

Sonderdruck aus „Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung“,
herausgegeben von der GfK-Nürnberg,
Heft 3/1994, 40. Jahrgang, Verlag Duncker & Humblot, Berlin

Analyse von Panel- und POS-Scanner-Daten mit Neuronalen Netzen

Wolfgang Gaul, Reinhold Decker, Frank Wartenberg*

Kurzzusammenfassung

Der vorliegende Beitrag beschreibt einen auf Basis von Panel- und POS-Scanner-Daten durchgeführten Vergleich zwischen einem traditionellen ökonomischen Marktanteilsmodell und einem auf dem Prinzip der Neuronalen Netze aufbauenden neuen konnektionistischen Ansatz. Im Mittelpunkt steht die adäquate Erfassung und Beschreibung von Kausalbeziehungen, wie sie zwischen Absatz und Marketing-Mix-Aktivitäten in Bezug auf eigene Marken und auf die der Konkurrenz bestehen können.

Das Interesse gilt dabei gleichermaßen analytischen sowie prognostischen Qualitäten der beiden Ansätze. Eine vergleichende, an anwendungsrelevanten Aspekten orientierte Gegenüberstellung der beiden Instrumentarien liefert Ausgangspunkte für weiterführende Diskussionen.

1. Problemstellung

Im Rahmen der modellgestützten Kaufverhaltensforschung kommt der Analyse zurückliegender und der Prognose zukünftiger *Marktanteilsentwicklungen* bzw. der Bestimmung von Art und Umfang des *Einflusses von Marketing-Mix-Aktivitäten auf die Absatzentwicklung* interessierender Produkte eine zentrale Bedeutung zu. Eine verbreitete und in zahlreichen Literaturquellen (siehe z. B. Cooper/Nakanishi (1988) und Decker (1994)) dokumentierte Form der Behandlung dieses Problems besteht in der Anwendung ökonomischer Marktanteilsmodelle, zu deren bekanntesten Vertretern das MCI-Modell (1) gehört. In der vorliegenden Arbeit wird dieser Modellierungsansatz vor allem zu Vergleichszwecken herangezogen.

* Prof. Dr. W. Gaul, Dr. R. Decker, Dipl. Wi.-Ing. F. Wartenberg, Institut für Entscheidungstheorie und Unternehmensforschung, Universität Karlsruhe (TH), Kollegium am Schloß, 76128 Karlsruhe, Tel.: (0721) 608-3726, Fax: (0721) 359200.

Eine alternative und innovative Form der Analyse von Marktentwicklungen (auf Basis sowohl aggregierter als auch individueller Kaufakte) bietet der im nächsten Abschnitt beschriebene und auf dem Formalismus der in jüngster Zeit wieder verstärkt diskutierten Neuronale Netze beruhende NN-Ansatz (2). Wir beschränken uns dabei auf das wohl am häufigsten in der Literatur genannte und in der Praxis eingesetzte Modell des mehrschichtigen „Feed-Forward“-Netzes unter Verwendung des sogenannten „Backpropagation“-Algorithmus (zur Bestimmung der im verwendeten mathematischen Formelwerk berücksichtigten Gewichtsparameter), wie er z. B. in der grundlegenden Arbeit von Rumelhart/Hinton/Williams (1986) beschrieben wurde.

Überlegungen hinsichtlich der Verwendung Neuronaler Netze zur Beschreibung von Marktreaktionsfunktionen finden sich bereits in einer Arbeit von Hruschka (1991), in der die mit einem Neuronalen Netz erzielten Ergebnisse mit jenen auf Basis eines multiplen linearen Regressionsansatzes verglichen werden. Eine konzeptionelle Erweiterung des NN-Ansatzes unter Rekurs auf das aus der Kaufverhaltensforschung bekannte SOR-Paradigma (3) wurde in Wartenberg/Gaul/Decker (1994) vorgestellt.

Die vorliegende Arbeit zeigt, in welcher Weise Neuronale Netze im Rahmen von Marktteil- bzw. Marketing-Mix-Untersuchungen auf der Basis von Panel- und POS-Scanner-Daten effizient und erfolgversprechend eingesetzt werden können, und wo sich – bei dem hier verwendeten Instrumentarium – Anwendungsgrenzen abzeichnen bzw. der Einsatz „traditioneller“ Marktteilmodelle, etwa des MCI-Modells, angeraten erscheint. Das Augenmerk richtet sich dabei u. a. auf die Adäquanz der Modellierung von Interaktionsbeziehungen, wie sie zwischen einzelnen Konkurrenzmarkten bestehen können. Allgemeine Darstellungen der dem Konzept der Neuronalen Netze zugrundeliegenden Überlegungen finden sich z. B. bei Hecht-Nielsen (1990) und Rojas (1993). Marketing-spezifische Aspekte der Modellierung mit Neuronalen Netzen werden im folgenden Abschnitt angesprochen.

2. Methodische Vorgehensweise

Im Interesse einer anwendungsorientierten Darstellungsweise beschränken sich die theoretischen Ausführungen auf die wesentlichen und für das Verständnis der anschließend wiedergegebenen empirischen Ergebnisse erforderlichen funktionalen Zusammenhänge. Zur Vereinfachung des Formelwerks werden als erklärende (Steuer-)Variablen nur markenspezifische Preise berücksichtigt. Erweiterungen auf den Fall mehrerer erklärender Variablen sind aber grundsätzlich möglich.

2.1. Marktteilberechnungen mit Neuronalen Netzen

Die Idee der Neuronalen Netze besteht – vereinfacht ausgedrückt – darin (siehe Dorffner (1991, S. 15)), Informationsverarbeitungsprozesse als das Zusammenspiel von in einem Netzwerk miteinander verbundenen Prozessoren zu interpretieren und zu modellieren. Den Knoten des Netzwerks entsprechen die Prozessoren, die lokal und getrennt voneinander arbeiten. Die „Kommunikation“ zwischen den einzelnen Knoten erfolgt auf Basis von Signalen, die über bestehende Verbindungen, die Kanten des Netzwerks, weitergeleitet werden. Bei konkreten Anwendungen Neuronaler Netze – z. B. im Rahmen der Datenanalyse – kann dieses auf Paradigmen der Kognitionsforschung basierende Modell durch geeignete mathematische Funktionalbeziehungen „greifbar“ gemacht werden.

Bei den in der vorliegenden Arbeit dokumentierten empirischen Anwendungen Neuronaler Netze sind die Knoten – wie in Abbildung 1 dargestellt – auf drei aufeinanderfolgende Schichten, eine Eingabe-, eine (verdeckte) Zwischen- und eine Ausgangsschicht verteilt. Die Anzahl K_E von Eingabeknoten ist identisch mit der Anzahl der für die Erklärung der Absatzentwicklungen berücksichtigten – d. h. an das Netz „angelegten“ – Marketing-Mix-Variablen. Entsprechend hängt die Anzahl K_A der Ausgabeknoten, an denen die geschätzten Marktteile „abgegriffen“ werden, von der Anzahl der betrachteten Marken ab. Was die Knotenzahl K_Z der Zwischenschicht angeht, so konnten bei den von uns durchgeführten empirischen Anwendungen bereits mit drei Knoten sehr gute Anpassungen an das vorliegende Datenmaterial erzielt werden. Sei T die Anzahl der interessierenden Perioden, in denen das Netz-

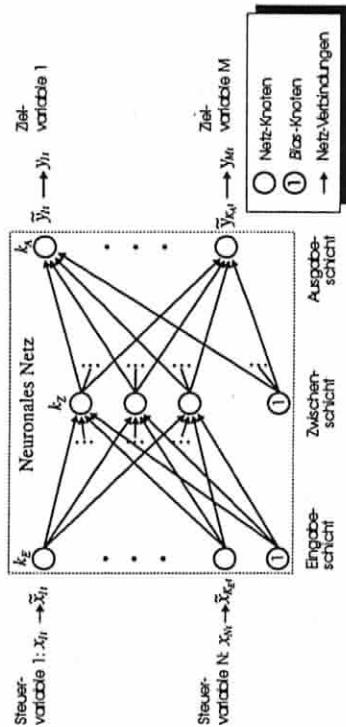


Abb. 1: Struktur des für die vorliegenden Untersuchungen verwendeten Neuronalen Netzes

verhalten untersucht werden soll, dann kann mittels Abbildung 1 die beschriebene Netz-Konstellation zusammen mit den (evtl. zu transformierenden) Eingabe- und Ausgabewerten bzw. Steuer- und Zielvariablen veranschaulicht werden.

Dabei ist auf der Eingabeseite formal zwischen N gegebenen Steuervariablen x_{nt} , $n \in \{1, \dots, N\}$, und den Eingabewerten $\tilde{x}_{kzt}$ für Eingabeknoten $k_E \in \{1, \dots, K_E\}$ in Periode $t \in \{1, \dots, T\}$ zu unterscheiden. Auf der Ausgabeseite gilt entsprechendes bzgl. der Ausgabewerte $\tilde{y}_{kzt}$ für Ausgabeknoten $k_A \in \{1, \dots, K_A\}$ und M interessierende Zielvariablen y_{mt} , $m \in \{1, \dots, M\}$. Im vorliegenden Fall gilt $N = K_E$ (weil für jeden Eingabeknoten als Eingabewert der Preis genau einer Marke als zugehörige Steuervariable benutzt wird) und $K_A = M$ (weil über jeden Ausgabeknoten als Ausgabewert der Marktanteil genau einer Marke als zugehörige Zielvariable errechnet wird).

Da in der später dargestellten empirischen Vergleichsstudie Beziehungen zwischen Preisen und Marktanteilen von Marken untersucht werden, kann man noch $M = N$ setzen und im folgenden $m \in \{1, \dots, M\}$ als Index für die m -te Marke benutzen. Das bedeutet auch, daß in allen Fällen, in denen nicht spezielle Aspekte des zugrundeliegenden Neuronalen Netzes im Vordergrund stehen und keine Unterscheidungen bzgl. Netzeingang und Netzausgang erwünscht sind, eine Gleichsetzung der Indizes $m = k_E = k_A$ erlaubt ist.

