables, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, Vol. 34, No. 2, 187-220.
- Cox, D.R.; Oakes, D. (1984):** *Analysis of Survival Data*, London, Chapman and Hall.
- Dahan, E.; Hauser, J.R. (2002):** The Virtual Customer, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 19, 332-353.

- Danaher, P.J.; Hardie, B.G.S.; Putsis, W.P. (2001):** Marketing-Mix Variables and the Diffusion of Successive Generations of a Technological Innovation, *Journal of Marketing Research*, Vol. 38, 501-514.
- Decker, R. (1994):** Analyse und Simulation des Kaufverhaltens auf Konsumgütermärkten, Frankfurt, Lang.
- Decker, R.; Wagner, R. (2002):** Marketingforschung: Methoden und Modelle zur Bestimmung des Käuferverhaltens, München, Redline Wirtschaft bei Verlag Moderne Industrie.
- Dekimpe, M.G.; Parker, P.M.; Sarvary, M. (1998):** Staged Estimation of International Diffusion Models: An Application to Global Cellular Telephone Adoption, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 57, 105-132.
- Dekimpe, M.G.; Parker, P.M.; Sarvary, M. (2000):** Multimarket and Global Diffusion, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Deleersnyder, B; Dekimpe, M.G.; Sarvary, M.; Parker, P.M. (2003):** Weathering Tight Economic Times: The Sales Evolution of Consumer Durables over the Business Cycle, *ERIM Report Series ERS-2003-046-MKT*, Erasmus Universiteit Rotterdam.
- De Pelsmacker, P. (1990):** A Structural Model of the Demand for New Cars in Belgium, *Applied Economics*, Vol. 22, 669-686.
- Dhebar, A. (1996):** Speeding High-Tech Producer, Meet the Balking Consumer, *Sloan Management Review*, Winter, 37-49.
- Dranove, D.; Gandal, N. (2003):** The DVD versus DIVX Standard War: Empirical Evidence of Network Effects and Preannouncement Effects, *Journal of Economics and Management Strategy*, Vol. 12, No. 3, 363-386.
- Duncan, G.T.; Gorr, W.L.; Szczypula, J. (2001):** Forecasting Analogous Time Series, in: Armstrong, J.S. (Eds.): *Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Dunn, D.; Hulak, J.; White, D.S. (1999):** Segmenting High-Tech Markets: A Value-Added Taxonomy, *Marketing Intelligence and Planning*, Vol. 17, No. 4, 186-191.
- Easingwood, C.J. (1989):** An Analogical Approach to the Long Term Forecasting of Major New Product Sales, *International Journal of Forecasting*, Vol. 5, 69-82.
- Easingwood, C.J.; Lunn, S.O. (1992):** Diffusion Paths in a High-Tech Environment: Clusters and Commonalities, *R&D Management*, Vol. 22, No. 1, 69-80.
- Easingwood, C.J.; Mahajan, V.; Muller, E. (1981):** A Nonsymmetric Responding Logistic Model for Forecasting Technological Substitution, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 20, 199-213.
- Easingwood, C.J.; Mahajan, V.; Muller, E. (1983):** A Nonuniform Influence Innovation Diffusion Model of New Product Acceptance, *Marketing Science*, Vol. 2, No. 3, 273-295.
- Elberse, A.; Ladrón-de-Guevara, A.; Putsis, W. (2002):** Diffusion of Complementary Products with Network Externalities in an International Context: PC and Internet

- Diffusion, Proceedings, the 31<sup>th</sup> European Marketing Academy Conference, Braga, Portugal.
- Erdem, T.; Keane, M.P; Strebel, J. (2003):** Learning About Computers: An Analysis of Information Search and Technology Choice, Working Paper, Haas School of Business, Berkeley.
- Eurostat (1999):** Statistik kurzgefaßt: Forschung und Entwicklung, Thema 9 - 1/1999.
- Fader, P.S.; Hardie, B.G.S. (2003):** Can We Infer „Trial and Repeat“ Numbers from Aggregate Sales Data, Working Paper, Wharton School, University of Pennsylvania.
- Farrell, J.; Saloner, G (1985):** Standardization, Compatibility, and Innovation, RAND Journal of Economics, Vol. 16, No. 1, 70-83.
- Fernandez, V. (1999):** Forecasting Home Appliances Sales: Incorporating Adoption and Replacement, Journal of International Consumer Marketing, Vol. 12, No. 2, 39-61.
- Floyd, A. (1962):** Trend Forecasting: A Methodology for Figure of Merit, in: Bright, J. (Eds.): Technological Forecasting for Industry and Government: Methods and Applications, New Jersey, Prentice-Hall.
- FOCUS Medialine (2000):** Communication Networks 4.0, FOCUS Marktanalysen, [www.medialine.de/marktanalysen](http://www.medialine.de/marktanalysen), Zugriff am 10.02.2002.
- Fourt, L.A.; Woodlock, J.W. (1960):** Early Prediction of Market Success for New Grocery Products, Journal of Marketing, Vol. 25, No. 2, 31-38.
- Frels, J.K.; Shervani, T.; Srivastava, R.K. (2003):** The Integrated Networks Model: Explaining Resource Allocation in Network Markets, Journal of Marketing, Vol. 67, No. 1, 29-45.
- Gandal, N.; Kende, M; Rob, R. (2000):** The Dynamics of Technological Adoption in Hardware/Software Systems: The Case of Compact Disc Players, Rand Journal of Economics, Vol. 31, No. 1, 43-61.
- Garcia, R.; Calantone, R. (2002):** A Critical Look at Technological Innovation Typology and Innovativeness Terminology: A Literature Review, Journal of Product Innovation Management, Vol. 19, 110-132.
- Gatignon, H.; Anderson, E. (2001):** Inter-Channel Competition and New Product Diffusion: Market Making, Market Taking, and Competitive Effects in Several European Countries, Working Paper, INSEAD.
- Gatignon, H.; Robertson, T.S. (1985):** A Propositional Inventory for New Diffusion Research, Journal of Consumer Research, Vol. 11, 849-867.
- Gesellschaft für Unterhaltungs- und Kommunikationselektronik (2005):** Glossar, [www.gfu.de](http://www.gfu.de), Zugriff am 05.08.2005.
- Givon, M.; Mahajan, V.; Muller, E. (1995):** Software Piracy: Estimation of Lost Sales and the Impact on Software Diffusion, Journal of Marketing, Vol. 59, 29-37.
- Givon, M.; Mahajan, V.; Muller, E. (1997):** Assessing the Relationship between the User-Based Market Share and Unit Sales-Based Market Share for Pirated Software Brands in Competitive Markets, Technological Forecasting and Social Change, Vol. 55, 131-144.

