



Multivariate Analysemethoden im Quantitativen Marketing
- Statistische Konzeptionen und empirische Erfahrungsberichte -
Gesamtdokumentation des Forschungsprojektes

Wolfgang Müller

Dortmund, August 2005

Fachhochschule
Dortmund

Fachbereich Wirtschaft
Emil-Figge-Straße 44
44047 Dortmund
Telefon 0231 / 755 - 6796
Telefax 0231/ 755 - 4957
www.iamm.de



Inhaltsverzeichnis

| | |
|---|-----------|
| 1. Einführung in das Quantitative Marketing..... | 3 |
| 1.1. Problemstellung..... | 3 |
| 1.2. Das Entscheidungsfeld des Marketing..... | 6 |
| 1.3. Der Informationsbedarf des Marketing..... | 7 |
| 1.4. Zum Forschungsstand des Quantitativen Marketing..... | 9 |
| 1.5. Die Struktur der Datenmatrix..... | 11 |
| 1.6. Systematik statistischer Analyseverfahren..... | 14 |
| 2. Das Forschungsdesign des Projektes..... | 17 |
| 2.1. Forschungsziele..... | 17 |
| 2.2. Forschungsphasen..... | 18 |
| 2.3. Kooperationspartner der Unternehmenspraxis..... | 19 |
| 2.4. Der Integrative Datenanalyse-Navigator..... | 20 |
| 3. Multivariate Marktreaktionsanalysen..... | 26 |
| 3.1. Regressionsanalyse..... | 27 |
| 3.1.1. Problemstellung..... | 27 |
| 3.1.2. Verfahrensablauf..... | 28 |
| 3.1.3. Empirische Fallbeispiele..... | 33 |
| 3.2. Varianzanalyse | 36 |
| 3.2.1. Problemstellung..... | 36 |
| 3.2.2. Verfahrensablauf..... | 37 |
| 3.2.3. Empirische Fallbeispiele..... | 41 |
| 3.3. Conjoint Measurement..... | 43 |
| 3.3.1. Problemstellung..... | 43 |
| 3.3.2. Verfahrensablauf..... | 45 |
| 3.3.3. Einsatzfelder im Marketing..... | 51 |
| 3.3.4. Empirisches Fallbeispiel..... | 52 |
| 3.4. Kausalanalyse..... | 56 |
| 3.4.1. Problemstellung..... | 56 |
| 3.4.2. Verfahrensablauf..... | 59 |
| 3.4.3. Empirisches Fallbeispiel..... | 63 |
| 4. Multivariate Marktstrukturanalysen..... | 67 |
| 4.1. Faktorenanalyse..... | 67 |
| 4.1.1. Problemstellung..... | 67 |
| 4.1.2. Untersuchungsprozeß..... | 68 |
| 4.1.3. Einsatzfelder im Marketing..... | 70 |
| 4.1.4. Empirische Anwendungsbeispiele..... | 71 |
| 4.2. Clusteranalyse..... | 79 |
| 4.2.1. Problemstellung..... | 79 |
| 4.2.2. Untersuchungsprozeß..... | 82 |



| | |
|--|------------|
| 4.2.3. Einsatzbereiche im Marketing..... | 87 |
| 4.2.4. Empirische Anwendungsbeispiele..... | 88 |
| 4.3. Diskriminanzanalyse..... | 94 |
| 4.3.1. Problemstellung..... | 94 |
| 4.3.2. Untersuchungsprozeß..... | 96 |
| 4.3.3. Empirische Anwendungsbeispiele..... | 102 |
| 5. Empirisch-integrierter Methodeneinsatz: die Standortattraktivität des Kammerbezirkes Dortmund..... | 106 |
| 5.1. Problemstellung und Meßinstrumentarium..... | 106 |
| 5.2. Das Standortattraktivitäts-Profil..... | 107 |
| 5.3. Der Standortattraktivitäts-Index..... | 108 |
| 5.4. Standortzufriedenheits-Gruppen im regionalen Großhandel..... | 110 |
| 5.5. Dimensionen der Standortzufriedenheit | 112 |
| Literaturverzeichnis..... | 115 |
| Dokumentation der Forschungsreihe..... | 121 |



1. Einführung in das Quantitative Marketing

1.1. Problemstellung

Unternehmen sind in vielfältiger Weise in Marktumwelten eingebunden, deren Rahmenbedingungen den betrieblichen Entscheidungsspielraum maßgeblich beeinflussen. Dies gilt in besonderem Maße für das Marketing-Management, dessen Kernaufgabe darin besteht, die auf den relevanten Absatzmarkt ausgerichteten Unternehmensaktivitäten mit einem komparativen Konkurrenzvorteil, d.h. einem wettbewerbsüberlegenen Kundennutzen („unique marketing proposition“) auszustatten, um die angestrebten psychographischen Marketingziele (z.B. Markenbekanntheit, Markenpräferenz, Kundenzufriedenheit) sowie ökonomischen Zielsetzungen (z.B. Absatzmenge, Marktanteil, Deckungsbeitrag) bestmöglichst zu erreichen (vgl. Homburg/Krohmer 2003, S. 345 ff.; Meffert, 2000, S. 76 ff.; Müller/Bauer 1994). Marktorientierte Unternehmen zeichnen sich vornehmlich dadurch aus, dass sie ihre Marketingkonzeptionen frühzeitig an veränderte Marktbedingungen anpassen und somit aktiv gestaltend am Marktgeschehen teilnehmen.