Im Neuronalen Netz selbst sind alle Knoten k_E der Eingabeschicht mit allen Knoten k_Z der Zwischenschicht verbunden. Letztere wiederum besitzen Verbindungen zu allen Knoten k_A der Ausgabeschicht. Die Stärke der Verbindungen zwischen den Knoten wird durch Gewichte $\mu_{k_z k_E}$ bzw. $\lambda_{k_A k_Z}$ repräsentiert. Zusätzlich ist jeder Knoten der Zwischen- und Ausgabeschicht mit einem sogenannten *Bias*-Knoten verbunden. Die auf den Wert 1 festgelegte Ausgabe dieses Knotens bewirkt, daß das betreffende Verbindungsgewicht als konstanter Faktor in die Berechnung der Eingangsstärke der angebotenen Knoten eingeht. Damit erhöht sich die Knotenzahl der Eingabeschicht auf $K_E + 1$, die der Zwischenschicht auf $K_Z + 1$. Die „Weiterleitung“ der an das Netz angelegten Eingabedaten von den Knoten der Eingabeschicht zu den Knoten der Ausgabeschicht erfolgt durch geeignete, für alle betrachteten Übergänge die gleiche Struktur aufweisende, mathematische Transformationen. Für den auf die Periode t bezogenen Ausgabewert $\tilde{y}_{kzt}$ des Knotens k_A lautet die Transformationsgleichung (unter Berücksichtigung des Eingabewertes $\tilde{x}_{kzt}$)

$$\tilde{y}_{kzt} = s \left(\underbrace{\sum_{k_Z=1}^{K_Z} \lambda_{k_A k_Z} s \left(\underbrace{\sum_{k_E=1}^{K_E} \mu_{k_Z k_E} \tilde{x}_{kzt} + \mu_{k_Z, K_E+1}}_P \right) + \lambda_{k_A, K_Z+1}}_Q \right) \quad (1)$$

Als Transformationsfunktion $s(\cdot)$ wird die sogenannte Sigmoid-Funktion mit $s(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}$ verwendet.

Die Gewichte $\mu_{k_z k_E}$ bzw. $\lambda_{k_A k_Z}$ werden in der Kalibrierungsphase (4) durch den „Backpropagation“-Algorithmus, der dem Prinzip nach einem Gradientenabstiegsverfahren entspricht, so angepaßt, daß für eine gegebene Ein- und Ausgabekonstellation die Summe der quadratischen Abweichungen zwischen den vom Netz gelieferten Ausgabewerten $\tilde{y}_{kzt}$ und korrespondierenden Beobachtungswerten y_{mt}^{beob} minimal wird. Dieser Anpassungsvorgang wird so lange für alle T Kalibrierungsperioden wiederholt, bis die Anzahl der durchgeführten Iterationen eine vorgegebene Obergrenze erreicht hat oder das vorgegebene Abweichungsmaß einen a priori festgelegten Schwellenwert unterschreitet.

Bei dem von uns verwendeten „Backpropagation“-Verfahren wird eine aus der Literatur bekannte Variante verwendet, bei der zusätzlich die jeweils letzte Änderung der Netz-Gewichte über einen sogenannten Momentum-Term Berücksichtigung findet. Für eine ausführlichere Darstellung dieser Methode und der damit verbundenen Vorteile gegenüber dem Standardverfahren sei auf Hertz/Krogh/Palmer (1991, S. 120ff.) verwiesen.

Ein Ziel der vorliegenden Arbeit besteht darin, das auf den ersten Blick für viele Anwender abstrakt wirkende Konzept der Neuronalen Netze in einen für die Behandlung konkreter Problemstellungen der Kaufverhaltensforschung geeigneten Rahmen einzubetten. Zu diesem Zweck werden den Ein- und Ausgabeknoten des Netzes – wie bereits in den vorausgegangenen Erläuterungen angedeutet – *reale Konstrukte* zugeordnet. Bei Anwendungen im Rahmen der Marktanteilsanalyse liegt es nahe, als *Steuervariablen* die für die einzelnen Marken zur Verfügung stehenden *Marketing-Mix-Variablen* und als *Zielvariablen* die interessierenden *Marktanteile* zu verwenden. Diese aus dem zu analysierenden Datenmaterial extrahierbaren Größen können dann den Knoten der Eingabe- bzw. Ausgabeschicht geeignet zugeordnet werden.

Falls die verwendeten Marketing-Mix-Variablen unterschiedlich skaliert sind, empfiehlt es sich, die Eingabewerte im Hinblick auf die Ergebnisinterpretation entsprechend zu normieren. Im Rahmen der von uns durchgeführten Untersuchungen erwies sich die Normierung (5)

$$\tilde{x}_{kzt} = \frac{x_{kt} - 0.5(x_m^{max} + x_m^{min})}{x_m^{max} - x_m^{min}} \quad \text{mit} \quad \begin{cases} x_m^{min} = \min_{t=1, \dots, T} \{x_{mt}\} \\ x_m^{max} = \max_{t=1, \dots, T} \{x_{mt}\} \end{cases} \quad (2)$$

als gut geeignet, da sie Unterschiede in den Größenordnungen verschiedener Steuer-

variablen nivelliert und dadurch zu einer gleichmäßigeren Struktur der Gewichte führt. Da sich die Sigmoid-Funktion nur langsam ihrem Minimal- bzw. Maximalwert (bei 0 bzw. 1) nähert, kann für die bei der Kalibrierung verwendeten Zielvariablen eine analoge Normierung benutzt werden. Praktische Anwendungen haben gezeigt, daß durch eine Einschränkung des ursprünglichen Wertebereichs der Markanteile (zwischen 0 und 1) auf das Intervall [0.2; 0.8] eine ausreichende Distanz zu den „kritischen“ Randbereichen gewährleistet wird. Für die an das Netz anzulegenden Werte y_{mt}^{beob} wird deshalb die Normierungsfunktion

$$\tilde{y}_{mt}^{beob} = \frac{MA_{mt}^{beob} - MA_{mt}^{min}}{MA_{mt}^{max} - MA_{mt}^{min}} \cdot 0.6 + 0.2 \quad \text{mit} \quad \begin{cases} MA_{mt}^{min} = \min_{t=1, \dots, T} \{MA_{mt}^{beob}\} \\ MA_{mt}^{max} = \max_{t=1, \dots, T} \{MA_{mt}^{beob}\} \end{cases} \quad (3)$$

vorgeschlagen. Die Rücktransformation der korrespondierenden, vom Neuronalen Netz gelieferten Ausgabewerte $\tilde{y}_{kAt}$ in das Intervall [0; 1] kann mit Hilfe der Transformationsfunktion (6)

$$y_{mt} = (\tilde{y}_{kAt} - 0.2) \frac{MA_{mt}^{max} - MA_{mt}^{min}}{0.6} + MA_{mt}^{min} \quad (4)$$

bewerkstelligt werden. Zum besseren Verständnis ist in Gleichung (4) die vom Neuronalen Netz erzeugte Ausgabe $\tilde{y}_{kAt}$ bewußt über die Knotennummer k_A indiziert worden, während der daraus abgeleitete Ergebniswert für Marke m mit y_{mt} bezeichnet wird.

Als ein wesentlicher Grund für die nach wie vor bestehenden *Akzeptanzprobleme* neuronaler Netze in der Praxis kann deren – für viele potentielle Anwender undurchschaubar erscheinender – „Black-Box“-Charakter vermutet werden, der u. a. auf Schwierigkeiten bei der Interpretation der verwendeten Gewichte zurückzuführen ist. Aber gerade für Anwendungen im Marketing und speziell in der Kaufverhaltensforschung ist die inhaltliche Auswertung der Gewichte eines kalibrierten Netzes von substantieller Bedeutung für den dadurch zu erzielenden Informationsgewinn. Eine Möglichkeit, dieses Problem anzugehen, besteht darin, die in den Gewichten enthaltenen Informationen unter Berücksichtigung der zugrundeliegenden formalen Beziehungen so aufzubereiten, daß sich aussagekräftige und dem Marketing-Management vertraute (Markt-)Kennzahlen extrahieren lassen. Diese können dann in gewohnter Weise als Entscheidungsgrundlage herangezogen werden.

Um der genannten Anforderung Rechnung zu tragen, werden im folgenden exemplarisch zwei der mittels NN-Ansatz berechenbaren Markkennzahlen, der *Marktanteil* MA_{mt}^{NN} und die korrespondierende *Marktanteilelastizität* $E_{MA_{mt}^{NN}, x_{jt}}$ (bezüglich der *Marketing-Mix-Variablen* x_{jt} der Marke j) hergeleitet.

Letztere bietet interessante Einblicke in die zwischen dem Marktanteil einer Marke m und dem Marketing-Mix-Instrumentarium einer Marke j bestehenden Wechselbeziehungen. Eine wichtige Besonderheit des hier vorgestellten NN-Ansatzes ist in diesem Zusammenhang, daß er die in der einschlägigen Literatur bereits ausgiebig diskutierte, den meisten bekannten Marktanteilsmodellen innewohnende und unter bestimmten Voraussetzungen, auf die im empirischen Teil der Arbeit noch genauer eingegangen wird, ungünstige IIA-Eigenschaft (7) nicht besitzt.

Die vorliegende Netzstruktur ermöglicht eine Schätzung der (periodenabhängigen) *Marktanteile* sowohl auf direktem als auch auf indirektem Weg. Bei der direkten Schätzung werden die Marktanteile unmittelbar als Funktion der jeweils vorliegenden Marketing-Mix-Konstellation interpretiert und im Netz berücksichtigt (→ Modellierung des Marktverhaltens). Bei der indirekten Schätzung, die sich z. B. bei konsumenspezifischen Paneldaten anbietet, setzt man das Neuronale Netz auf Kaufakt- bzw. Markenwahlebene an und berechnet anschließend aus den geschätzten individuellen Marktwahrscheinlichkeiten die interessierenden Marktanteile (→ Modellierung des Konsumentenverhaltens). Aus Gründen der Vergleichbarkeit der Ergebnisse mit denen des nachfolgend angesprochenen MCI-Modells beschränken wir uns hier auf die direkte Schätzung.