- Glass, G.V. (1976):** Primary, Secondary, and Meta-Analysis of Research, Educational Researcher, Vol. 5, No. 10, 3-8.
- Goldenberg, J.; Libai, B.; Muller, E. (2001a):** Using Complex Systems Analysis to Advance Marketing Theory Development: Modeling Heterogeneity Effects on New Product Growth through Stochastic Cellular Automata, Academy of Marketing Science Review, No. 9, <http://www.amsreview.org/articles/goldenberg09-2001.pdf>, accessed 27.04.2003.
- Goldenberg, J.; Libai, B.; Muller, E. (2001b):** Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth, Marketing Letters, Vol. 12, No. 3, 211-223.
- Goldenberg, J.; Libai, B.; Muller, E. (2002):** Riding the Saddle: How Cross-Market Communications Can Create a Major Slump in Sales, Journal of Marketing, Vol. 66, 1-16.
- Goldenberg, J.; Libai, B.; Muller, E. (2003):** Is the Bandwagon Rolling? The Chilling Effect of Network Externalities on New Product Growth, Working Paper, Tel-Aviv University.
- Golder, P.N.; Tellis, G.J. (1997):** Will It Ever Fly? Modeling the Takeoff of Really New Consumer Durables, Marketing Science, Vol. 16, No. 3, 256-270.
- Golder, P.N.; Tellis, G.J. (1998):** Beyond Diffusion: An Affordability Model of the Growth of New Consumer Durables, Journal of Forecasting, Vol. 17, 259-280.
- Green, P.E.; Srinivasan, V. (1990):** Conjoint Analysis in Marketing: New Developments with Implications for Research and Practice, Journal of Marketing, Vol. 54, No. 4, 3-19.
- Gröbler, A.; Thun, J.-H. (2002):** Policies Influencing the Diffusion of Instant Messaging, Proceedings of the 20<sup>th</sup> International Conference of the System Dynamics Society, Palermo, Italy.
- Gröbler, A.; Thun, J.-H.; Milling, P.M. (2001):** The Diffusion of Goods Considering Network Effects: A System Dynamics-Based Approach, Working Paper, Industrieseminar der Universität Mannheim.
- Grove, W.M.; Meehl, P.E. (1996):** Comparative Efficiency of Informal (Subjective, Impressionistic) and Formal (Mechanical, Algorithmic) Prediction Procedures: The Clinical-Statistical Controversy, Psychology, Public Policy, and Law, Vol. 2, 293-323.
- Gupta, S.; Jain, D.C.; Sawhney, M.S. (1999):** Modeling the Evolution of Markets with Indirect Network Externalities: An Application to Digital Television, Marketing Science, Vol. 18, No. 3, 396-416.
- Haldar, S.; Rao, V.R. (1998):** A Micro-Analytic Threshold Model for the Timing of First Purchases of Durable Goods, Applied Economics, Vol. 30, 959-974.
- Harrell, S.; Taylor, E.D. (1981):** Modeling the Product Life Cycle for Consumer Durables, Journal of Marketing, Vol. 45, 68-75.

- Harvey, N. (2001):** Improving Judgement in Forecasting, in: Armstrong, J.S. (Eds.): Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Hauser, J.R.; Wisniewski, K.J. (1982):** Application, Predictive Test, and Strategy Implications for a Dynamic Model of Consumer Response, *Marketing Science*, Vol. 1, No. 2, 143-179.
- Helsen, K.; Schmittlein, D.C. (1993):** Analyzing Duration Times in Marketing: Evidence for the Effectiveness of Hazard Rate Models, *Marketing Science*, Vol. 11, No. 4, 395-414.
- Hendry, I. (1972):** The Three Parameter Approach to Long Range Forecasting, *Long Range Planning*, Vol. 51, 40-45.
- Hoerl, A.E.; Kennard, R.W. (1976):** Ridge Regression: Iterative Estimation of the Biased Parameter, *Communication in Statistics*, Vol. A5, No. 1, 77-88.
- Horsky, D. (1990):** A Diffusion Model Incorporating Product Benefits, Price, Income and Information, *Marketing Science*, Vol. 9, No. 4, 342-365.
- Horsky, D.; Simon, L.S. (1983):** Advertising and the Diffusion of New Products, *Marketing Science*, Vol. 2, No. 1, 1-17.
- Inceoglu, F.; Park, M. (2003):** Diffusion of a New Product under Network Effects: The Case of U.S. DVD Player Market, Working Paper, Boston University.
- Islam, T.; Fiebig, D.G.; Meade, N. (2002):** Modeling Multinational Telecommunication Demand with Limited Data, *International Journal of Forecasting*, Vol. 18, 605-624.
- Islam, T.; Meade, N. (1997):** The Diffusion of Successive Generations of a Technology: A More General Model, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 56, 49-60.
- Jain, D.C. (1992):** Marketing Mix Effects on the Diffusion of Innovations, Working Paper, Kellogg Graduate School of Management, Northwestern University.
- Jain, D.C.; Mahajan, V.; Muller, E. (1991):** Innovation Diffusion in the Presence of Supply Restrictions, *Marketing Science*, Vol. 10, No. 1, 83-90.
- Jain, D.C.; Rao, R.C. (1985):** Effect of Price on the Demand for Durables, Working Paper, School of Management and Administration, University of Texas at Dallas.
- Jain, D.C.; Rao, R.C. (1990):** Effect of Price on the Demand for Durables: Modeling, Estimation, and Findings, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 8, No. 2, 163-170.
- Jain, D.C.; Vilcassim, N.J. (1991):** Investigating Household Purchase Timing Decisions: A Conditional Hazard Function Approach, *Marketing Science*, Vol. 10, No. 1, 1-23.
- Jamieson, L.F.; Bass, F.M. (1989):** Adjusting Stated Intention Measures to Predict Trial Purchase of New Products: A Comparison of Models and Methods, *Journal of Marketing Research*, Vol. 26, No. 3, 336-345.
- Jeuland, A. (1981):** Parsimonious Models of Diffusion of Innovation: Derivations and Comparisons, Working Paper, Graduate School of Business, University of Chicago.
- John, G.; Weiss, A.M.; Dutta, S. (1999):** Marketing in Technology-Intensive Markets: Toward a Conceptual Framework, *Journal of Marketing*, Vol. 63, 78-91.

- Johnson, W.C.; Bhatia, K. (1997):** Technological Substitution in Mobile Communications, *Journal of Business and Industrial Marketing*, Vol. 12, No. 6, 383-399.
- Jun, D.B.; Kim, S.K.; Park, Y.S.; Park, M.H.; Wilson, A.R. (2002):** Forecasting Telecommunication Service Subscribers in Substitutive and Competitive Environments, *International Journal of Forecasting*, Vol. 18, 561-581.
- Jun, D.B.; Park, Y.S. (1999):** A Choice-Based Diffusion Model for Multiple Generations of Products, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 61, 45-58.
- Kahn, K.B. (2002):** An Exploratory Investigation of New Product Forecasting Practices, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 19, 133-143.
- Kalish, S. (1985):** A New Product Adoption Model with Price, Advertising, and Uncertainty, *Management Science*, Vol. 31, No. 12, 1569-1585.
- Kalish, S.; Lilien, G.L. (1986):** Applications of Innovation Diffusion Models in Marketing, in: Mahajan, V.; Wind, Y. (Eds.): *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, Cambridge, Massachusetts, Ballinger.
- Kamakura, W.A.; Balasubramanian, S.K. (1987):** Long-Term Forecasting with Innovation Diffusion Models: The Impact of Replacement Purchases, *Journal of Forecasting*, Vol. 6, 1-19.
- Kamakura, W.A.; Balasubramanian, S.K. (1988):** Long-Term View of the Diffusion of Durables: A Study of the Role of Price and Adoption Influence Processes via Tests of Nested Models, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 5, 1-13.
- Kamakura, W.A.; Russell, G.J. (1989):** A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure, *Journal of Marketing Research*, Vol. 26, No. 4, 379-390.
- Karaca-Mandic, P. (2004):** Network Effects in Technology Adoption: The Case of DVD Players, Job Market Paper, [http://socrates.berkeley.edu/~pinark/jobpaper\\_Pinar.pdf](http://socrates.berkeley.edu/~pinark/jobpaper_Pinar.pdf), accessed 11.01.2004.
- Karshenas, M.; Stoneman, P.L. (1993):** Rank, Stock, Order, and Epidemic Effects in the Diffusion of New Process Technologies: An Empirical Model, *RAND Journal of Economics*, Vol. 24, No. 4, 503-528.
- Katz, M.L.; Shapiro, C. (1985):** Network Externalities, Competition and Compatibility, *American Economic Review*, Vol. 75, 424-440.
- Kim, N.; Bridges, E.; Srivastava, R.K. (1999):** A Simultaneous Model for Innovative Product Category Sales Diffusion and Competitive Dynamics, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 16, 95-111.
- Kim, N.; Chang, D.R.; Shocker, A.D. (2000):** Modeling Intercategory and Generational Dynamics for a Growing Information Technology Industry, *Management Science*, Vol. 46, No. 4, 496-512.
- Kim, N.; Han, J.K.; Srivastava, R.K. (2002):** A Dynamic IT Adoption Model for the SOHO Market: PC Generational Decisions with Technological Expectations, *Management Science*, Vol. 48, No. 2, 222-240.