Beispiel: Die Neuproduktentwicklung von Personalcomputern erfolgt bei Compaq im Rahmen eines systematischen Innovationsprozesses, der in sämtlichen Projektphasen stringent auf die Erfüllung der Kundenbedürfnisse ausgerichtet ist (vgl. Abbildung 1). So werden u.a. Produktkonzepte bereits in frühen Projektphasen einer Stichprobe von Schlüsselanwendern präsentiert; Prototypen mittels Akzeptanztests hinsichtlich potentieller Nachfragerpräferenzen untersucht und Produkteinführungen im Zuge von Markttests auf ihren ökonomischen Markterfolg hin analysiert.

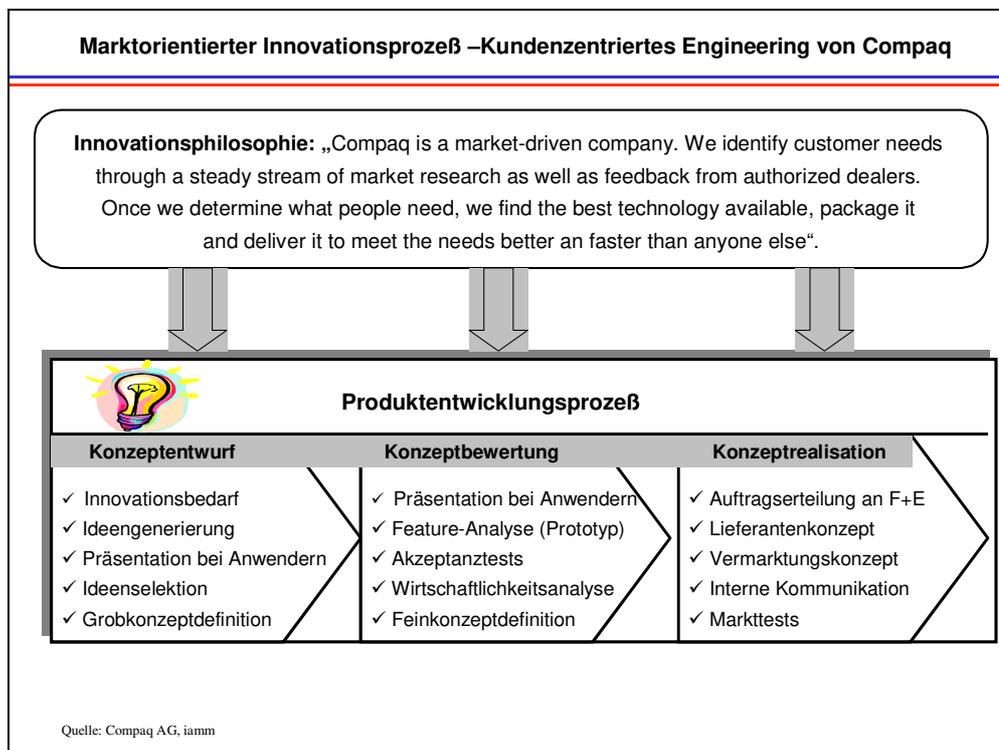


Abbildung 1: Marktorientierter Innovationsprozeß von Compaq



Die Kundenorientierung stellt demnach das zentrale Leitkonzept des erfolgreichen Marktengagements von Unternehmen dar. Nicht die Forschung & Entwicklung, die Produktion oder der Verkauf, sondern die Probleme, Nutzenerwartungen und der realisierte Grad der Bedürfnisbefriedigung aktueller und potentieller Nachfrager bilden den Ausgangspunkt der absatzmarktorientierten Unternehmensaktivitäten. Hiermit verbindet sich der Anspruch nach einer kontinuierlichen Gewinnung und Auswertung von entscheidungsrelevanten Marktinformationen, welche dazu verhelfen, Markt-bedrohungen oder Marktchancen frühzeitig zu erkennen und somit das Risiko betrieblicher Fehlentscheidungen zu begrenzen.