Die Berechnungsformel für den Marktanteil MA_{mt}^{NN} lautet unter Anwendung von Gleichung (4)

$$MA_{mt}^{NN} = \frac{y_{mt}}{\sum_{l=1}^M y_{lt}} \quad (5)$$

Durch Gleichung (5) wird sichergestellt, daß sich die geschätzten Marktanteile im Intervall [0; 1] bewegen und auf 1 summieren. Obwohl diese für den Realitätsbezug der erzielten Ergebnisse wichtige Bedingung auch grundsätzlich in die Architektur des Netzes bzw. in das Kalibrierungsverfahren integriert werden könnte, wird von dieser Möglichkeit bewußt kein Gebrauch gemacht, da sie die Aufgabe der allgemeinen Struktur des Netzes zur Folge hätte. Im Rahmen der empirischen Untersuchung hat sich im übrigen gezeigt, daß die mit dem vorliegenden NN-Ansatz geschätzten Marktanteile die Summenrestriktion auch ohne die in Gleichung (5) angegebene Normierung – wenn überhaupt – nur geringfügig verletzen.

Für die Berechnung der *Marktanteilelastizitäten* wird der Differentialquotient $\frac{\partial y_{mt}}{\partial x_{jt}}$ benötigt, der als Maß für die Auswirkung einer marginalen Änderung der erklärenden Variablen x_{jt} auf den Ergebniswert y_{mt} interpretiert werden kann. Über die Gleichungen (1), (2) und (4) erhält man

$$\frac{\partial y_{mt}}{\partial x_{jt}} = \frac{MA_{mt}^{max} - MA_{mt}^{min}}{0.6} \cdot \frac{\partial \tilde{y}_{k_A t}}{\partial x_{jt}} \quad (6)$$

$$\text{mit} \quad \frac{\partial \tilde{y}_{k_A t}}{\partial x_{jt}} = s(Q)(1-s(Q)) \sum_{k_E=1}^{K_E} \lambda_{k_A k_E} s(P)(1-s(P)) \frac{\mu_{k_E j}}{x_{jmax} - x_{jmin}} \quad (7)$$

Unter Berücksichtigung von Gleichung (5) kann damit die Berechnungsvorschrift für die Marktanteilselastizität $E_{MA_{mt}^{NN}, x_{jt}}$ hergeleitet werden

$$\begin{aligned} E_{MA_{mt}^{NN}, x_{jt}} &= \frac{\partial MA_{mt}^{NN}}{\partial x_{jt}} \cdot \frac{x_{jt}}{MA_{mt}^{NN}} \\ &= \dots \\ &= \frac{\partial y_{mt}}{\partial x_{jt}} \cdot \frac{x_{jt}}{y_{mt}} - MA_{mt}^{NN} \sum_{l=1}^M \frac{\partial y_{lt}}{\partial x_{jt}} \cdot \frac{x_{jt}}{y_{mt}} \end{aligned} \quad (8)$$

Gleichung (8) zeigt, wie sich die Marktanteilselastizitäten aus den Elastizitäten der Ergebniswerte y_{mt} und einem Korrekturfaktor, der auf die durch Gleichung (5) gegebene Normierung zurückzuführen ist, zusammensetzen.

Mit Hilfe der Marktanteilselastizitäten lassen sich auf anschauliche Art und Weise die Richtung und das Ausmaß der zwischen den Marketing-Mix-Instrumenten und den Marktanteilen bestehenden Wirkungsbeziehungen zum Ausdruck bringen. Eine ganz ähnlich interpretierbare Kenngröße ist die sogenannte 'Relative Strength' $RS_{k_A k_E}$. Mit dieser von *Yoon/Swales/Margavio* (1993) im Rahmen von diskriminanzanalytischen Untersuchungen eingesetzten Statistik kann in einem Neuronalen Netz mit einer verdeckten Zwischenschicht die relative Stärke des Einflusses eines Eingabeknotens k_E auf einen Ausgabeknoten k_A gemessen werden. Es gilt (siehe *Yoon/Swales/Margavio* 1993, S. 56):

$$RS_{k_A k_E} = \frac{\sum_{k_Z=1}^{K_Z} (\mu_{k_Z k_E} \cdot \lambda_{k_A k_Z})}{\sum_{k_Z=1}^{K_Z} |\sum_{k_Z=1}^{K_Z} (\mu_{k_Z l} \cdot \lambda_{k_A k_Z})|} \quad (9)$$

Die 'Relative Strength' kann als Anteil der Stärke der Beziehung zwischen den Knoten k_E und k_A an der Summe der zwischen allen K_E Eingabeknoten und dem Ausgabeknoten k_A bestehenden Beziehungen interpretiert werden. Sie erlaubt damit ebenfalls eine Beurteilung der auf dem betrachteten Markt vorliegenden Interaktionsbeziehungen und ermöglicht gleichzeitig eine gewisse inhaltliche Kontrolle der durch Formel (8) berechneten Elastizitäten.

2.2. Marktanteilsberechnungen mit dem MCI-Modell

Die grundlegende Idee des zum Vergleich herangezogenen MCI-Modells besteht darin, die „Attraktion“ einer Marke m in Periode t , die im vorliegenden Fall durch die Marketing-Mix-Variable x_{mt} und zu schätzende Gewichtungparameter α_m bzw. β_m gemäß der Formel

$$ATT_{mt} = \exp(\alpha_m) \cdot x_{mt}^{\beta_m} \quad (10)$$

bestimmt wird, zu jener der konkurrierenden Marken in Beziehung zu setzen. Dabei wird u. a. unterstellt, daß die Attraktion einer Marke m mit positiver Variablenausprägung $x_{mt} > 0$ immer größer als 0 ist. Der Parameter α_m erlaubt eine Bewertung der Grundattraktivität von Marke m . Für den mittels MCI-Modell berechenbaren Marktanteil MA_{mt}^{MCI} der Marke m in Periode t erhält man die einfache Beziehung

$$MA_{mt}^{MCI} = \frac{ATT_{mt}}{\sum_{i=1}^M ATT_{it}} \quad (11)$$

Stimmen zwei Marken bezüglich ihrer Attraktion überein, wird ihnen beim MCI-Modell auch der gleiche Marktanteil zugeordnet. Eine ausführlichere Diskussion der modelltheoretischen Eigenschaften dieses Ansatzes findet sich in den eingangs erwähnten Quellen.

Die Berechnungsvorschrift für die zugehörige Marktanteilselastizität lautet

$$E_{MA_{mt}^{MCI}, x_{jt}} = \frac{\partial MA_{mt}^{MCI}}{\partial x_{jt}} \cdot \frac{x_{jt}}{MA_{mt}^{MCI}} = \begin{cases} \beta_m(1 - MA_{mt}^{MCI}) & \text{für } m = j \\ -\beta_j MA_{jt}^{MCI} & \text{für } m \neq j \end{cases} \quad (12)$$

Aus der Formel für die Kreuzelastizität ($m \neq j$) ist ersichtlich, daß das MCI-Modell die bereits im vorausgegangenen Unterabschnitt angesprochene IIA-Eigenschaft besitzt, d. h., daß sich Änderungen der Marketing-Mix-Variablen einer Marke – innerhalb des Modells – auf die Marktanteile aller anderen Marken in gleicher Weise auswirken (8). Daß dieser Sachverhalt nicht auf jede Produktklasse bzw. die darin vertretenen Marken zutreffen muß, braucht nicht extra betont zu werden.

Nichtsdestoweniger besticht das MCI-Modell durch seine intuitiv einleuchtende, einfache Struktur. Aufgrund dieses Sachverhalts kann das *MCI-Modell* mittlerweile als eine Art *Standardinstrument* im Bereich der *Marktanteilsanalyse* bezeichnet werden und eignet sich deshalb in besonderem Maße als 'Benchmark' für den vorgestellten NN-Ansatz.

Für die Schätzung der Modellparameter empfiehlt sich nach unseren bisherigen Erfahrungen die sogenannte gewichtete Kleinste-Quadrate-Methode. Bei diesem sehr

einfach zu implementierenden Schätzverfahren minimiert man die Summe der für alle Marken und Kalibrierungsperioden gebildeten quadrierten Differenzen zwischen den tatsächlichen und den mit dem MCI-Modell (als Funktion der Marketing-Mix-Variablen und der gesuchten Parameter) berechneten Markanteilen. Um dabei Ausreißern kein allzu hohes Gewicht zu verleihen, werden die Abweichungsquadrate noch durch die geschätzten Markanteile dividiert.

2.3. Verwendete Gütekriterien

Die statistische Beurteilung der Anpassungsgüte der vorgestellten Modellierungsansätze erfolgt anhand zweier Gütekriterien. Zum einen handelt es sich um die über T Perioden berechnete, prozentuale mittlere relative Abweichung MRA_m zwischen den beobachteten (MA_{mt}^{beob}) und den auf Basis eines der beiden beschriebenen Ansätze geschätzten Markanteilen MA_{mt}^{gesch} der Marke m mit (9)

$$MRA_m = \frac{100}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|MA_{mt}^{beob} - MA_{mt}^{gesch}|}{MA_{mt}^{beob}} \quad (13)$$

Zum anderen wird ein analog spezifiziertes, auf dem Theilschen Ungleichheitskoeffizienten aufbauendes Gütekriterium U_m (siehe Naert/Leeflang (1978, S.301ff.)) gemäß der Formel

$$U_m = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (MA_{mt}^{beob} - MA_{mt}^{gesch})^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (MA_{mt}^{beob})^2} + \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (MA_{mt}^{gesch})^2}} \quad (14)$$

verwendet. Der Wertebereich von U_m umfaßt das Intervall $[0; 1]$, wobei der optimale Wert bei 0 liegt. Das Gütekriterium eignet sich in besonderer Weise für die Überprüfung des Grades der Übereinstimmung zweier Zeitreihen.