- Kim, S.-H.; Srinivasan, V. (2003):** A Multiattribute Model of the Timing of Buyers' Upgrading to Improved Versions of High Technology Products, Research Paper, Stanford Graduate School of Business.
- Krishnan, T.V.; Bass, F.M.; Kumar, V. (2000):** Impact of a Late Entrant on the Diffusion of a New Product/Service, *Journal of Marketing Research*, Vol. 37, Issue 2, 269-278.
- Krishnan, T.V.; Seetharaman, S. (2002):** A Flexible Class of Purchase Incidence Models, *Review of Marketing Science Working Papers*, Vol. 1, Issue 3.
- Lattin, J.M.; Roberts, J.H. (1988):** Modeling the Role of Risk Adjusted Utility in the Diffusion of Innovations, Research Paper 1019, Graduate School of Business, Stanford University.
- Lee, J.; Boatwright, P.; Kamakura, W.A. (2003):** A Bayesian Model for Prelaunch Sales Forecasting of Recorded Music, *Management Science*, Vol. 49, No. 2, 179-196.
- Le Nagard-Assayag, E.; Manceau, D. (2001):** Modeling the Impact of Product Preannouncements in the Context of Indirect Network Externalities, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 18, 203-219.
- Lenk, P.J.; Rao, A.G. (1990):** New Models From Old: Forecasting Product Adoption by Hierarchical Bayes Procedures, *Marketing Science*, Vol. 9, No. 1, 42-52.
- Lewis, L.F. (1986):** *Optimal Estimation*, New York, John Wiley & Sons.
- Lilien, G.L.; Rao, A.G.; Kalish, S. (1981):** Bayesian Estimation and Control of Detailing Effort in a Repeat Purchase Diffusion Environment, *Management Science*, Vol. 27, No. 5, 493-506.
- Little, J.D.C. (1970):** Models and Managers: The Concept of A Decision Calculus, *Management Science*, Vol. 16, B466-B485.
- Lynn, G.S.; Schnaars, S.P.; Skov, R.B. (1999):** Survey of New Product Forecasting Practices in Industrial High Technology and Low Technology Businesses, *Industrial Marketing Management*, Vol. 28, 565-571.
- MacGregor, D.G. (2001):** Decomposition for Judgmental Forecasting and Estimation, in: Armstrong, J.S. (Eds.): *Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Mahajan, V.; Mason, C.H.; Srinivasan, V. (1986):** An Evaluation of Estimation Procedures for New Product Diffusion Models, in: Mahajan, V.; Wind, Y. (Eds.): *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, Cambridge, Massachusetts, Ballinger.
- Mahajan, V.; Muller, E. (1979):** Innovation Diffusion and New Product Growth Models in Marketing, *Journal of Marketing*, Vol. 43, 55-68.
- Mahajan, V.; Muller, E. (1996):** Timing, Diffusion, and Substitution of Successive Generations of Technological Innovations: The IBM Mainframe Case, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 51, 109-132.
- Mahajan, V.; Muller, E.; Bass, F.M. (1990):** New Product Diffusion Models in Marketing: A Review and Directions for Research, *Journal of Marketing*, Vol. 54, 1-26.

- Mahajan, V.; Muller, E.; Kerin, R.A. (1984):** Introduction Strategy for New Products with Positive and Negative Word-of-Mouth, *Management Science*, Vol. 30, No. 12, 1389-1404.
- Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (2000a):** *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Mahajan, V.; Muller, E.; Wind, Y. (2000b):** *New-Product Diffusion Models from Theory to Practice*, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Mahajan, V.; Peterson, R.A. (1978):** Innovation Diffusion in a Dynamic Potential Adopter Population, *Management Science*, Vol. 24, No. 15, 1589-1597.
- Mahajan, V.; Sharma, S.; Buzzell, R.D. (1993):** Assessing the Impact of Competitive Entry on Market Expansion and Incumbent Sales, *Journal of Marketing*, Vol. 57, No. 3, 39-52.
- Mahajan, V.; Wind, Y. (1986):** *Innovation Diffusion Models of New Product Acceptance*, Cambridge, Massachusetts, Ballinger.
- Mansfield, E. (1961):** Technical Change and the Rate of Imitation, *Econometrica*, Vol. 29, No. 4, 741-766.
- Mathur, S.S. (1984):** Competitive Industrial Marketing Strategies, *Long Range Planning*, Vol. 17, No. 4, 102-109.
- McFadden, D. (1974):** Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior, in: Zarembka, P. (Eds.): *Frontiers in Econometrics*, New York, Academic Press.
- McFadden, D. (1978):** Modelling the Choice of Residential Location, in: Karlqvist, A.; Lundqvist, L. (Eds.): *Spatial Interaction Theory and Planning Models*, Amsterdam, North-Holland, 75-96.
- Meade, N.; Islam, T. (1995):** Forecasting with Growth Curves: An Empirical Comparison, *International Journal of Forecasting*, Vol. 11, 199-215.
- Melnikov, O. (2000):** Demand for Differentiated Durable Products: The Case of the U.S. Computer Printer Market, Working Paper, Yale University Department of Economics.
- Midgley, D.F. (1976):** A Simple Mathematical Theory of Innovative Behavior, *Journal of Consumer Research*, Vol. 3, 31-41.
- Mohr, J.J. (2001):** *Marketing of High-Technology Products and Innovations*, New Jersey, Prentice-Hall.
- Moore, G.A. (1999):** *Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers*, Revised Edition, New York, Harper Business.
- Morwitz, V.G. (2001):** Methods for Forecasting from Intentions Data, in: Armstrong, J.S. (Eds.): *Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Nair, H.; Chintagunta, P.; Dubé, J.-P. (2004):** Empirical Analysis of Indirect Network Effects in the Market for Personal Digital Assistants, *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 2, No. 1, 23-58.

- Neelamegham, R.; Chintagunta, P.K. (1999):** A Bayesian Model to Forecast New Product Performance in Domestic and International Markets, *Marketing Science*, Vol. 18, No. 2, 115-136.
- Neelamegham, R.; Chintagunta, P.K. (2004):** Modeling and Forecasting the Sales of Technology Products, *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 2, No. 3, 195-232.
- NIST/SEMATECH (2004):** e-Handbook of Statistical Methods, <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>, Zugriff am 22.11.2003.
- Norton, J.A.; Bass, F.M. (1987):** A Diffusion Theory Model of Adoption and Substitution for Successive Generations of High-Technology Products, *Management Science*, Vol. 33, No. 9, 1069-1086.
- Oates, T.A; Spencer, M.H. (1962):** A System of Retirement Frequencies for Depreciable Assets, *The Accounting Review*, Vol. 37, 452-459.
- Ohashi, H. (2003):** The Role of Network Externalities in the US VCR Market 1978-86, *Journal of Economics and Management Strategy*, Vol. 12, Issue 4, 447-616.
- Olson, J.; Choi, S. (1985):** A Product Diffusion Model Incorporating Repeat Purchases, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 27, 385-397.
- Pae, J.H.; Hyun, J.S. (2002):** The Impact of Technology Advancement Strategies on Consumers' Patronage Decisions, Vol. 19, No. 5, 375-383.
- Parker, P.M. (1993):** Choosing among Diffusion Models: Some Empirical Evidence, *Marketing Letters*, Vol. 4, No. 1, 81-94.
- Parker, P.M. (1994):** Aggregate Diffusion Forecasting Models in Marketing: A Critical Review, *International Journal of Forecasting*, Vol. 10, 353-380.
- Parker, P.M.; Gatignon, H. (1994):** Specifying Competitive Effects in Diffusion Models: An Empirical Analysis, *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 11, 17-39.
- Peterson, R.A.; Mahajan, V. (1978):** Multi-Product Growth Models, *Research in Marketing*, Vol. 1, 201-231.
- Prince, J.T. (2004):** Measuring the Digital Divide: Structural Estimation of the Demand for Personal Computers, Job Market Paper, Northwestern University.
- Pringle, L.G.; Wilson, R.D.; Brody, E.I. (1982):** News: A Decision-Oriented Model for New Product Analysis and Forecasting, *Marketing Science*, Vol. 1, No. 1, 1-29.
- Putsis, W.P.; Srinivasan, V. (2000):** Estimation Techniques for Macro Diffusion Models, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Rangaswamy, A.; Gupta, S. (2000):** Innovation Adoption and Diffusion in the Digital Environment: Some Research Opportunities, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): *New-Product Diffusion Models*, Boston, Kluwer.
- Rao, A.G.; Yamada, M. (1988):** Forecasting with a Repeat Purchase Diffusion Model, *Management Science*, Vol. 34, No. 6, 734-752.
- Rao, S.-K. (1985):** An Empirical Comparison of Sales Forecasting Models, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 4, 232-242.