Einen besonders gehaltvollen Beitrag zur betrieblichen Entscheidungsunterstützung leistet die Konzeption des **Quantitativen Marketing** (vgl. Lilien/Kotler/Moorthy 1992), die eine Teildisziplin des Quantitativen Betriebswirtschaftslehre darstellt (vgl. Homburg 1998). Der Gegenstand des Quantitativen Marketing umfasst zwei Aufgabenbereiche:

- ❑ **Die quantitative Marketingforschung** beinhaltet die Gewinnung und Auswertung von numerischen bzw. zahlenmäßigen Marktdaten- und Unternehmensdaten des betrieblich relevanten Entscheidungsfeldes. Die Bereitstellung entscheidungsrelevanter Marketinginformationen dient primär dem Ziel, Marktchancen und/oder -Risiken im Sinne einer explorativen Frühaufklärung rechtzeitig zu erkennen und zu beurteilen. Das hierbei einsetzbare Spektrum von Methoden umfasst spezielle Verfahren der Datenerhebung (z.B. Experimente), der Daten-messung (z.B. apparative Meßinstrumente), der Auswahl von Merkmalsträgern (z.B. Zufallsstichprobe) sowie der Datenauswertung (z.B. Kreuztabellierung).
- ❑ Ein weiterer Aufgabenbereich des Quantitativen Marketing erstreckt sich auf die Entwicklung und Anwendung von **Entscheidungsmodellen**, mit deren Hilfe komplexe Entscheidungsprobleme in einer strukturierten sowie systematischen Vorgehensweise durchdrungen und in zieladäquate Problemlösungen überführt werden sollen (z.B. zieloptimale Werbebudgetplanung mittels Verfahren des Operations Research).

Das vorliegende Forschungsprojekt ist der quantitativen Marketingforschung zuzuordnen, die in der vergangenen Dekade vielfältige Weiterentwicklungen erfahren hat (vgl. Churchill/Iacobucci 2005; S. 12 ff; Herrmann/Homburg 2000). Trotz der kaum mehr überblickbaren Vielzahl von entsprechenden Fachpublikationen bleibt kritisch anzumerken, dass es vielfach an einer ganzheitlichen Darstellung der datentechnischen Voraussetzungen, der methodischen Grundprinzipien sowie dem Anwendungspotential von quantitativen Marketingmethoden mangelt.

Dieser Einwand betrifft in besonderer Weise die Entwicklungen im Bereich der sog. multivariaten statistischen Analyseverfahren, bei denen eine simultane Untersuchung von mehr als zwei Variablen der relevanten Merkmalsträger (z.B. Produktnachfrager, Konkurrenzunternehmen) erfolgt. Multivariate Untersuchungskonzeptionen sind im Marketing darauf ausgerichtet, das komplexe Marktgeschehen zu strukturieren (z.B. Segmentierung von Märkten), das vielfältige Verhalten der Marktteilnehmer zu



erklären (z.B. Analyse des Käuferverhaltens), Marktentwicklungen zu prognostizieren (z.B. Indikatorprognose des Marktvolumens) oder mehrdimensionale Ursache-Wirkungszusammenhänge zu quantifizieren (z.B. Ermittlung von Marktreaktionsfunktionen). Vor diesem Hintergrund befasst sich das vorliegende Forschungsprojekt mit der Erarbeitung der konzeptionellen Grundlagen, dem Einsatzpotential sowie dem Aussagegehalt multivariater Analysemethoden im Kontext des Quantitativen Marketing.

1.2. Das Entscheidungsfeld des Marketing

Das Marketing, verstanden als die Gesamtheit der absatzmarktorientierten Unternehmensentscheidungen, beinhaltet eine vielschichtige Führungsaufgabe. Um diese komplexe Gesamtaufgabe der marktorientierten Unternehmensführung effizient lösen zu können, ist es zweckmäßig, diese mittels heuristischer Prinzipien in bestimmte Teilentscheidungen zu gliedern und in einer sachlogischen Bearbeitungsfolge anzuordnen.

Einen solchen Ordnungsraster bezeichnet man als **Marketing-Managementprozess** (vgl. Müller 1995), der drei Entscheidungsbereiche umfasst (vgl. Abbildung 2):

- (1) **Marketingstrategien** formulieren langfristig wirkende Marktwahlentscheidungen. Diese beantworten die Frage „Welche Absatzmärkte sollen bearbeitet werden?“ (vgl. Becker 2000; Müller/Bauer 1994). Absatzmärkte setzen sich aus mehreren Marktebenen zusammen, für die jeweils eigenständige Marktwahlstrategien konzipiert werden müssen (vgl. Müller 1995). Dementsprechend betreffen Marketingstrategien die Auswahl von Produktmärkten (= Marktfeldstrategien), die Festlegung des geographischen Marktgebietes (= Marktarealstrategien), die Abgrenzung und Auswahl von Käufersegmenten (= Marktdifferenzierungsstrategien) sowie die Bestimmung des zielgruppenbezogenen Wettbewerbsvorteils (= Positionierungsstrategien). Die Gesamtheit der strategischen Marketingentscheidungen bezeichnet man als strategisches Marketing.
- (2) Die **Marketingpolitik** (synonym: operatives Marketing) befasst sich mit der zielorientierten Gestaltung der Marketinginstrumente (vgl. Homburg/Krohmer 2003, S. 453 ff; Meffert 2000; S. 327 ff.). Ihre Kernaufgabe besteht darin, strategische Marketingentscheidungen durch die Gestaltung instrumenteller Aktionsparameter auszufüllen. Das Spektrum der operativen Marketingentscheidungen umschließt die Festlegung der Angebotspolitik (z.B. Markenpolitik), der Servicepolitik (z.B. Nachkaufservices), der Kommunikationspolitik (z.B. Werbung), der Preispolitik (z.B. Preisdifferenzierung) sowie der Distributionspolitik (z.B. Auswahl der Vertriebskanäle).
- (3) Gegenstand der **Marketing-Implementierung** bildet die Bereitstellung innerbetrieblicher Marketing-Ressourcen zur zielgerechten Umsetzung von strategischen und instrumentellen Entscheidungen (vgl. Homburg/Krohmer 2003, S. 951 ff; Sander 2004; S. 741 ff.). Zum erforderlichen Ressourcenpotential gehören