3. Empirische Vergleichsstudie

In der nachfolgend beschriebenen empirischen Untersuchung werden die in Abschnitt 2 dargestellten Modellierungsansätze auf verschiedene Datenkonstellationen angewandt. Ziel ist zum einen die Überprüfung der Eignung der beiden Formulierungen im Hinblick auf die adäquate Abbildung realer Marktgegebenheiten. Zum anderen wird gezeigt, wie mit Hilfe des NN-Ansatzes Sensitivitätsanalysen zur Überprüfung unterschiedlicher Marketing-Mix-Strategien vorgenommen werden können.

3.1. Datengrundlage

Ausgangspunkt der empirischen Anwendungen sind zwei Datensätze, die die Marktaufteilung in zwei unterschiedlichen Produktklassen repräsentieren. Eine stichwortartige Beschreibung der aus realen Erhebungen gewonnenen Daten findet sich in Tabelle 1. Die in die Auswertung einbezogenen Marken stellen allerdings jeweils nur einen Teilmarkt dar. Auf die Berücksichtigung aller Marken – bei beiden Datensätzen wären dies jeweils weit über 20 Stück gewesen – wurde bewußt verzichtet, da dies eine nicht vertretbare Beeinträchtigung der Übersichtlichkeit der Ergebnisse nach sich gezogen hätte. Im folgenden wird deshalb der Begriff „Absatzanteil“ anstelle von „Marktanteil“ verwendet, um die Beschränkung auf Teilmärkte deutlich zu machen. Dies stellt jedoch keine Einschränkung dar, da die Vorgehensweise problemlos auf den Gesamtmarkt übertragen werden kann. Die Verwendung unterschiedlicher Periodenanzahlen (11 Perioden beim Shampoo-Markt, 13 Perioden beim Kaffee-Markt) resultiert aus dem Bestreben, die Zeiträume für die Modellkalibrierung im Interesse der Anpassungsgüte auf die maximale Länge auszuweiten.

Charakteristika	Datensatz 1	Datensatz 2
Produktkategorie	Shampoo	Kaffee
Erhebungsfom	POS-Scanner	Haushaltspanel
Erhebungsgebiet	BRD-West	BRD-West
Steuergrößen	Preise	Preise
Zielgrößen	Marktanteile	Marktanteile
Betrachtete Marken	5	6
Erhebungszeitraum	1989	1992
Wochenzahl	11	13

Tabelle 1: Beschreibung der verwendeten empirischen Daten

Einen ersten Eindruck von der Wettbewerbssituation und den Variationsbereichen der markenspezifischen Stückpreise auf den beiden Teilmärkten vermitteln die in Tabelle 2 zusammengestellten Eckdaten. Die angegebenen Werte zeigen, daß sich die einzelnen Marken – insbesondere auf dem Kaffee-Markt – sowohl hinsichtlich des Streubereichs der Preisvariablen ($x_m^{min} \leftrightarrow x_m^{max}$) als auch hinsichtlich der Spannweiten der im Kalibrierungszeitraum beobachteten Absatzanteile ($MA_m^{min} \leftrightarrow MA_m^{max}$) deutlich unterscheiden.

Bezeichner	Shampoo-Markt ($T = 11$)					Kaffee-Markt ($T = 13$)				
	Marke m					Marke m				
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
$x_m T$	3.50	3.78	3.78	4.41	4.40	7.99	7.22	7.30	7.14	7.13
$x_m^{\min}$	2.98	2.93	2.93	3.79	3.79	7.02	7.05	7.28	7.09	6.87
$\bar{x}_m$	3.43	3.68	3.67	4.23	4.23	7.53	7.84	7.70	7.54	7.43
$x_m^{\max}$	3.66	3.79	3.79	4.43	4.44	7.99	8.49	8.00	8.01	7.14
$MA_m^{\min}$	0.479	0.022	0.014	0.038	0.032	0.151	0.043	0.051	0.044	0.091
MA_m	0.644	0.077	0.058	0.115	0.106	0.258	0.109	0.093	0.097	0.144
$MA_m^{\max}$	0.894	0.214	0.167	0.206	0.181	0.360	0.250	0.172	0.144	0.210

Tabelle 2: Preis- und Absatzanteilskonstellationen in den Kalibrierungszeiträumen MA_m (bzw. $\bar{x}_m$) bezeichnet die über alle Kalibrierungsperioden gemittelten Absatzanteile (bzw. Variablenwerte).

3.2. Ergebnisse der Datenauswertungen

Um eine effiziente Datenanalyse durchführen zu können und die Anzahl von Freiheitsgraden möglichst groß zu halten, wurde beim NN-Ansatz für beide Teilmärkte eine minimale Netzkonfiguration mit $K_Z = 3$ Zwischenknoten (zuzüglich Bias-Knoten) verwendet.

Eine Vorstellung von der Güte der erzielten Kalibrierungsergebnisse liefern die in Tabelle 3 aufgeführten und auf die Absatzanteilschätzungen bezogenen Gütekriterien (MRA_m und U_m). Die tabellierte Werte signalisieren für beide Datensätze eine gute bis sehr gute Anpassung. Deutlichere Unterschiede zwischen den mit dem NN-Ansatz erzielten Resultaten und jenen, die sich aus der Anwendung des MCI-Modells ergaben, waren eher beim Shampoo-Datensatz zu beobachten. Hier erwies sich speziell die Modellierung der Absatzanteilsentwicklungen bei den Shampoo-Marken 4 und 5 mit dem MCI-Modell als nicht ganz unproblematisch. Schwierigkeiten ergaben sich z. B. bei Shampoo-Markte 5 bei der Erfassung der zwischen den Perioden 1 und 3 auftretenden starken Absatzanteilschwankungen (vgl. hierzu die im oberen Feld von Abbildung 2 dargestellten Kurvenverläufe). Bei den Ergebnissen des Kaffee-Marktes fällt bei beiden Modellierungsansätzen auf, daß der Erklärungsgrad der verwendeten Preisvariable bei Kaffee-Markte 2 – wenn man die erzielte Anpassungsgüte zugrunde legt – offensichtlich nicht ganz so hoch ist wie bei den restlichen, besser angepaßten Marken.

	Marke m	MCI-Modell		NN-Ansatz	
		MRA_m	U_m	MRA_m	U_m
Shampoo-Markt	1	5.756	0.043	1.719	0.010
	2	12.611	0.053	5.276	0.025
	3	16.992	0.082	5.357	0.023
	4	26.504	0.118	4.349	0.021
	5	28.229	0.105	6.006	0.029
Kaffee-Markt	1	10.822	0.055	3.248	0.019
	2	31.291	0.116	25.719	0.101
	3	13.205	0.085	11.246	0.062
	4	16.199	0.072	11.222	0.052
	5	9.732	0.070	7.900	0.046
	6	5.454	0.038	1.953	0.013

Tabelle 3: Erzielte Anpassungsgüten auf den beiden betrachteten Teilmärkten

Gemäß Tabelle 3 werden weiter unten in den Abbildungen 2 und 3 sowohl für den Shampoo- als auch für den Kaffee-Markt die Absatzanteile der Marken mit den besten (→ Shampoo-Markte 1 und Kaffee-Markte 6) und die mit den schlechtesten (→ Shampoo-Markte 5 und Kaffee-Markte 2) Anpassungsgüten wiedergegeben. Zu beachten ist, daß der NN-Ansatz bzgl. beider Gütekriterien und für alle Marken beider Teilmärkte dem MCI-Modell überlegen ist.

In den Tabellen 4 und 5 sind exemplarisch die für den Kaffee-Markt geschätzten Parameter α_m und β_m des MCI-Modells bzw. die für den NN-Ansatz ermittelten Gewichte W_{kZkE} und λ_{kAZ} dargestellt.

	Marke m					
	1	2	3	4	5	6
α_m	-0.2458	0.0346	-0.6201	-0.8660	-0.2168	-0.2717
β_m	-4.5180	-5.0138	-4.7762	-4.6881	-4.8549	-4.5954

Tabelle 4: MCI-Parameter für den Kaffee-Markt

Die für das MCI-Modell gefundenen Preisparameter β_m weisen für alle Marken die bei häufig gekauften Konsumgütern des täglichen Bedarfs zu erwartenden negativen Vorzeichen auf. Auch bei den Shampoo-Daten entsprechen die Vorzeichen der hier nicht wiedergegebenen Preisparameter den Erwartungen.