- Ratchford, B.T.; Balasubramanian, S.K.; Kamakura, W.A. (2000):** Diffusion Models with Replacement and Multiple Purchases, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): New-Product Diffusion Models, Boston, Kluwer.
- Redmond, W.H. (1991):** When Technologies Compete: The Role of Externalities in Nonlinear Market Response, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 8, 170-183.
- Rink, D.R.; Swan, J.E. (1979):** Product Life Cycle Research: A Literature Review, *Journal of Business Research*, Vol. 7, 219-242.
- Roberts, J.H.; Lattin, J.M. (2000):** Disaggregate-Level Diffusion Models, in: Mahajan, V., Muller, E., Wind, Y. (Eds.): New-Product Diffusion Models, Boston, Kluwer.
- Robinson, B.; Lakhani, C. (1975):** Dynamic Price Models for New-Product Planning, *Management Science*, Vol. 21, No. 10, 1113-1122.
- Rogers, E.M. (1962):** Diffusion of Innovations, New York, Free Press.
- Rogers, E.M. (1983):** Diffusion of Innovations, 3. Edition, New York, Free Press.
- Rowe, G. (2001):** Expert Opinions in Forecasting: The Role of the Delphi Technique, in: Armstrong, J.S. (Eds.): Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Rust, J. (1988):** Maximum Likelihood Estimation of Discrete Control Processes, *SIAM Journal of Control and Optimization*, Vol. 26, Issue 5, 1006-1024.
- Schmittlein, D.C.; Mahajan, V. (1982):** Maximum Likelihood Estimation for an Innovation Diffusion Model of New Product Acceptance, *Marketing Science*, Vol. 1, No. 1, 57-78.
- Schoder, D. (1995):** Diffusion von Netzeffektgütern: Modellierung auf Basis des Mastergleichungsansatzes der Synergetik, *Marketing ZFP*, Heft 1, 18-27.
- Shankar, V.; Bayus, B.L. (2003):** Network Effects and Competition: An Empirical Analysis of the Home Video Game Industry, *Strategic Management Journal*, Vol. 24, Issue 4, 375-384.
- Sharif, M.N.; Kabir, C. (1976):** A Generalized Model for Forecasting Technological Substitution, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 8, 353-364.
- Sheth, J.N.; Sisodia, R.S. (1999):** Revising Marketing's Lawlike Generalizations, *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 27, No. 1, 71-87.
- Sinha, R.K.; Chandrashekar, M. (1992):** A Split Hazard Model for Analyzing the Diffusion of Innovations, *Journal of Marketing Research*, Vol. 29, No. 1, 116-127.
- Song, I.; Chintagunta, P.K. (2003):** A Micromodel of New Product Adoption with Heterogeneous and Forward-Looking Consumers: Application to the Digital Camera Category, *Quantitative Marketing and Economics*, Vol. 1, 371-407.
- Srinivasan, V.; Mason, C.H. (1986):** Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models, *Marketing Science*, Vol. 5, No. 2, 169-178.
- Srivastava, R.K.; Mahajan, V.; Ramaswami, S.N.; Cherian, J. (1985):** A Multi-Attribute Diffusion Model for Forecasting the Adoption of Investment Alternatives for Consumers, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 28, 325-333.

- Steckel, J.H. (2000):** On-Line Shopping: How Many Will Come to the Party? And When Will They Get There?, Working Paper, Stern School of Business, New York University.
- Steffens, P.R. (2001):** An Aggregate Sales Model for Consumer Durables Incorporating a Time-varying Mean Replacement Age, *Journal of Forecasting*, Vol. 20, 63-77.
- Steffens, P.R. (2003):** A Model of Multiple-Unit Ownership as a Diffusion Process, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 70, 901-917.
- Stengel, R.F. (1986):** Stochastic Optimal Control: Theory and Application, New York, John Wiley & Sons.
- Stewart, T.R. (2001):** Improving Reliability of Judgemental Forecasts, in: Armstrong, J.S. (Eds.): *Principle of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*, Massachusetts, Kluwer Academic Publishers.
- Sultan, F.; Farley, J.U.; Lehmann, D.R. (1990):** A Meta-Analysis of Applications of Diffusion Models, *Journal of Marketing Research*, Vol. 27, 70-77.
- Talukdar, D.; Sudhir, K.; Ainslie, A. (2002):** Investigating New Product Diffusion Across Products and Countries, *Marketing Science*, Vol. 21, No. 1, 97-114.
- Teotia, A.P.S.; Raju, P.S. (1986):** Forecasting the Market Penetration of New Technologies Using a Combination of Economic Cost and Diffusion Models, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 3, 225-237.
- Theoharakis, V.; Wong, V. (2002):** Marking High-Technology Market Evolution through the Foci of Market Stories: The Case of Local Area Networks, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 19, 400-411.
- Thomas, R.J. (1985a):** Estimating Market Growth for New Products: An Analogical Diffusion Model Approach, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 2, 45-55.
- Thomas, R.J. (1985b):** Problems in Demand Estimation for a New Technology, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 3, 145-157.
- Thomas, R.J. (1987):** Forecasting New Product Market Potential: Combining Multiple Methods, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 4, 109-119.
- TNS Infratest (2003):** Monitoring Informationswirtschaft: 9. Faktenbericht, im Auftrag des Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie, <http://www.bmwi.de/BMWi/Redaktion/PDF/Publikationen>, Zugriff am 18. Juni 2006.
- Urban, G.L. (1970):** Sprinter Mod III: A Model for the Analysis of New Frequently Purchased Consumer Products, *Operations Research*, Vol. 18, No. 5, 805-854.
- Urban, G.L.; Hauser, J.R.; Qualls, W.J.; Weinberg, B.D.; Bohlmann, J.D.; Chicos, R.A. (1997):** Information Acceleration: Validation and Lessons from the Field, *Journal of Marketing Research*, Vol. 34, 143-153.
- Urban, G.L.; Hauser, J.R.; Roberts, J.H. (1990):** Prelaunch Forecasting of New Automobiles, *Management Science*, Vol. 36, No. 4, 401-421.
- Urban, G.L.; Hulland, J.S.; Weinberg, B.D. (1993):** Premarket Forecasting for New Consumer Durable Goods: Modeling Categorization, Elimination, and Consideration Phenomena, *Journal of Marketing*, Vol. 57, No. 2, 47-63.