die Marketingorganisation, das Marketing-Controlling, die Marketingforschung und die Führung der Marketingmitarbeiter.

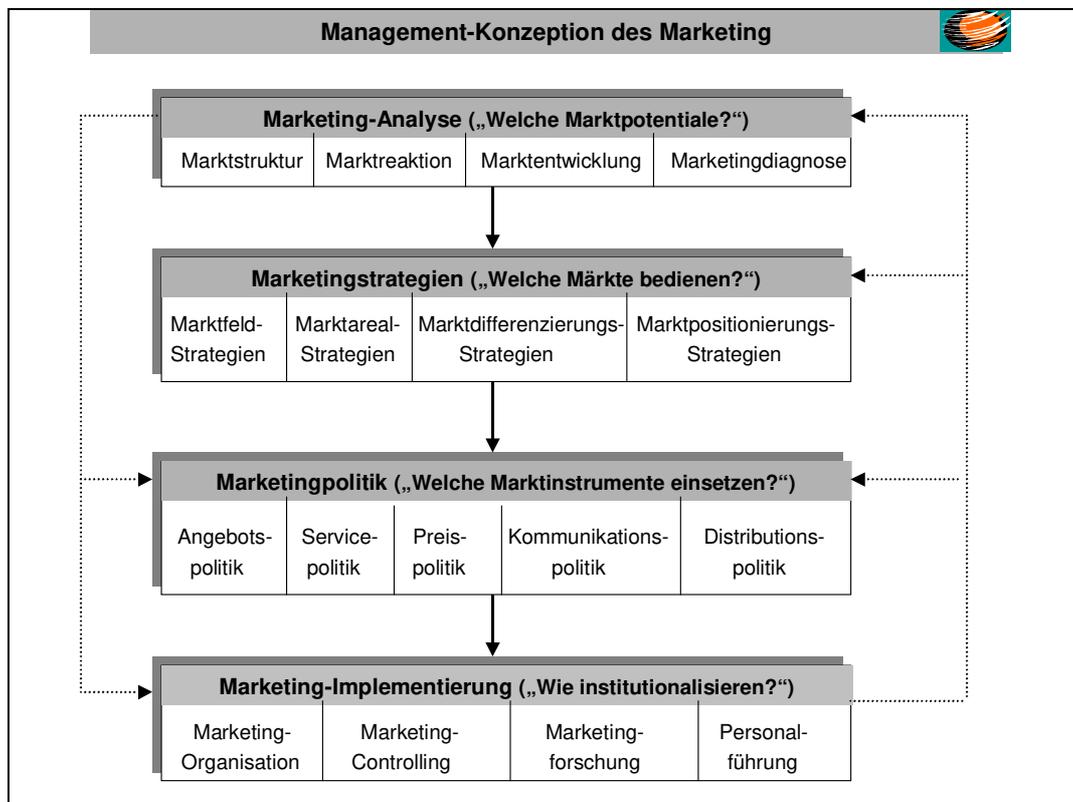


Abbildung 2: Entscheidungsfeld des Marketing-Management

Um eine sachgemäße Marketing-Entscheidung treffen zu können, benötigt ein Entscheider stets Informationen über die verschiedenen Elemente des relevanten Entscheidungsfeldes (vgl. Hammann/Erichson 2000, S. 1 ff.; Meffert 2000, S. 93 ff.). Informationen können daher als entscheidungsrelevanter bzw. zweckgerichteter Wissensbestand einer Unternehmung interpretiert werden. Angesichts der engen Verzahnung von Entscheidungsfindung und Informationen lassen sich Marketing-Entscheidungen auch als informationsverarbeitende Handlungen kennzeichnen, die einen spezifischen Informationsbedarf beinhalten.

1.3. Der Informationsbedarf des Marketing

Die Bereitstellung entscheidungsrelevanter Informationen durch die systematische Gewinnung, Auswertung und Präsentation von Marketinginformationen bildet den Gegenstand der Marketingforschung. Ihre Funktion besteht generell darin, Marktchancen und/oder -Risiken im Sinne einer explorativen Problementdeckung frühzeitig zu erkennen und zu beurteilen (vgl. ausführlich Aaker/Kumar/Day 2001, S. 6 ff.; Churchill/Iacobucci 2005, S. 5 ff.).