Interpretationen der Gewichte eines Neuronalen Netzes sind wesentlich schwieriger, da z. B. keine unmittelbare Aussagen über die „Richtigkeit“ von Vorzeichen gemacht werden können. Lediglich die relative Größe der einzelnen Gewichte zu-

μ_{kz_E}			$\lambda_{k_A k_z}$						
$k_E = 1$	$k_E = 2$	$k_E = 3$	$k_A = 1$	$k_A = 2$	$k_A = 3$	$k_A = 4$	$k_A = 5$	$k_A = 6$	
$k_E = 1$	1.9870	3.0020	$k_z = 1$	-1.0118	-0.7048	-0.0819	1.3730	-1.9352	4.0718
$k_E = 2$	0.4464	-2.1777	$k_z = 2$	-2.0378	1.6052	1.9267	0.5478	-0.4137	-1.3147
$k_E = 3$	-0.6300	-2.2488	$k_z = 3$	-1.5071	1.3216	-1.8561	-2.8996	3.1960	1.4606
$k_E = 4$	-1.3025	-0.5435	$k_z = 4$	2.3077	-1.7837	-0.6958	0.6283	-0.6577	-1.5392
$k_E = 5$	0.7581	-0.9511	(Bias)						
$k_E = 6$	-3.1813	0.8492							-1.5161
$k_E = 7$	-0.2127	1.1581							-0.0393
(Bias)									

Tabelle 5: NN-Gewichte für den Kaffee-Markt

einander gibt Hinweise auf die Stärke der entsprechenden Knotenverbindung. Die Randbeschriftungen in Tabelle 5 erinnern daran, daß die sechs (mit den markenspezifischen Preisen assoziierten) Knoten der Eingabeschicht auf drei versteckte Knoten und über diese wiederum auf die sechs (mit den Absatzanteilen assoziierten) Ausgabeknoten wirken. Einer Interpretation noch am ehesten zugänglich sind die Gewichte der Verbindungen von den Bias-Knoten zu den Ausgabeknoten. Da sie als konstanter Faktor in die Ausgabeknoten einfließen (vgl. Gleichung (1)), spezifizieren sie eine Art „Basisabsatzanteil“. So bewirkt z. B. das negative Verbindungsgewicht $\lambda_{24} = -1.7837$ zwischen dem Bias-Knoten der Zwischenschicht und dem Ausgabeknoten 2 eine Abschwächung des positiven Einflusses der Knoten 2 und 3 der Zwischenschicht (mit $\lambda_{22} = 1.6052$ und $\lambda_{23} = 1.3216$) auf den betrachteten Ausgabeknoten. Eine Aufbereitung der durch die Gewichte beschriebenen Zusammenhänge mit Hilfe der „Relative Strength“ (vgl. Tabelle 7) bestätigt die erwarteten Beziehungen zwischen Preis und Absatzanteil weitgehend.

Eine anschaulichere Form der Dokumentation der erzielten Anpassungsgüte liefern die in Abbildung 2 und 3 wiedergegebenen beobachteten und geschätzten Absatzanteilsverläufe für die jeweiligen Kalibrierungszeiträume. Aus Platzgründen ist die Präsentation auf zwei Marken pro Markt beschränkt, wobei jeweils die Marken mit den besten und die mit den schlechtesten Anpassungsgütern gemäß Tabelle 3 ausgewählt wurden. Im oberen Teil der beiden Abbildungen sind jeweils die Absatzanteilsentwicklungen für den Shampoo-Markt, im unteren Teil die für den Kaffee-Markt dargestellt. Die Kurvenverläufe attestieren beiden Teilmärkten ein dynamisches Verhalten. Die – trotz der teilweise markanten Anteilsschwankungen – große Übereinstimmung der geschätzten mit den tatsächlichen Werten unterstreicht den besonderen Erklärungsgehalt der verwendeten Marketing-Mix-Variablen Preis.

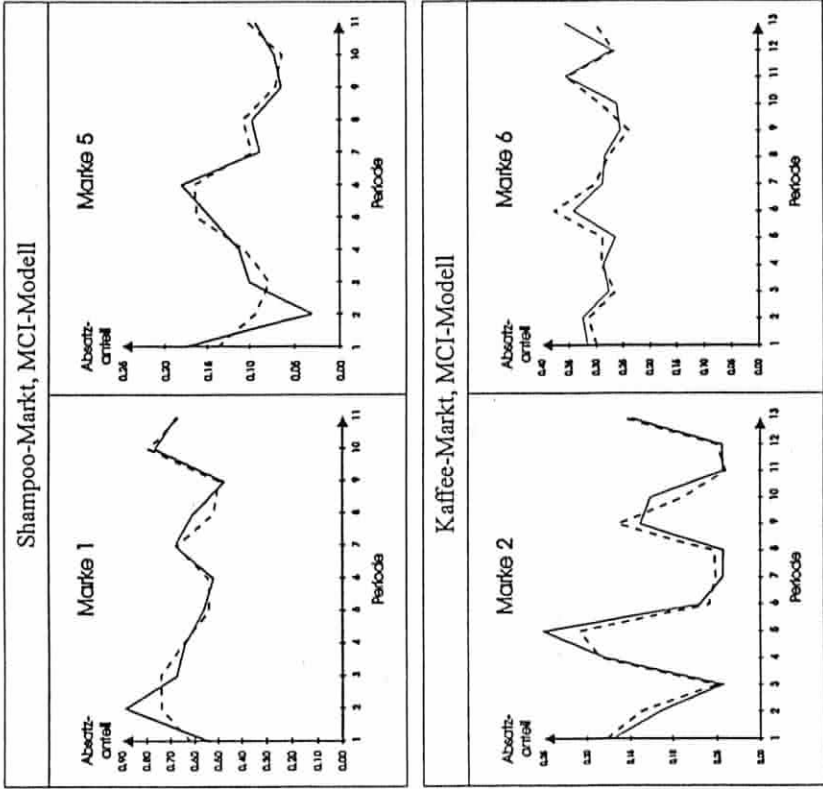


Abb. 2: Tatsächliche (—) und mit dem MCI-Modell geschätzte (---) Absatzanteilsverläufe ausgewählter Shampoo- (oben) und Kaffee-Marken (unten)

Aus Anwendersicht verdienen u. a. die mit den vorgestellten Ansätzen berechenbaren (Absatzanteils-)Elastizitäten besonderes Interesse. Wie bereits im theoretischen Teil der Arbeit angedeutet, kommt bei der Berechnung von Elastizitäten auf Basis des MCI-Ansatzes die dem Modell innewohnende IIA-Eigenschaft zum Tragen (d. h. Änderungen der Variablen X_{ij} üben auf die Absatzanteile aller Marken m (mit

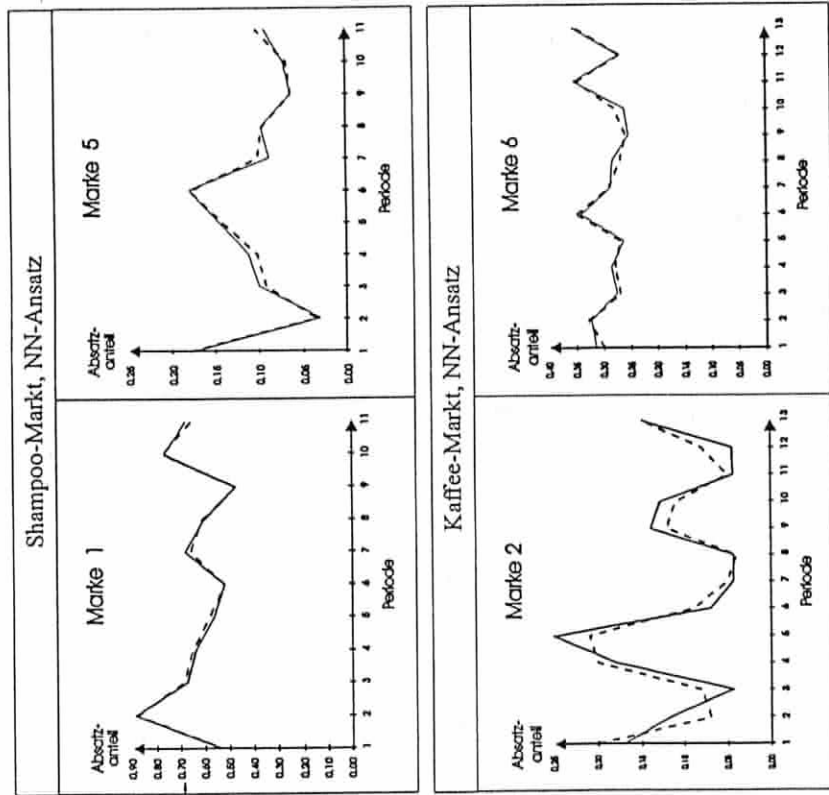


Abb. 3: Tatsächliche (-) und mit dem NN-Ansatz geschätzte (---) Absatzverläufe ausgewählter Shampoo- (oben) und Kaffee-Marken (unten)

$m \neq j$) den gleichen Einfluss aus). Folglich sind die betreffenden und in den Tabellen 6 und 7 exemplarisch für die Periode 10 aufgeführten Kreuzelastizitäten des MCI-Modells – im Gegensatz zu denen des NN-Ansatzes – zeilenweise identisch. Hier zeigen sich deutliche Schwächen des MCI-Modells bei der Modellierung asymmetrischer Wettbewerbsstrukturen zwischen konkurrierenden Marken.

Preis-Elastizitäten ($t = 10$)												
MCI-Modell						NN-Ansatz						
$MA_{1,10}$	$MA_{2,10}$	$MA_{3,10}$	$MA_{4,10}$	$MA_{5,10}$	$MA_{6,10}$	$MA_{1,10}$	$MA_{2,10}$	$MA_{3,10}$	$MA_{4,10}$	$MA_{5,10}$	$MA_{6,10}$	$MA_{6,10}$
-1.140	3.827	3.827	3.827	3.827	3.827	-2.456	10.012	10.206	7.457	8.237	8.237	8.237
$z_{1,10}$	0.242	-4.758	0.242	0.242	0.242	0.151	-1.815	-1.891	0.219	0.185	0.185	0.185
$z_{2,10}$	0.175	0.175	-4.775	0.175	0.175	0.344	-1.067	-1.128	-1.278	-1.273	-1.273	-1.273
$z_{3,10}$	0.265	0.265	0.265	-3.116	0.265	0.301	0.569	0.543	-2.014	-1.903	-1.903	-1.903
$z_{4,10}$	0.303	0.303	0.303	0.303	-4.185	0.791	0.554	0.508	-4.702	-4.567	-4.567	-4.567

Korrelationen Rohdaten						Relative Strength'					
MA_1	MA_2	MA_3	MA_4	MA_5	MA_6	k_E, k_A	1	2	3	4	5
z_1	-0.74	0.46	0.43	0.48	0.52	1	-0.49	0.40	0.40	0.42	0.45
z_2	0.48	-0.94	-0.94	0.27	0.32	2	0.17	-0.35	-0.36	0.12	0.15
z_3	0.47	-0.95	-0.93	0.27	0.32	3	0.16	-0.19	-0.19	-0.05	-0.03
z_4	-0.02	0.48	0.47	-0.45	-0.39	4	0.06	0.00	0.00	-0.12	-0.11
z_5	0.00	0.47	0.46	-0.46	-0.41	5	0.12	0.05	0.05	-0.28	-0.27