- Urban, G.L.; Karash, R. (1971):** Evolutionary Model Building in the Analysis of New Products, *Journal of Marketing Research*, Vol. 8, 62-66.
- Urban, G.L.; Weinberg, B.D.; Hauser, J.R. (1996):** Premarket Forecasting of Really-New Products, *Journal of Marketing*, Vol. 60, 47-60.
- Utterback, J.M. (1994):** *Mastering the Dynamics of Innovation*, Boston, Massachusetts, Harvard Business School Press.
- Van den Bulte, C. (2000):** New Product Diffusion Acceleration: Measurement and Analysis, *Marketing Science*, Vol. 19, No. 4, 366-380.
- Van den Bulte, C. (2002):** The Bass Diffusion Model is not a Mixture of Innovators and Imitators, Working Paper, Wharton School, University of Pennsylvania.
- Van den Bulte, C.; Lilien, G.L. (1997):** Bias and Systematic Change in the Parameter Estimates of Macro-Level Diffusion Models, *Marketing Science*, Vol. 16, No. 4, 338-353.
- Van den Bulte, C.; Stremersch, S. (2003):** Contagion and Heterogeneity in New Product Diffusion: An Empirical Test, ERIM Report Series ERS-2003-077-MKT, Erasmus Universiteit Rotterdam.
- Van Everdingen, Y.N.; Aghina, W.B. (2003):** Forecasting the International Diffusion of Innovations: An Adaptive Estimation Approach, ERIM Report Series ERS-2003-073-MKT, Erasmus Universiteit Rotterdam.
- Vanhonacker, W.R.; Price, L.J. (1992):** Using Meta-Analysis Results in Bayesian Updating: The Empty-Cell Problem, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 10, No. 4, 427-435.
- Venkatesh, V.; Brown, S.A. (2001):** A Longitudinal Investigation of Personal Computer Adoption in Homes: Adoption Determinants and Emerging Challenges, *MIS Quarterly*, Vol. 25, 71-102.
- Von Hippel, E. (1986):** Lead Users: A Source of Novel Product Concepts, *Management Science*, Vol. 32, No. 7, 791-805.
- Weerahandi, S.; Dalal, S.R. (1992):** A Choice-Based Approach to the Diffusion of a Service: Forecasting Fax Penetration by Market Segments, *Marketing Science*, Vol. 11, No. 1, 39-53.
- Weiss, A.M.; Heide, J.B. (1993):** The Nature of Organizational Search in High Technology Markets, *Journal of Marketing Research*, Vol. 30, 220-233.
- Wihofszki, O. (2005a):** Nokia streicht Hunderte Jobs in Deutschland und Finnland, *Financial Times Deutschland*, 12. Januar.
- Wihofszki, O. (2005b):** IBM sieht Beginn einer Wachstumsphase, *Financial Times Deutschland*, 20. Januar.
- Wind, Y. (1981):** A Framework for Classifying New-Product Forecasting Models, in: Wind, Y.; Mahajan, V.; Cardozo, R.N. (Eds.): *New-Product Forecasting: Models and Applications*, Lexington, Massachusetts, Lexington Books.
- Wind, J.; Mahajan, V. (1987):** Marketing Hype: A New Perspective for New Product Research and Introduction, *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 4, 43-49.

**Xie, J.; Song, X.M.; Sirbu, M.; Wang, Q. (1997):** Kalman Filter Estimation of New Product Diffusion Models, *Journal of Marketing Research*, Vol. 34, 378-393.

# Anhang

## A Empirische Modellvergleiche in der Literatur

**Tabelle A.1:** Vergleich der verschiedenen Diffusionsmodelle hinsichtlich der Prognosegenauigkeit

Autoren	Rangordnung der Diffusionsmodelle			Vergleichskriterien	Prognosehorizont	Produktkategorien (Zeitpunkt der Prognoseerstellung $t$ )	
	Modell	Marketingvariablen	Kalibrierungsmethode				
<i>Easingwood, Mahajan, Muller</i> (1983)	1	NUI-Modell <sup>2</sup>	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MAD <sup>12</sup> - MSE <sup>13</sup>	Bis 2 Jahre im Voraus	Farbfernseher ( $t = 6.$ Jahr) S/W-Fernseher ( $t = 5.$ Jahr)
	2	Bass-Modell <sup>3</sup>	Keine	KQ-Methode			
	1	NUI-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MAD - MSE	Bis 4 Jahre im Voraus	Geschirrspüler ( $t = 9.$ Jahr), Klimaanlage ( $t = 9.$ Jahr), Wäschetrockner ( $t = 9.$ Jahr)
	2	Bass-Modell	Keine	KQ-Methode			
<i>Rao</i> (1985) <sup>1</sup>	1	Gompertz-Kurve <sup>4</sup>	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MAPD <sup>14</sup>	Bis 3 Jahre im Voraus	Farbfernseher ( $t = 8.$ Jahr), Geschirrspüler ( $t = 13.$ Jahr), Klimaanlage ( $t = 13.$ Jahr), Wäschetrockner ( $t = 13.$ Jahr)
	2	NUI-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Bass-Modell	Keine	KQ-Methode			
	4	Mansfield-Modell <sup>5</sup>	Keine	KQ-Methode			
<i>Lattin, Roberts</i> (1988)	1	NUI-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MSE	1 Jahr im Voraus	Dampfbügeleisen, Kaffeemaschine, Klimaanlage, Kühlschrank, Rasenmäher, S/W-Fernseher, Tiefkühlschrank, Wäschetrockner ( $t \geq 10.$ Jahr)
	2	L&R-Modell <sup>6</sup>	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Jeuland-Modell <sup>7</sup>	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	4	Bass-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			

Autoren	Rangordnung der Diffusionsmodelle			Vergleichs- kriterien	Prognosehorizont	Produktkategorien (Zeitpunkt der Prognoseerstellung $t$ )	
	Modell	Marketing- variablen	Kalibrierungsmethode				
<i>Bass, Krishnan, Jain</i> (1994)	1	GB-Modell <sup>8</sup>	- Preis - Werbung	Nichtlineare KQ-Methode	- MSE	1 Jahr im Voraus	Farbfernseher, Klimaanlage, Wäschetrockner ( $t \geq$ Jahr mit Absatzhöhepunkt)
	2	Bass-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
<i>Meade, Islam</i> (1995) <sup>1</sup>	1	Gompertz-Kurve	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MSE	Bis 10 bzw. 11 Jahre im Voraus	Telekommunikation
	2	Bass-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	NSRL-Modell <sup>9</sup>	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
<i>Bottomley, Fildes</i> (1998)	1	Bass-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MCRAE <sup>15</sup>	Bis 5 Jahre im Voraus	Handrührgerät, Klimaanlage, Kühlschrank, Mixer, Staubsauger, Toaster ( $t \geq$ Jahr mit 50% Marktpenetration)
	2	NUI-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	NSRL-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	4	K&B-10-Modell <sup>10</sup>	- Preis	Nichtlineare KQ-Methode			
	5	K&B-11-Modell <sup>10</sup>	- Preis	Nichtlineare KQ-Methode			
<i>Bass, Jain, Krishnan</i> (2000)	1	PH-Modell <sup>11</sup>	- Preis - Werbung	Nichtlineare KQ-Methode	- MAPD - MAD - MSE	1 Jahr im Voraus	Farbfernseher ( $t \geq 7$ . Jahr), Klimaanlage ( $t \geq 10$ . Jahr), Wäschetrockner ( $t \geq 10$ . Jahr)
	2	GB-Modell	- Preis - Werbung	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Bass-Modell	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			

<sup>1</sup> Nur die in der vorliegenden Arbeit erwähnten Modelle werden hier aufgelistet.