Daneben hat die Marketingforschung aber auch eine Reihe von speziellen Funktionen zu erfüllen, die sich nach unterschiedlichen Kriterien (z.B. nach dem Untersuchungsobjekt) systematisieren lassen (vgl. Böhler 2004; S. 12 ff.). Für unsere Überlegungen



ist eine Unterteilung nach der Art der marktbezogenen Erkenntnisgewinnung zweckmäßig. Hiernach können vier grundlegende Untersuchungsansätze der quantitativen Marketingforschung unterschieden werden (vgl. Abbildung 2):

- (1) Die **Marktstrukturanalyse**, welche primär zur Unterstützung von strategischen Marketingentscheidungen beitragen soll, befasst sich mit einer gegenwartsbezogenen Marktuntersuchung hinsichtlich der Art, der Anzahl, der ökonomischen Potentiale und der Verhaltensweisen der relevanten Marktteilnehmer des betrieblichen Absatzmarktes (vgl. Cornelson 1998, S. 75 ff.). Beispiele hierfür bilden die Abgrenzung von Käufersegmenten, die Ermittlung der Konkurrenzstruktur, die Erfassung von Indikatoren des Marktumfeldes oder die Messung des Marktvolumens.
- (2) **Marktreaktionsanalysen** obliegt die Untersuchung des quantitativen Zusammenhangs zwischen Marketingzielen (= abhängige Variablen) und den Aktivitätsniveaus von Marketing-Instrumenten (= unabhängige Variablen). Die Ermittlung der Wirkungen des Marketing-Instrumentariums ist explikativer (erklärender) Natur und erfüllt vornehmlich den Informationsbedarf zur Planung und Kontrolle operativer Marketingmaßnahmen (vgl. Steffenhagen 2003; S. 181 ff.). Die Erfassung von Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen kann mit Hilfe von Zusammenhangsmaßen (z.B. Korrelationskoeffizienten), Marktreaktionsfunktionen (z.B. Preis-Absatzfunktion) und/oder Hypothesentests (z.B. Varianzanalysen) erfolgen (vgl. Bukhari 1998; Homburg/ Krohmer 2003, S. 764 ff.; Müller 1994, 1998a, 1998b).
- (3) Im Rahmen von **Marktentwicklungsanalysen** (synonym: Marketingprognosen), die sowohl einer operativen als auch einer strategischen Entscheidungsfindung dienen können, erfolgt eine zeitablaufbezogene Betrachtung von ökonomischen Kennwerten des Absatzmarktes (z.B. dem Marktpotential) oder ökonomischen Zieldimensionen einer Unternehmung (z.B. das Absatzvolumen). Marktentwicklungsanalysen dienen dazu, historische Zeitdaten hinsichtlich bestimmter Zeitreihenkomponenten (z.B. saisonale Umsatzschwankung) auszuwerten und/oder zukunftsgerichtete Marketingprognosen (z.B. Absatzprognose) abzuleiten (vgl. Schobert/ Tietz 1998).
- (4) Die **Marketingdiagnose** beinhaltet eine Zusammenführung und Verdichtung der Ergebnisse von Marktstruktur-, Marktreaktions- und Marktentwicklungsanalysen im Hinblick auf spezifische Entscheidungsprobleme. Ihr kommt insbesondere bei der Lösung von strategischen Marketingproblemen eine zentrale Rolle zu, die mittels spezieller quantitativer Diagnosemethoden (z.B. der Erfolgsfaktorenanalyse) oder qualitativer Ansätze (z.B. der Portfolio-Methode, der SWOT-Analyse oder der Wertkettenanalyse) unterstützt werden können (vgl. Müller 1995).

In der vergangenen Dekade hat sich der Informationsbedarf der Marketingpraxis erheblich gewandelt. Ursächlich für die gegenwärtige Nachfrage nach vermehrter sowie qualitativ besserer Information sind zahlreiche **Rahmenbedingungen** des betrieblichen Entscheidungsfeldes (vgl. Meffert/Giloth 2002; Welge/ Al-Laham, 1999, S. 183 ff.). Hierzu gehören u.a. politisch-gesellschaftliche Entwicklungen (z.B.



das weltweite Bevölkerungswachstum), gesamtwirtschaftliche Veränderungen (z.B. die Stagnation des Wirtschaftswachstums), technologische Wandlungsprozesse (z.B. das Internet), ökologische Impulse (z.B. die zunehmende Öko-Sensibilisierung breiter Bevölkerungskreise), Veränderungen im Konsumentenverhalten (z.B. das Entstehen neuer Bedarfssegmente wie etwa der Markt für Minivans) und Verhaltensänderungen von Wettbewerbern (z.B. die Globalisierung des Marktauftritts).