Tabelle 6: Interaktionskennzahlen für den Shampoo-Markt

Preis-Elastizitäten ($t = 10$)												
MCI-Modell						NN-Ansatz						
$MA_{1,10}$	$MA_{2,10}$	$MA_{3,10}$	$MA_{4,10}$	$MA_{5,10}$	$MA_{6,10}$	$MA_{1,10}$	$MA_{2,10}$	$MA_{3,10}$	$MA_{4,10}$	$MA_{5,10}$	$MA_{6,10}$	
-3.245	1.273	1.273	1.273	1.273	1.273	-5.421	7.641	3.056	0.169	0.019	1.290	
$z_{1,10}$	0.476	-4.524	0.476	0.476	0.476	2.405	-5.390	-1.391	1.446	-1.626	0.467	
$z_{2,10}$	0.432	0.432	-4.344	0.432	0.432	3.240	-4.485	-7.357	-4.221	3.762	0.663	
$z_{3,10}$	0.425	0.425	0.425	-4.264	0.425	-0.282	3.420	-4.309	-5.605	5.476	0.297	
$z_{4,10}$	0.722	0.722	0.722	0.722	-4.133	1.261	-3.672	-0.239	1.772	-1.876	0.549	
$z_{5,10}$	1.349	1.349	1.349	1.349	-3.247	3.063	2.806	7.711	1.317	-0.488	-6.917	

Korrelationen Rohdaten						'Relative Strength'						
MA_1	MA_2	MA_3	MA_4	MA_5	MA_6	k_E, k_A	1	2	3	4	5	6
z_1	-0.93	0.72	0.38	-0.16	0.26	0.21	1					
z_2	0.78	-0.93	-0.16	0.32	-0.19	0.08		1				
z_3	0.57	-0.33	-0.82	-0.19	0.13	0.10		0.22	-0.27	-0.10	0.16	-0.17
z_4	-0.24	0.41	-0.42	-0.91	0.98	-0.19		0.16	-0.11	-0.28	-0.23	0.20
z_5	0.16	-0.21	0.51	0.68	-0.80	-0.09		-0.01	0.12	-0.21	-0.40	0.38
z_6	-0.12	0.19	0.61	0.12	0.01	-0.77		0.09	-0.16	-0.02	0.16	-0.17
								0.14	0.08	0.24	0.03	0.04

Tabelle 7: Interaktionskennzahlen für den Kaffee-Markt

Da die berechneten Elastizitätswerte einer direkten empirischen Überprüfung nicht zugänglich sind, empfiehlt es sich, diese zu den korrespondierenden, in den Tabellen 6 und 7 ebenfalls wiedergegebenen Korrelationen und 'Relative Strength'-Werten in Beziehung zu setzen. Für die Beurteilung ist zu beachten, daß sich die zuletzt genannten Kenngrößen nicht auf einzelne Perioden, sondern auf den gesamten Kalibrierungszeitraum beziehen und demzufolge nur strukturelle Aussagen erlauben.

Die Preis-Elastizitäten für das MCI-Modell im Shampoo-Markt weisen wiederum die zu erwartende Struktur mit negativen direkten Effekten und positiven Kreuzeffekten auf. Die Größenverhältnisse der einzelnen Werte zueinander sind – bedingt durch die spezielle Struktur der Elastizitätsformel (vgl. Gleichung (12)) – umgekehrt proportional, die Kreuzeffekte hingegen proportional zum betreffenden Absatzanteil, womit sich auch der starke Einfluß von Preisänderungen bei Marke 1 (Teilmarktführer mit über 50 % Absatzanteil) auf alle anderen Marken erklären läßt. Bezieht man jedoch die direkt aus dem zugrundeliegenden Datenmaterial ermittelten Korrelationen zwischen Preis- und Absatzanteilsentwicklung in die Betrachtung mit ein, so stellt sich die Frage, ob die Struktur der mit dem MCI-Modell berechneten Elastizitäten der vorliegenden Marktstruktur tatsächlich gerecht werden kann. Die in Tabelle 6 dargestellte Korrelationsmatrix weist nämlich eine deutliche Asymmetrie auf, die im wesentlichen auf die nahezu identische Preisstrategie der Marken einer Markengruppe (10) zurückzuführen ist.

Interessant ist nun, daß diese – offensichtlich auf die spezielle Marken- und Wettbewerbsstruktur des Shampoo-Marktes zurückzuführenden – Beziehungen bei Auswertungen mit Hilfe des NN-Ansatzes besser erkannt werden. So stimmen z. B. die Vorzeichenkonstellationen der Elastizitäten, der „Relative Strength“ und der Korrelationen für die überwiegende Zahl der Matrixelemente in Tabelle 6 überein. Entsprechendes gilt für die Einflüsse der Preise bzgl. Größe und Richtung auf die Absatzanteile der Marken einer Markengruppe.

Bei den in der ersten Zeile der Elastizitätsmatrix angegebenen Wirkungszusammenhängen zwischen dem Preis der Marke 1 und den Absatzanteilen der Marken 2 und 3 bzw. 4 und 5 tritt dieser Effekt besonders deutlich zutage. Die beschriebene Blockbildung kommt aber nicht nur bei den herstellerübergreifenden Konkurrenzbeziehungen zum Ausdruck. Von nicht geringerer Auffälligkeit ist das gleichgerichtete Reaktionsverhalten innerhalb der Markengruppen. Einer der Gründe, daß nicht alle Elemente der Korrelationsmatrix vom Vorzeichen her mit den entsprechenden Elementen der Elastizitätsmatrix übereinstimmen, besteht darin, daß bei der Korrelationsrechnung von einem linearen Zusammenhang zwischen erklärender (Preis) und erklärter (Absatzanteil) Variable ausgegangen wird. Aufgrund dieser formalen Einschränkungen können die angegebenen Korrelationswerte auch nur als zusätzliche Indikatoren für die Überprüfung der Modellvalidität dienen.

Hinweise auf das als durchaus „lebhaft“ zu bezeichnende Reaktionsverhalten der einzelnen Marken im Zeitablauf liefern auch die aus den beobachteten Daten berechenbaren Bogenelastizitäten (siehe z. B. Cooper/Nakanishi (1988, S. 32)). In Abbildung 4 ist diese Kenngröße für die Shampoo-Marke 1 graphisch dargestellt (11). Die

Graphik zeigt, daß die Vorzeichen dieser „beobachteten Elastizitätswerte“ nicht-zwangsläufig über alle Perioden unverändert bleiben müssen. Eine entsprechende, dynamische Struktur wäre mit dem hier beschriebenen MCI-Ansatz nicht modellierbar.

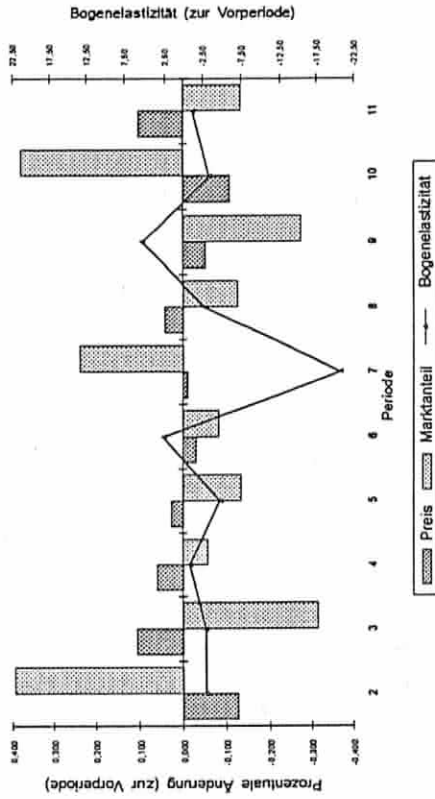


Abb. 4: Bogenelastizitäten der Marke 1 auf dem Shampoo-Markt

Im Gegensatz zu den durch gezielt ausgewählte Marken pointierteren Strukturen in den Daten des Shampoo-Marktes (12) zeichnen sich die in Tabelle 7 dargestellten Resultate für den Kaffee-Markt durch eine asymmetrische Struktur ohne erkennbare Systematik aus. Auch in diesem Fall spiegeln sich die in der Korrelationsmatrix auftretenden Datenmuster zum überwiegenden Teil in den Werten der Elastizitätsmatrix des NN-Ansatzes und der Matrix der „Relative Strength“-Werte wieder. Im Gegensatz zu den Shampoo-Daten sind die Werte in den Hauptdiagonalen der beiden Elastizitätsmatrizen jedoch größenordnungsmäßig recht ähnlich. Auch die für den Kaffee-Markt erzielten Ergebnisse zeigen, daß der vorgestellte NN-Ansatz – falls es das verwendete Datenmaterial erforderlich macht – in der Lage ist, intensive Reaktionsbeziehungen zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen abzubilden. Die zitierte Asymmetrie in den Elastizitäten des Kaffee-Marktes finden sich im übrigen in ähnlicher Form auch in einer auf den US-amerikanischen Kaffee-Markt bezogenen und bei Cooper/Nakanishi (1988) dokumentierten Studie.

3.3. Sensitivitätsanalysen mit dem NN-Ansatz

Eine interessante, für operative Marketing-Mix-Entscheidungen hilfreiche und sich im Zusammenhang mit klassischen Modellierungsansätzen anbietende Möglichkeit ist die Durchführung von Sensitivitätsanalysen, deren Ziel z. B. in der Erruierung eventueller Konsequenzen von Preisänderungen auf den gegenwärtigen Markt- bzw. Absatzanteil interessierender Marken bestehen kann. Sensitivitätsanalysen stellen eine auf Prognosefragestellungen angewandte Umsetzung der aus der Berechnung von Elastizitäten gewonnenen Erkenntnisse dar. Ausgangspunkt der nachfolgenden Berechnungen sind die Datenkonstellationen der Periode T und die aus dem Kalibrierungszeitraum geschätzten Nettengewichte für den NN-Ansatz.