<sup>2</sup> Vgl. *Easingwood, Mahajan, Muller* (1983)

<sup>3</sup> Vgl. *Bass* (1969)

<sup>4</sup> Vgl. *Hendry* (1972)

<sup>5</sup> Vgl. *Mansfield* (1961)

<sup>6</sup> Vgl. *Lattin, Roberts* (1988)

<sup>7</sup> Vgl. *Jeuland* (1981)

<sup>8</sup> Vgl. *Bass, Krishnan, Jain* (1994)

<sup>9</sup> Vgl. *Easingwood, Mahajan, Muller* (1981)

<sup>10</sup> Vgl. *Kamakura, Balasubramanian* (1988)

<sup>11</sup> Vgl. *Jain* (1992)

<sup>12</sup> Mittlere absolute Abweichung

<sup>13</sup> Mittlere quadratischer Fehler

<sup>14</sup> Mittlere absolute prozentuale Abweichung

<sup>15</sup> Median des kumulierten relativen absoluten Fehlers

**Tabelle A.2:** Empirischer Vergleich der Diffusionsmodelle mit alternativen Modellen hinsichtlich der Prognosegenauigkeit

Autoren	Rangordnung der Modelle			Vergleichskriterien	Prognosehorizont	Produktkategorien (Zeitpunkt der Prognoseerstellung $t$ )	
	Modell	Kausale Variablen	Kalibrierungsmethode				
<i>Golder, Tellis</i> (1998)	1	Multiplikatives Regressionsmodell von <i>Golder, Tellis</i> (1998)	- Preis - Pro-Kopf-Einkommen - Index für Konsumklima - Absatz der Vorperiode	Ridge-Regression	- MAPD <sup>1</sup>	1 Jahr im Voraus	Anrufbeantworter, Camcorder, CD-Player, Farbfernseher, Mikrowellen, Videorekorder ( $t \geq 4$ . Jahr beim Bass-Modell und $t \geq 5$ . Jahr bei den sonstigen Modellen)
	2	Diffusionsmodell von <i>Jain, Rao</i> (1990)	- Preis	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Diffusionsmodell von <i>Bass</i> (1969)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	1	Multiplikatives Regressionsmodell von <i>Golder, Tellis</i> (1998)	Siehe oben	Ridge-Regression	- MAPD	3 Jahre im Voraus	
	2	Diffusionsmodell von <i>Jain, Rao</i> (1990)	Siehe oben	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Diffusionsmodell von <i>Bass</i> (1969)	Siehe oben	Nichtlineare KQ-Methode			
<i>Jun, Park</i> (1999)	1	Diffusionsmodell von <i>Norton, Bass</i> (1987)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode	- MAD <sup>2</sup>	Bis 2 Jahre im Voraus	Sukzessive Generationen von IBM-Mainframe-Computer ( $t = 22$ . Jahr bei der ersten Generation, $t = 18$ . Jahr bei der zweiten Generation, $t = 12$ . Jahr bei der dritten Generation, $t = 6$ . Jahr bei der vierten Generation)
	2	Diffusionsmodell von <i>Mahajan, Muller</i> (1996)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Diskretes Auswahlmodell von <i>Jun, Park</i> (1999)	(Nur die Zeit seit der Einführung)	Nichtlineare KQ-Methode			

Autoren	Rangordnung der Modelle			Vergleichskriterien	Prognosehorizont	Produktkategorien (Zeitpunkt der Prognoseerstellung $t$ )	
	Modell	Kausale Variablen	Kalibrierungsmethode				
Jun et al. (2002)	1	Diskretes Auswahlmodell von Jun, Park (1999)	- Preis - Werbung	Nichtlineare KQ-Methode	- MAPD - MAD	Bis 6 Monate im Voraus	Mobilfunkservice ( $t = 127$ . Monat beim analogen Service, $t = 39$ . Monat beim digitalen Service)
	2	Diffusionsmodell von Norton, Bass (1987)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Diffusionsmodell von Mahajan, Muller (1996)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	1	Diskretes Auswahlmodell von Jun et al. (2002)	- Preis - Werbung	Nichtlineare KQ-Methode	- MAPD - MAD	Bis 6 Monate im Voraus	Mobilfunkservice ( $t = 45$ . Monat beim Digital-Cellular-Service, $t = 27$ . Monat beim PCS-Service)
	2	Diffusionsmodell von Mahajan, Sharma, Buzzell (1993)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	3	Diffusionsmodell von Peterson, Mahajan (1978)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
	4	Diffusionsmodell von Parker, Gatignon (1994)	Keine	Nichtlineare KQ-Methode			
Song, Chintagunta (2003)	1	Diskretes Auswahlmodell von Song, Chintagunta (2003)	- Preis	Simulation	- MAD	Bis 7 Monate im Voraus	Digitalkamera ( $t = 38$ . Monat)
	2	Diffusionsmodell von Bass, Krishnan, Jain (1994)	- Preis	Nichtlineare KQ-Methode			

<sup>1</sup> Mittlere absolute prozentuale Abweichung

<sup>2</sup> Mittlere absolute Abweichung

## B Repräsentative Verteilungen in der Ereignisanalyse

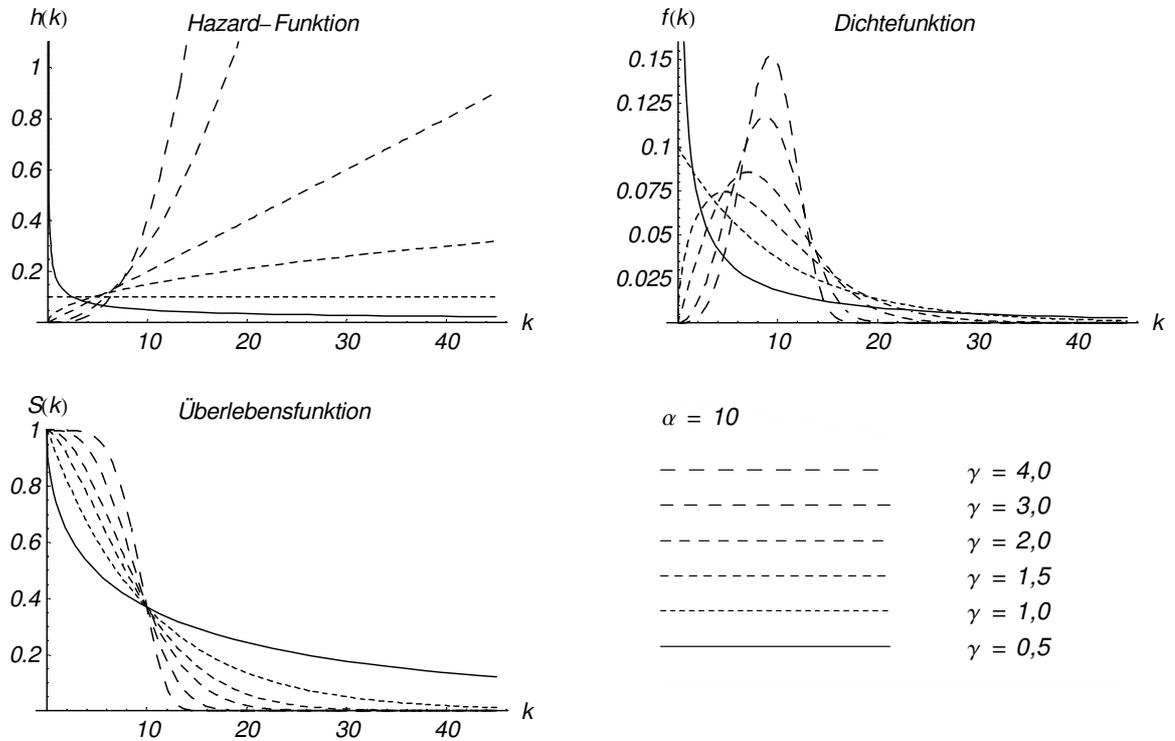


Abbildung B.1: Weibullverteilung (eigene Erstellung)