1.4. Zum Forschungsstand im Quantitativen Marketing

Die Auseinandersetzung mit dem Einsatzpotential von quantitativen Methoden blickt im Marketing auf eine lange Forschungstradition zurück. Mit dem wissenschaftsprogrammatischen Übergang zur sog. entscheidungsorientierten Betriebswirtschaftslehre vollzog sich in den 70er Jahren auch im Marketing eine Hinwendung zur methodischen Entscheidungsunterstützung (vgl. Böhler 1977; Meffert/Steffenhagen 1977). Während zu jener Zeit die Entwicklung von quantitativen Entscheidungsmodellen (z.B. stochastischer Markenwahlmodelle) im Mittelpunkt der Forschungsaktivitäten stand, so hat sich seit Mitte der 80er Jahre der Forschungsfokus auf die marketingspezifische Verwertbarkeit statistischer Verfahren verlagert. Beleg dessen bildet u.a. der explosionsartige Publikationszuwachs in speziellen, stringent quantitativ ausgerichteten Fachzeitschriften wie etwa dem „Journal of Marketing Research“ oder der „Marketing Science“. Hierbei wird den Verfahren der multivariaten Statistik seit geraumer Zeit ein exponierter Stellenwert beigemessen, der auf den folgenden fünf Impulsen gründet:

- ❑ Der zunehmende Einsatz von Verfahren der multivariaten Statistik beruht zum einen auf der Erkenntnis, dass sowohl univariate als auch bivariate Analyseverfahren der erhöhten **Entscheidungskomplexität** – und Dynamik der Absatzmärkte nur begrenzt gerecht werden können. So lässt sich z.B. eine Erklärung des Kundenzufriedenheitsurteils gegenüber einem Produkt gewöhnlich nur durch eine Vielzahl von Bestimmungsgrößen vornehmen, die somit den Einsatz eines multivariaten Verfahrens (z.B. einer multiplen Regressionsanalyse) erfordert.
- ❑ Ferner liegt die zunehmende Verwendung multivariater Analyseverfahren in dem Bestreben begründet, die Vielzahl von **Einzelinformationen** mittels geeigneter Analyseverfahren zu verdichten. So kann z.B. durch eine Clusteranalyse die Gesamtheit von potentiellen Produktnachfragern in verschiedene Nachfragergruppen unterteilt werden, die einen zielgruppenspezifischen Einsatz von Marketinginstrumenten ermöglichen.
- ❑ Ein vermehrter **Methodentransfer** aus anderen Wissenschaftsdisziplinen, wie etwa der sog. ökonomischen Psychologie, hat dazu geführt, dass neue Methoden der Datenanalyse im Marketing ihre Verwendung finden (vgl. Bortz 1993; Rudolf/Müller 2004). Ein Beispiel hierfür bildet der in jüngster Zeit erheblich zunehmende Einsatz von kausalanalytischen Verfahren, die der empirischen Soziologie entstammen.
- ❑ Aus der Weiterentwicklung von **statistischen Programmpaketen** (z.B. SPSS; SAS, BMDP) resultieren zum einen neue, immer komplexere Verfahren der



multivariaten Statistik. Zum anderen findet auch innerhalb bestimmter Verfahrensgruppen eine dynamisch voranschreitende Differenzierung von zusätzlichen Verfahrensvarianten statt. So kann beispielsweise für varianz-analytische Untersuchungen mittlerweile auf ein überaus breites Spektrum von Methodenvarianten zurückgegriffen werden.

- Die vorstehenden Entwicklungen haben u.a. in der Veröffentlichung zahlreicher **Lehrbücher** zur multivariaten Statistik ihren Niederschlag gefunden. Der interessierte Leserkreis sieht sich hierbei jedoch dem informationshemmenden Problem gegenüber, dass die betreffenden Schriften mit sehr verschiedenartigen Themenschwerpunkten versehen sind (vgl. Tabelle 1). Lehrbücher, die dem Anliegen dienen, formal-statistische Grundgedanken der betreffenden Verfahren aufzuzeigen, weisen gewöhnlich keinen oder einen lediglich begrenzten Bezug zur betrieblichen Anwendung oder einer Software-Unterstützung auf. Demgegenüber lassen jene Schriften, die ihr Hauptaugenmerk auf den Umgang mit Software-Paketen legen, vielfach eine an sich wünschenswerte Verfahrenssystematik, eine Erläuterung der formalen Verfahrensvoraussetzungen sowie eine hinreichende Interpretation der gewonnenen Analyseergebnisse vermissen. Für den Bereich der Lehrbücher zur quantitativen Marketingforschung hingegen bleibt anzumerken, dass diese vielfach keinen Softwareeinsatz verdeutlichen und/oder keine Anwendungsbeispiele aus der Marketingpraxis beinhalten. Insofern steht zum gegenwärtigen Zeitpunkt nur eine vergleichsweise geringe Zahl von Schriften zur Verfügung, die im Sinne einer ganzheitlichen Sichtweise sämtliche vorgenannten Aspekte vereinigen.