Für die beiden betrachteten Märkte wird von folgenden zukünftigen Marktszenarien in Periode $T+1$ ausgegangen (13):

Szenarium (1): Der Preis der Shampoo-Marken 4 und 5 [Kaffee-Marke 6] fällt [steigt] auf den mittleren Preis der übrigen Marken in Höhe von 3.69 [7.36] DM. Die Preise der übrigen Marken bleiben unverändert.

Szenarium (2): Der Preis der Shampoo-Marken 4 und 5 [Kaffee-Marke 1] wird um 10% auf 3.97 [7.19] DM gesenkt. Die Shampoo-Marke 2 [Kaffee-Marke 2] versucht, dem dadurch drohenden Marktanteilsverlust durch eine geeignete Preisstrategie entgegenzuwirken. Die Preise der übrigen Marken bleiben unverändert.

Die Umsetzungen der beschriebenen Szenarien sind in *Tabelle 8* zusammengestellt. Bei den als Vergleichsbasis herangezogenen Absatzanteilen der Periode T handelt es sich um die mit dem NN-Ansatz geschätzten Werte, da nur auf dieser Grundlage sinnvolle Abweichungswerte (ΔMA_m) berechnet werden können.

Bezeichner	Shampoo-Markt ($T = 11$)					Kaffee-Markt ($T = 13$)					
	Marke m					Marke m					
	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	6
$\pi_{m,T}$	3.50	3.78	3.78	4.41	4.40	7.99	7.22	7.30	7.14	7.13	6.87
$MA_{m,T}^{NN}$	0.659	0.075	0.055	0.107	0.104	0.151	0.146	0.117	0.120	0.112	0.354
Szenarium (1)											
$MA_{m,T+1}^{NN}$	0.510	0.052	0.039	0.210	0.189	0.233	0.144	0.147	0.121	0.117	0.238
ΔMA_m (in %)	-22.6	-30.7	-29.1	+96.3	+81.7	+54.3	-1.4	+25.6	+0.8	+4.5	-32.8
Szenarium (2)											
$MA_{m,T+1}^{NN}$	0.540	0.075	0.056	0.172	0.157	0.200	0.146	0.132	0.118	0.122	0.283
ΔMA_m (in %)	-18.1	0.0	+1.8	+60.7	+51.0	+32.5	0.0	+12.8	-1.7	+8.9	-20.1

Tabelle 8: Ergebnisse der mit dem NN-Ansatz durchgeführten Sensitivitätsanalysen

Das bereits im Rahmen der Elastizitätsbetrachtungen diskutierte und sich deutlich vom gleichgerichteten Verhalten der MCI-Absatzanteile unterscheidende Verhalten der Absatzanteile beim NN-Ansatz findet sich erwartungsgemäß auch in den Ergebnissen der Sensitivitätsanalysen wieder.

Beim *Shampoo-Markt* fällt im Szenarium 1 der markante Absatzanteilsgewinn der Marken 4 und 5 ins Auge. Dieser extreme Zuwachs läßt sich allerdings mit der ebenso markanten Preissenkung (um immerhin ca. 70 Pfennige) bei den beiden betreffenden Marken begründen. Entsprechend der bereits ausführlich erörterten Wettbewerbsstruktur auf dem Shampoo-Markt geht die beschriebene Entwicklung primär zu Lasten der Marken 2 und 3 des Herstellers 2, die mit Absatzanteilsrückgängen in der Größenordnung von 30% beträchtlich an Bedeutung verlieren. Zum Szenarium 2 ist zu sagen, daß Marke 2 ihren Preis auf 3.39 DM senken müßte, um die Preissenkungsstrategie der Marken 4 und 5 zu kompensieren und die Marktposition aus Periode T halten zu können. Eine derartige Preisreduktion um ca. 10% sollte zumindest über einen kürzeren Zeitraum durchaus im Rahmen des Möglichen liegen. Die Tatsache, daß auch die Marke 3 aus der Preisreduktion von Marke 2 Nutzen zieht, ist eine Folge der auf dem Shampoo-Markt vorliegenden Asymmetrie. Wirkungsbeziehungen dieser Art bezeichnet man in der Kaufverhaltensforschung auch als „Halo-Effekt“. Begründen läßt sich dieser Effekt z. B. damit, daß die Preissenkung bei Marke 2 das Interesse der Käufer nicht nur auf diese Marke, sondern auch auf das andere, vom selben Hersteller angebotene Produkt lenkt. Der Preis hat in diesem Fall noch zusätzlich einen gewissen Promotionscharakter.

Die auf dem *Kaffee-Markt* hervorsteckende starke (positive) Reaktion der Marke 3 im Szenarium 1 ist u. a. durch den zugehörigen, relativ hohen Korrelationswert von 0.61 und den ebenfalls recht hohen „Relative Strength“-Wert von 0.24 in *Tabelle 7* motivierbar. Gleichzeitig scheint aber der noch markantere Absatzanteilsgewinn von Marke 1 im Widerspruch zum entsprechenden – allerdings vergleichsweise geringen – Korrelationswert von (-0.12) zu stehen. Berücksichtigt man jedoch die Tatsache, daß für die betrachtete Kreuzbeziehung sowohl die mit dem MCI-Modell berechnete Elastizität als auch die „Relative Strength“ das mit dem Neuronalen Netz erzielte Ergebnis stützen, liegt die Vermutung nahe, daß im vorliegenden Fall die auf der Linearitätsannahme beruhende Korrelationsrechnung den bestehenden – möglicherweise hochgradig – nicht-linearen Beziehungen nicht gerecht werden konnte.

Solche doch recht gravierenden Unterschiede im Reaktionsverhalten der einzelnen Marken werden – wie entsprechende Vergleichsanalysen gezeigt haben – im MCI-Modell unterdrückt. Die flexibleren Möglichkeiten des NN-Ansatzes bei der Modellierung der Absatzanteilsentwicklung von Kaffee-Marke 2 (vgl. *Tabelle 3*) scheinen

sich auf den ersten Blick in überproportionalem Maße auf die Qualität der Sensitivitätsrechnungen auszuwirken, da die prognostizierte Absatzanteilsänderung ($\Delta MA_2 = -1.4\%$) durch die (recht hohe) Preiselastizität ($EMA_{2,13}^{NN} \cdot \epsilon_{6,13} = 5.715$) in Periode $T = 13$ nicht erklärt werden kann. Diese scheinbare Diskrepanz läßt sich allerdings relativieren, wenn man in Betracht zieht, daß es sich hierbei um eine Punktelastizität handelt, die damit natürlich auch nur in einem begrenzten Bereich um den Bezugspunkt Gültigkeit besitzt und nur dort valide Strukturaussagen zuläßt. Sensitivitätsanalysen basieren jedoch – wie auch im vorliegenden Fall – in aller Regel auf der Betrachtung diskreter, nicht unbedingt nahe beieinander liegender Variablenkonstellationen.

Die in *Abbildung 5* dargestellte Graphik beschreibt den Verlauf des Absatzanteils der Kaffee-Marke 2 in Abhängigkeit vom eigenen Preis sowie dem der Kaffee-Marke 6 als räumliches „Funktionsgebirge“ (linkes Bild) und als topographische Karte (rechtes Bild). Die Kurvenverläufe wurden auf Basis von 80.000, mit dem NN-Ansatz berechneten Funktionswerten gezeichnet, wobei die Preise für die nicht explizit betrachteten Konkurrenzmarken auf dem Niveau der Periode T fixiert wurden. Die Markierungen im dargestellten Funktionsgebirge machen deutlich, wie man durch die relativ große Änderung des Preises von 6.87 DM auf 7.36 DM beim NN-Ansatz von der einen Seite des Funktionsgebietes mit einem Funktionswert von 0.146 (linke Markierung) auf die andere Seite zu dem niedrigeren Funktionswert von 0.144 (rechte

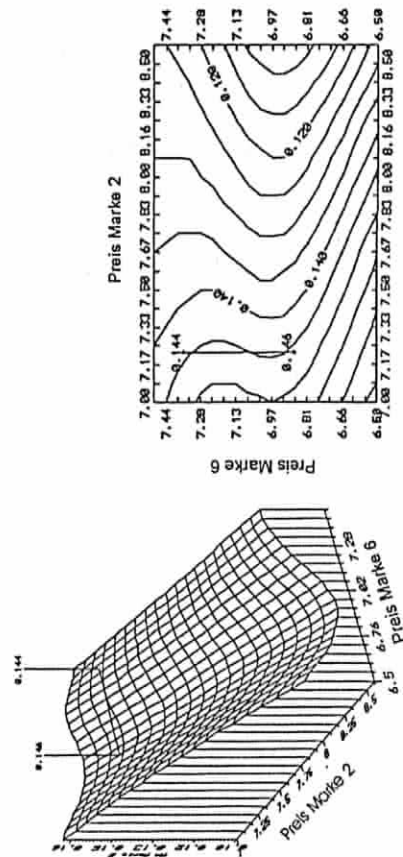


Abb. 5: Absatzanteilsverlauf der Kaffee-Marke 2 in Abhängigkeit vom eigenen Preis und dem Kaffee-Marke 6

Markierung) gelangt. Die aus der Graphik ersichtliche „Wellenform“ des Funktionsgebietes der Absatzanteilsverläufe ist eine Folge der modellierten Interaktionsbeziehungen. Berechnet man entsprechende Funktionsgebirge auf Basis der im Kalibrierungszeitraum beobachteten Marktdaten, so zeigt sich, daß der gleichmäßig monotone Verlauf, der sich bei analogen Berechnungen für das MCI-Modell ergibt, nicht in jedem Fall angebracht sein muß. Noch deutlicher werden die Unterschiede in den Kurvenverläufen, wenn man nicht das ganze Funktionsgebirge, sondern nur die daraus extrahierten Höhenlinien (d. h. die Bereiche gleichen Absatzanteils in Abhängigkeit von den jeweiligen Variablenwerten) topographisch darstellt. Eine ähnliche Beschreibungform verwenden auch *Kamakura/Srivastava* (1984) im Rahmen von Neuproduktionsüberlegungen zum illustrativen Nachweis des Einflusses von Interaktionseffekten auf markenspezifische Auswahlwahrscheinlichkeiten.