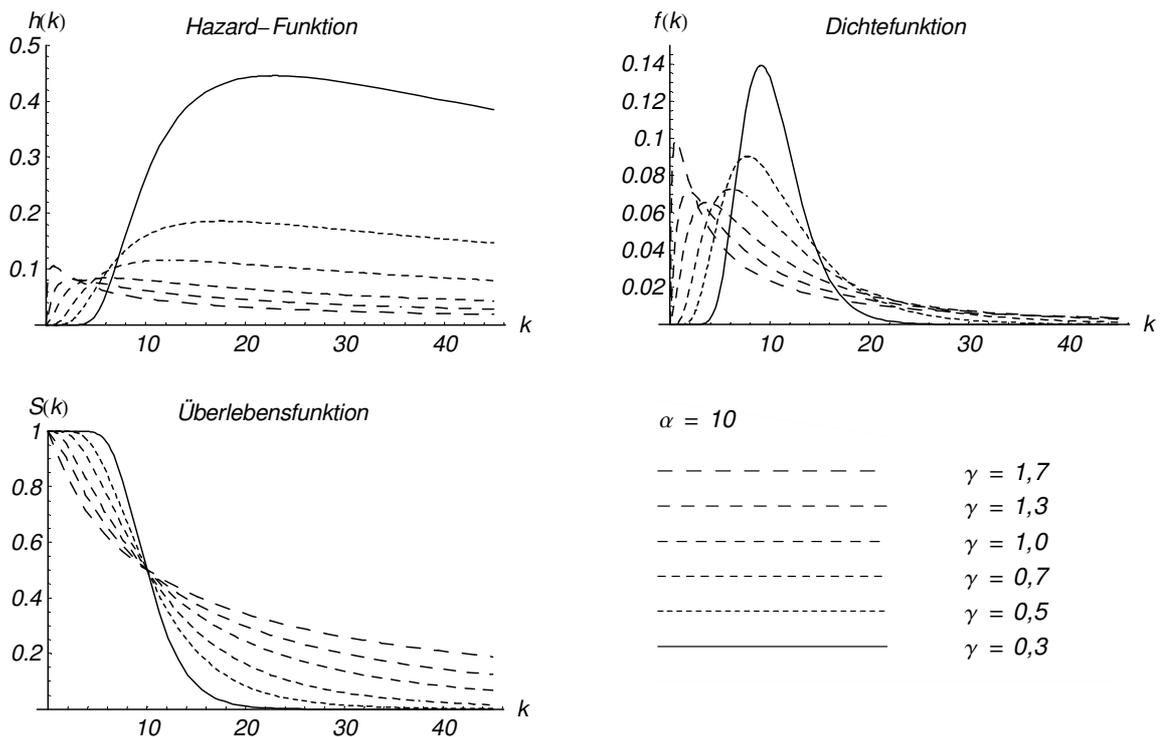


Abbildung B.2: Lognormalverteilung (eigene Erstellung)

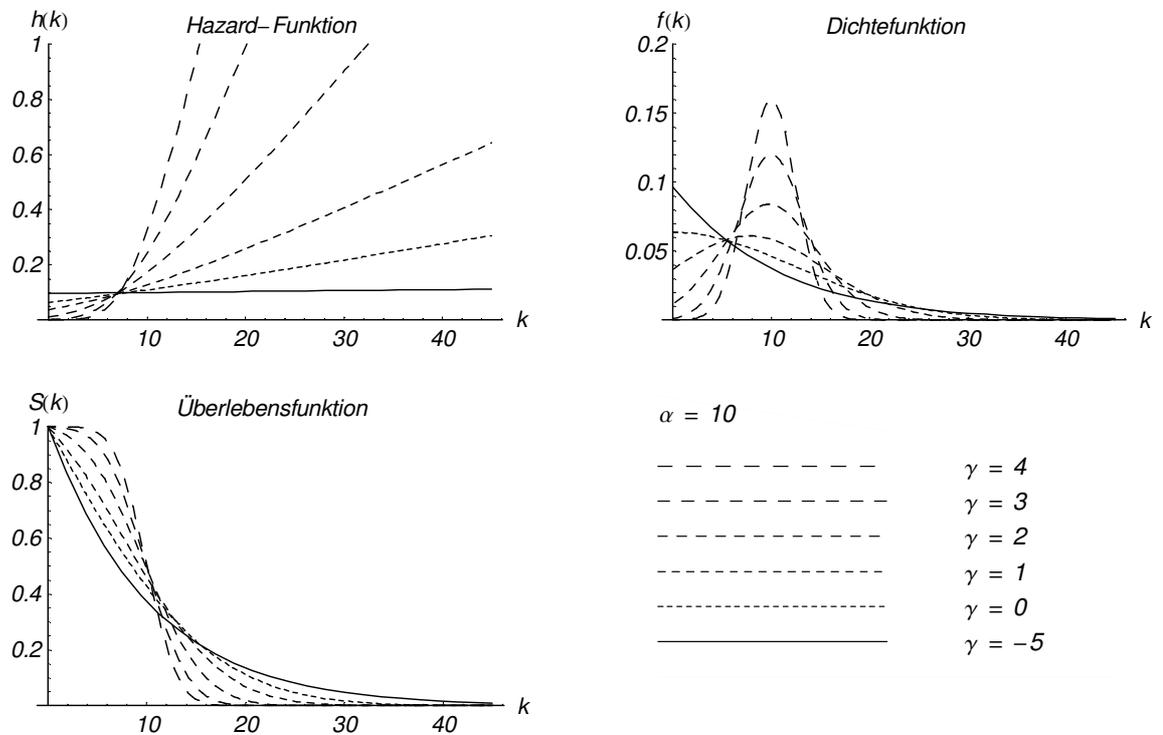


Abbildung B.3: Truncated-Normalverteilung (eigene Erstellung)

## C Spezifikation der zur empirischen Untersuchung herangezogenen Modelle

**Tabelle C.1:** Verschiedene Varianten des vorgeschlagenen Modells

Modellbezeichnung	Modellspezifikation <sup>1</sup>
Spezifikation V	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} + e_t$
Spezifikation M	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 x_{preis,t}))} + e_t$
Spezifikation V-L	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 (\ln(x_{preis,t}) - \delta \ln(x_{preis,t+1})))})} + e_t$
Spezifikation M-L	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 \ln(x_{preis,t})))} + e_t$
Spezifikation V-Q	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 (\ln(N_{t-1}))^2 + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} + e_t$
Spezifikation V-L-Q	$n_t = \frac{M - N_{t-1}}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 (\ln(N_{t-1}))^2 + \beta_2 (\ln(x_{preis,t}) - \delta \ln(x_{preis,t+1})))})} + e_t$
Spezifikation M-L-WB	$y_t = \frac{M - \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k)}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} + e_t$ <p>mit <math>S(k) = \exp\left(-\left(\frac{k}{\alpha}\right)^\gamma\right)</math></p>
Spezifikation M-L-LN	$y_t = \frac{M - \sum_{k=1}^{t-1} y_{t-k} S(k)}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 \ln(N_{t-1}) + \beta_2 (x_{preis,t} - \delta x_{preis,t+1})))} + e_t$ <p>mit <math>S(k) = 1 - \int_0^k \left( \frac{1}{\gamma z \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\left(\frac{1}{2\gamma^2}\right)(\ln z - \ln \alpha)^2\right) \right) dz</math></p>

<sup>1</sup> M: Langfristiges Marktpotential

$n_t$ : Adoptionsbedingter Absatz in Periode  $t$

$N_{t-1}$ : Kumulierter Absatz am Ende der Periode  $t-1$

$x_{preis,t}$ : Preis in Periode  $t$

$y_t$ : Gesamtabsatz in Periode  $t$

$\delta$ : Diskontfaktor

$e_t$ : Störgröße

$\alpha, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \gamma$ : Parameter

**Tabelle C.2:** Benchmark-Modelle in der Literatur

Modellbezeichnung	Modellspezifikation <sup>1</sup>
Bass-Modell (vgl. Seite 58ff)	$n_t = M(F(t) - F(t-1)) + e_t$ mit $F(t) = \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)}$
Gompertz-Kurve (vgl. Seite 63)	$n_t = M(F(t) - F(t-1)) + e_t$ mit $F(t) = \exp(-\exp(-(\alpha + qt)))$
NUI-Modell (vgl. Seite 76ff)	$n_t = \left( p + q \left( \frac{N_{t-1}}{M} \right)^\theta \right) (M - N_{t-1}) + e_t$
PH-Modell (vgl. Seite 88ff)	$n_t = \frac{F(t) - F(t-1)}{1 - F(t-1)} \exp(\beta x_{preis,t}) (M - N_{t-1}) + e_t$ mit $F(t) = \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)}$
Regressionsmodell (vgl. Seite 110f)	$y_t = \exp(\beta_0) y_{t-1}^{\beta_1} x_{preis,t}^{\beta_2} e_t$
Erweiterung des Bass-Modells (vgl. Seite 81)	$y_t = n_t + r_t + e_t$ mit $n_t = \frac{F(t) - F(t-1)}{1 - F(t-1)} (M - N_{t-1})$ , $F(t) = \frac{1 - \exp(-(p+q)t)}{1 + (q/p)\exp(-(p+q)t)}$ , $N_t = \sum_{k=1}^t S(k) y_{t-k}$ , $r_t = \sum_{k=1}^t (S(k-1) - S(k)) y_{t-k}$ und $S(k) = \exp\left(-\left(\frac{k}{\alpha}\right)^\gamma\right)$ für die Weibullverteilung bzw. $S(k) = 1 - \int_0^k \left( \frac{1}{\gamma z \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\left(\frac{1}{2\gamma^2}\right)(\ln z - \ln \alpha)^2\right) \right) dz$ für die Lognormalverteilung