| Thematischer Fokus | Exemplarische Lehrbücher |
|--------------------------------|---|
| I. Formal-statistisch | <input type="checkbox"/> Eckey/Kosfeld/Rengers (2002) <input type="checkbox"/> Bortz (1993) <input type="checkbox"/> Hair/Anderson (1998) <input type="checkbox"/> Kockläuner (2000) <input type="checkbox"/> Marinell (1998) <input type="checkbox"/> Litz (2000) <input type="checkbox"/> Rinne (2000) <input type="checkbox"/> Voß (2004) |
| II. Software (SPSS) | <input type="checkbox"/> Brosius (2002) <input type="checkbox"/> Bühl/Zöfel (2005) <input type="checkbox"/> Bryman/Cramer (2005) <input type="checkbox"/> Hinton/Brwonlow (2004) <input type="checkbox"/> George/Mallery (2003) <input type="checkbox"/> Green/Salkind/Akey (2000) <input type="checkbox"/> Kinnear/Gray (2000) <input type="checkbox"/> Martens (2003) <input type="checkbox"/> Rudolf/Müller (2004) |
| III. Marketingforschung | <input type="checkbox"/> Aaker/Kumar/Day (2001) <input type="checkbox"/> Böhler (2004) <input type="checkbox"/> Churchill/Iacobucci (2005) <input type="checkbox"/> Herrmann/Homburg (2000) <input type="checkbox"/> Kinnear/Taylor (1996) <input type="checkbox"/> Malhotra/Birks (2000) |
| IV. Integrativ | <input type="checkbox"/> Backhaus/Erichson/Plinke/Weiber (2003) <input type="checkbox"/> Müller (2005) <input type="checkbox"/> Raab/Unger (2005) <input type="checkbox"/> Sudman/Blair (1998) |

Tabelle 1: Ausgewählte Lehrbücher zur multivariaten Statistik

1.5. Die Struktur der Datenmatrix

Für das Verständnis der formalen Grundlagen statistischer Methoden ist die Kenntnis des Strukturaufbaus der sog. Datenmatrix unerlässlich. Statistische Analysen beinhalten generell die Aufbereitung, Auswertung und Präsentation von quantitativen Daten. Quantitative Daten sind zahlenmäßig erfasste Merkmalsausprägungen von Untersuchungseinheiten (Merkmalsträgern) bzw. numerische Informationen bezüglich relevanter Merkmale (Variablen). Zur Datengewinnung kann in der empirischen Marketingforschung auf eine Vielzahl von Erhebungsmethoden (z.B. Befragung, Experiment), Erhebungsinstrumenten (z.B. Fragebogen) sowie von Auswahlverfahren (z.B. Zufallsstichprobe) zurückgegriffen werden (vgl. ausführlich Berekhoven/Eckert/ Ellenrieder 2004, S. 93 ff.; Böhler 2004, S. 85 ff.; Churchill/Iacobucci 2004; S. 202 ff.; Homburg/Krohmer 2003, S. 194 ff.; Sudman/Blair 1998, S. 119 ff.).

Das Resultat der Datengewinnung bildet eine Datenmatrix, welche eine tabellarische Zusammenstellung der gewonnenen Daten beinhaltet und die datentechnische Grundlage für statistische Analysen darstellt (vgl. Hartung/Eipelt 1995, S. 70 ff.). Der Grundaufbau der Datenmatrix ist durch drei Elemente gekennzeichnet:

- Merkmalsträger,



- Untersuchungsmerkmale,
- Merkmalsausprägungen.

Jede **Zeile der Datenmatrix** entspricht einem einzelnen **Merkmalsträger** (synonym: Untersuchungseinheit, -objekt, Fall, case) der erhobenen Stichprobe oder der betreffenden Grundgesamtheit. In der Marketingforschung können als Untersuchungseinheiten (1) Individuen oder Gruppen von Personen (z.B. Konsumenten, Haushalte, Außendienstmitarbeiter), (2) Institutionen (z.B. Handelsbetriebe, Industriebetriebe), (3) Gegenstände (z.B. Konsumgüter) oder (4) Ereignisse (z.B. zeitliche Entwicklungen) fungieren. Den Ausgangspunkt der Merkmalsträgerauswahl bildet die sachliche, räumliche und zeitliche Abgrenzung der Grundgesamtheit, die vom jeweiligen Untersuchungszweck abhängig ist.