Auch im *Szenarium 2* macht sich die asymmetrische Struktur der berechneten Elastizitäten bemerkbar. Für die Kaffee-Marke 2 prognostiziert der NN-Ansatz eine Preisreduktion um 6.8 % auf 6.73 DM. Gleichzeitig überrascht die vorhergesagte, ca. 9 %-ige Marktanteilssteigerung bei Kaffee-Marke 5, was sich aber u. a. durch die (negative) Kreuzbeziehung (und Korrelation) zur Kaffee-Marke 2 erklären läßt.

4. Schlußbemerkungen

Der vorliegende Beitrag ist ein Beispiel dafür, wie im Bereich „Computerbasierte Entscheidungsunterstützung für Marktforschung und Marketing“ (siehe z. B. *Gaul/Both* (1990) für eine einführende Darstellung in diese Thematik und *Gaul/Baier* (1994) für eine konkrete Software-Beschreibung (14)). Kenntnisse aus unterschiedlichen Wissensgebieten bei der Ausgestaltung und Weiterentwicklung entsprechender Entscheidungshilfen zu Synergieeffekten führen.

Durch Verbindung der Theorie Neuronaler Netze mit den Anwendungsmöglichkeiten ökonomischer Marktanteilsmodelle ließ sich ein neuer Ansatz formulieren ($\rightarrow$ NN-Ansatz), mit einem bekannten, klassischen Vertreter ($\rightarrow$ MCI-Modell) vergleichen und für Sensitivitätsüberlegungen einsetzen. Dabei konnten u. a. die nachfolgend aufgelisteten *Erkenntnisse* gewonnen werden:

- Sowohl das MCI-Modell als auch der NN-Ansatz erwiesen sich – was die Güte der Reproduktion von Absatzanteilsentwicklungen angeht – als durchaus geeignete Modellierungsinstrumente. Erkennbare Anpassungsschwierigkeiten ergaben sich lediglich bei einigen wenigen Marken mit extremen Verhaltensstrukturen. Insgesamt betrachtet waren die MCI-Resultate immer schlechter als die des NN-Ansatzes.

- Im Hinblick auf die Berechenbarkeit von Marktkennzahlen kommt dem NN-Ansatz die Fähigkeit zugute, Kreuzelastizitäten auch im Falle asymmetrischer Konkurrenzbeziehungen adäquat modellieren zu können. Die nicht unproblematische IIA-Eigenschaft einiger klassischer Marktanteilsmodelle wird beim NN-Ansatz vermieden.
- Ein besonderer Vorteil des NN-Ansatzes ist darin zu sehen, daß keine explizite Vorgabe der (vermuteten) Wirkungsbeziehungen erforderlich ist. Ebenso wird der Interaktionsgrad implizit durch die für die Kalibrierung verwendeten Daten bestimmt.
- Weiterhin zeichnet sich der NN-Ansatz durch die Fähigkeit aus, auf verschiedene Daten-Inputs anwendbar zu sein. Auswertungen können nämlich sowohl auf individueller als auch auf aggregierter Ebene durchgeführt werden.
- Zum erforderlichen Implementationsaufwand ist zu sagen, daß dieser als eher gering zu bezeichnen ist, da verschiedene Basisfunktionen (z. B. der 'Backpropagation'-Algorithmus) kommerziellen Software-Toolboxen entnommen werden konnten.

Die Ergebnisse zeigen, daß der vorgestellte NN-Ansatz eine interessante Alternative zu den bekannten Modellierungsansätzen darstellt. Dem von Verfechtern Neuronaler Netze häufig angeführten Argument, daß mit diesem Instrumentarium auch ohne (fundierte) Kenntnisse der zu modellierenden Zusammenhänge gute bis sehr gute Ergebnisse zu erzielen sind, sollte man nach unseren bisherigen Erfahrungen allerdings eher skeptisch gegenüberstehen, da der Anwender (zumindest in dem in dieser Arbeit betrachteten Kontext der Marktanteils- und Marketing-Mix-Analyse) bei einer Interpretation der mit dem NN-Ansatz erhaltenen Resultate immer auch die jeweiligen Rahmenbedingungen (im vorliegenden Fall die aktuelle Marktsituation) im Blick haben muß. Im Interesse einer überschaubaren, rechenstechnisch einfach zu handhabenden Modellstruktur und zur Vermeidung von 'Overfitting'-Effekten, wodurch die prognostischen Qualitäten des NN-Ansatzes verlorengelassen würden, empfiehlt es sich, mit einer möglichst kleinen Anzahl von Knoten (in den Zwischenschichten) und Verbindungen zu arbeiten. In der vorliegenden Studie wurde deshalb nur eine verdeckte Zwischenschicht benutzt, was sich als ausreichend erwies.

ANMERKUNGEN

- (1) MCI ist die Abkürzung für 'Multiplicative Competitive Interaction'.
- (2) NN ist die Abkürzung für 'Neuronales Netz'.
- (3) SOR ist die Abkürzung für 'Stimulus-Organismus-Reaktion'.
- (4) Bei Neuronalen Netzen spricht man in diesem Zusammenhang auch von der Lern- oder Trainingsphase.
- (5) Man beachte, daß nach den vorausgegangenen Erläuterungen $k_E = m$ gesetzt werden kann.
- (6) Analog zur Anmerkung bei Gleichung (2) kann $k_A = m$ gesetzt werden.
- (7) IIA ist die Abkürzung für 'Independence from Irrelevant Alternatives'. Diese Eigenschaft impliziert, daß das Verhältnis der Marktanteile zweier Alternativen zueinander unabhängig vom Rest der zur Auswahl stehenden Alternativen bzw. deren Attribute ist. Modelle mit IIA-Eigenschaft eignen sich demzufolge nur in eingeschränktem Maße für die Untersuchung von Konkurrenzbeziehungen.
- (8) Man beachte, daß $E_{MA_{m,j}^{NE}, x_{m,j}}$ für $m \neq j$ unabhängig von m ist.
- (9) $MA_{m,j}^{NE}$ steht je nach Berechnungsansatz für $MA_{m,j}^{MCI}$ oder $MA_{m,j}^{NN}$.
- (10) Marke 2 und 3 bzw. 4 und 5 gehören jeweils zu einem Hersteller.
- (11) Die Bogenelastizitäten dürfen jedoch nicht mit den modellgestützt berechneten Punktelastizitäten (vgl. Tabelle 6 und 7) verwechselt werden. Erstere beziehen sich auf die aus der Betrachtung zweier diskreter Zeitpunkte bzw. Perioden resultierenden Verhältnisse der variablenbedingten Absatzanteilsänderungen.
- (12) Die Verwendung mehrerer Marken von einem Hersteller und die daraus resultierende Asymmetrie in den entsprechenden Wettbewerbsstrukturen war im Interesse der Anschaulichkeit der erzielten Resultate bewußt gewollt.
- (13) Die Werte in eckigen Klammern gelten für den Kaffee-Markt.
- (14) Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Rechnerprogramme für den NN-Ansatz bzw. das MCI-Modell sind in der genannten Software allerdings nicht enthalten.

LITERATUR

- Cooper, L. G./Nakanishi, M. (1988): Market-Share Analysis: Evaluating Competitive Marketing Effectiveness, Boston etc., Kluwer Academic Publishers.
- Decker, R. (1994): Analyse und Simulation des Kaufverhaltens auf Konsumgütermärkten, Frankfurt, Lang.
- Dorfner, G. (1991): Konnektionismus, Stuttgart, Teubner.
- Gaul, W./Baier, D. (1994): Marktforschung und Marketing Management, 2. Aufl., München, Oldenbourg (mit Diskette).
- Gaul, W./Both, M. (1990): Computergestütztes Marketing, Berlin, Springer.
- Hecht-Nielsen, R. (1990): Neurocomputing, Reading (Mass.), Addison-Wesley.
- Hertz, J./Krogh, A./Palmer, R. G. (1991): Introduction to the Theory of Neural Computation, Redwood City etc., Addison-Wesley.
- Hruschka, H. (1991): Einsatz künstlicher neuraler Netzwerke zur Datenanalyse im Marketing, Marketing ZFP, Jg. 13, Heft 4, 217-225.

- Kamakura, W. A./Srivastava, R. K. (1984): Predicting Choice Shares Under Conditions of Brand Interdependence, *Journal of Marketing Research*, Vol. 21, November, 420-434.
- Naert, P. A./Leeflang, P. S. H. (1978): Building Implementable Marketing Models, Leiden, Stenfert Kroese.
- Rumelhart, D. E./Hinton, G. E./Williams, R. J. (1986): Learning Internal Representation by Error Propagation, in: Rumelhart, D. E./McClelland, J. L. (Eds.): *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1, Cambridge, M.I.T. Press, 318-362.
- Rojas, R. (1993): *Theorie der neuronalen Netze*, Berlin etc., Springer.
- Yoon, Y./Scales, G./Margrino, T. M. (1993): A Comparison of Discriminant Analysis Versus Artificial Neural Networks, *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 44, No. 1, 51-60.
- Wartenberg, F./Gaul, W./Decker, R. (1994): *Alternativ-Modell: Neuronale Netze in der Kaufverhaltensforschung*, Absatzwirtschaft, Heft 7, 66-69.