<sup>1</sup> M: Langfristiges Marktpotential $n_t$ : Adoptionsbedingter Absatz in Periode  $t$  $N_{t-1}$ : Kumulierter Absatz am Ende der Periode  $t-1$  $r_t$ : Ersatzbedingter Absatz in Periode  $t$  $x_{preis,t}$ : Preis in Periode  $t$  $y_t$ : Gesamtabsatz in Periode  $t$  $e_t$ : Störgröße $p$ : Innovationskoeffizient $q$ : Imitationskoeffizient $\alpha, \beta, \beta_0, \beta_1, \beta_2, \gamma, \theta$ : Parameter

# D Beispiel für wirtschaftliche Schäden von Fehlprognosen

LAND

INFORMATIONSTECHNOLOGIE

MI

## Preisverfall bei Flachbildschirmen trifft LG

Gewinn des Elektronikonzerns aus Südkorea bricht ein · Gutes Handygeschäft kann Rückschlag nicht ausgleichen

Von **Oliver Wihofszki, Birgit Dengel,**  
Hamburg, und **Song Jung-a,** Seoul

Der Gewinn des südkoreanischen Konzerns LG Electronics ist im ersten Quartal eingebrochen. Im Vergleich zum Vorjahreszeitraum sank der Profit um 86 Prozent auf 83 Mrd. Won (63 Mio. €). Grund für den Rückschlag waren vor allem das miese Geschäft mit Bildschirmen sowie der schwache Kurs des amerikanischen Dollar. Gute Zahlen im Geschäft mit Mobiltelefonen konnten den Gewinneinbruch nicht ausgleichen. Der Umsatz von LG Electronics ging leicht auf 5959 Mrd. Won (4,2 Mrd. €) zurück.

Mit dem Ergebnis reiht sich LG ein in die Liste der Elektronikkonzerne, die in den vergangenen Tagen enttäuschende Zahlen vorgelegt haben. „Deren Zyklus scheint sich nach wie vor am tiefsten Punkt zu befinden“, sagt Michael Min, Analyst bei Dongwon Securities. Erst am Montag hatte Philips, der größte europäische Anbieter von Unterhaltungselektronik, einen Gewinnrückgang von fast 80 Prozent im ersten Quartal gegenüber dem Vorjahreszeitraum gemeldet. Zuvor legte bereits Samsung aus Südkorea schlechte Zahlen vor. Die Branche ist hart umkämpft und zu einem globalen Massenmarkt mit starkem Preisdruck geworden: „Die Zeit der hohen Margen in der Unterhaltungselektronik ist vorbei“, sagt Stephan Wittwer, Analyst bei der Landesbank Baden-Württemberg in Stuttgart.

Die Entwicklung lässt sich besonders im Markt für Flüssigkristallbildschirme, so genannte Liquid Crystal Displays (LCDs), erkennen. Vor allem dieses Marktsegment ist für den starken Gewinneinbruch der Elektronikkonzerne verantwortlich: „Hier leiden alle unter Überkapazitäten, die auf die Preise drücken“, erklärt Analyst Wittwer. Dabei haben die Unternehmen die Krise selbst herauf beschworen, weil sie die Entwicklung des LCD-Marktes in den vergangenen Jahren zu optimistisch einschätzten und deshalb ihre Produktionskapazitäten stark ausbauten. Dadurch entstand ein zu großes Angebot, das den Unternehmen jetzt die Preise verdirbt.

LG und Philips betreiben gemeinsam zwei Tochterfirmen im Bildschirmsegment. Die beiden Joint Ventures für LCDs beziehungsweise Röhrenmonitore brachten im ersten Quartal allein LG einen Verlust von 62 Mrd. Won (47 Mio. €) ein.

Das Quartalsergebnis von LG wurde zudem vom schwachen Dollar-Kurs belastet. Im ersten Quartal legte der südkoreanische Won im Vergleich zum Vorjahresquartal um 14,5 Prozent an Wert gegenüber dem Dollar zu. Damit haben sich die Produkte südkoreanischer Hersteller wie LG und Samsung im Ausland verteuert, da der Verkauf fertiger Geräte sowie der Einkauf von Bauteilen wie Chips oder Pla-



Einsturzgefahr:  
Das Geschäft  
mit LCD-Bild-  
schirmen kann  
die Erwartun-  
gen der Bran-  
che derzeit  
nicht erfüllen

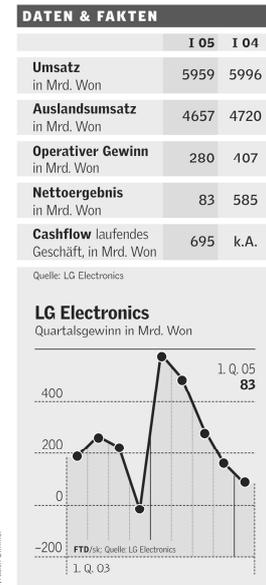
finen auf den Weltmärkten meist in Dollar abgewickelt werden. LG erzielte im vergangenen Quartal fast 80 Prozent seiner Erlöse durch Exportgeschäfte.

Trotz des stark gesunkenen Konzerngewinns konnte LG Investoren und Analysten zumindest mit guten Nachrichten aus den Sparten Handys und Haushaltsgeräte besänftigen. So steigerte die Handysparte ihren Umsatz im Vergleich zum ersten Quartal 2004 um 19 Prozent auf 1873 Mrd. Won (1,42 Mrd. €). Damit ist das Handygeschäft umsatzstärkste Division des Konzerns. Der operative Gewinn mit Mobiltelefonen stieg binnen eines Jahres um 36 Prozent auf umgerechnet 50,7 Mio. €. Ende 2004 war LG laut der Marktforschungsfirma Gartner mit einem Marktanteil von 6,8 Prozent der weltweit viertgrößte Handyhersteller hinter Nokia, Motorola und Samsung.

Neben dem Handygeschäft konnte auch die Sparte für Haushaltsgeräte Fortschritte erzielen. Nach einem kleinen operativen Verlust im vierten Quartal 2004 machte LG mit Kühlschränken, Klimaanlage, Staubsaugern und Spülmaschinen jetzt wieder einen operativen Gewinn von umgerechnet fast 129 Mio. €.

Anleger bewerteten die guten Nachrichten aus dem Handygeschäft und der Sparte für Haushaltsgeräte höher als den starken Einbruch des Konzerngewinns. Der Aktienkurs von LG kletterte gestern in Korea in einem freundlichen Börsenumfeld um 3,1 Prozent auf 67 100 Won (50,83 €).

WWW.FTD.DE/LG-ELECTRONICS



**Abbildung D.1:** Beispiel für wirtschaftliche Schäden von Fehlprognosen (Quelle: *Financial Times Deutschland* vom 20.04.2005)

# Akademischer Lebenslauf

Kumiko G nibba

- 04/1989 – 09/1991* Studium der Elektro- und Nachrichtentechnik an der Musashi Institute of Technology in Tokio (Japan)
- 10/1993 – 10/1998* Studium der Betriebswirtschaftlehre an der Universität Bielefeld  
Schwerpunkt: Unternehmensforschung  
Diplomarbeit: Standortplanung im Rahmen der betriebswirtschaftlichen Logistik
- 08/2001 – 12/2006* Promotion an der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften der Universität Bielefeld  
Dissertationsthema: Modellgestützte Absatzprognosen auf High-Tech-Märkten