In den **Spalten der Datenmatrix** werden die untersuchungsrelevanten **Merkmale** (synonym: Variablen) erfasst. Unter einem Merkmal versteht man allgemein eine Eigenschaft oder Verhaltensweise von Untersuchungsobjekten (z.B. Nachfrager, Unternehmen). Unter messtechnischen Aspekten kann in quantitative Merkmale und qualitative Merkmale unterschieden werden. Quantitative Merkmale sind durch größenmäßige, d.h. zahlenmäßige Ausprägungen gekennzeichnet. Sie können daher durch einfaches Zählen gemessen werden, wobei die Werte eine spezifische Dimension aufweisen (z.B. kg, cm, DM, Stück etc.). Zu den quantitativen Merkmalen gehören im Marketing beispielsweise Merkmale wie das Alter oder Einkommen von Personen; die Umsatzhöhe oder Mitarbeiterzahl von Unternehmen sowie die Lebensdauer von Produkten. Qualitative Merkmale besitzen hingegen keine zahlenmäßigen, sondern lediglich verbal beschreibbare Ausprägungen, die eine artmäßige Verschiedenheit von Ausprägungen (= klassifikatorische Merkmale) oder eine rangmäßige Verschiedenheit der Merkmalskategorien (= Rangmerkmale, komparative Merkmale) zum Ausdruck bringen.

Die **Zellen einer Datenmatrix** enthalten die erhobenen **Merkmalsausprägungen** (synonym: Merkmalswerte) der Merkmalsträger. Merkmalsausprägungen kennzeichnen die möglichen Werte (Kategorien), die ein Merkmal annehmen kann. Die Gesamtheit aller möglichen Merkmalsausprägungen bildet den Wertebereich des Merkmals. Jene Merkmalsausprägungen, welche im Rahmen einer Untersuchung empirisch gemessen wurden, bezeichnet man als Merkmalswert (Beobachtungswert). Zur Erfassung von Merkmalswerten ist ein Messmaßstab, d.h. eine Skala erforderlich. Skalen können vier unterschiedliche **Messniveaus** mit einem jeweils spezifischen Informationsgehalt aufweisen und determinieren die Anwendbarkeit von arithmetischen Rechenoperationen bzw. von statistischen Analysemethoden (vgl. Malhotra 1999, S. 246 ff.):

- Bei einer **Nominalskala** besitzen die verschiedenen Skalenwerte keine natürliche Reihenfolge, sondern können lediglich nach dem Kriterium „gleich oder verschieden“ strukturiert werden. Merkmale, die mit einer Nominalskala gemessen wurden, heißen Nominaldaten (nominalskalierte Merkmale). Nominalskalen dienen der Klassifikation von Untersuchungseinheiten und erlauben, da sie keine natürliche Rangordnung besitzen, nur eine Aussage



darüber, ob zwei Objekte hinsichtlich des betreffenden Merkmals identisch sind oder nicht. Zwecks einer numerischen Auswertung werden die Ausprägungen von Nominalskalen häufig mit Zahlenwerten versehen bzw. kodiert (z.B. ledig = 0; verheiratet = 1). Kodierungswerte besitzen allerdings nur eine Verschlüsselungs- bzw. eine Markierungsfunktion und dürfen demzufolge keinen arithmetischen Operationen (z.B. der Addition, Subtraktion, Division, Multiplikation) unterzogen werden.

- Die Skalenwerte einer **Ordinalskala** (Rangskala) unterliegen einer natürlichen Reihenfolge in Form des „größer, kleiner oder gleich“, ohne dass jedoch Aussagen über deren Abstände möglich sind. Merkmale, die mit einer Ordinalskala gemessen wurden, heißen Ordinaldaten (ordinalskalierte, intensitätsmäßige Merkmale). Eine Rangordnung (z.B. „Marke A gefällt mir besser als Marke B“) lässt jedoch keine Aussage darüber zu, wie groß die Unterschiede zwischen den einzelnen Rängen sind, da Ordinalskalen weder gleiche Intervalle noch einen absoluten Nullpunkt aufweisen. Aus diesem Grund dürfen mit Ordinaldaten gleichfalls keine arithmetischen Operationen durchgeführt werden. Als Oberbegriff für Nominal- und Ordinaldaten verwendet man die Bezeichnung nicht-metrische (kategoriale) Daten.
- Demgegenüber wird eine Skala, deren Skalenwerte als ein Vielfaches bestimmter Messeinheiten erfasst werden kann - und sämtliche Ordnungseigenschaften der reellen Zahlen besitzt -, als **Kardinalskala** (metrische Skala) bezeichnet. Merkmale, die mittels einer Kardinalskala gemessen werden, werden mit dem Begriff kardinale oder metrische Daten belegt. Metrische Merkmale sind stets quantitative Merkmale und umgekehrt. Eine metrische Skala, deren Skalenwerte gleichgroße Abstände, jedoch keinen natürlichen Nullpunkt besitzen, wird als **Intervallskala** bezeichnet. Die Differenzen zwischen intervallskalierten Skalenwerten dürfen addiert und subtrahiert werden. Dies hat zur Folge, dass auf dieser Skala z.B. die Mittelwerte von Einzelwerten sinnvoll interpretierbar sind. Da aus intervallskalierten Merkmalswerten allerdings keine Quotienten gebildet werden dürfen, wäre eine Aussage, wie z.B. der „Qualitätswert 3“ eines Produktes ist dreimal so hoch wie der „Qualitätswert 1“ unzulässig.
- Eine Skala, deren Skalenwerte sowohl gleichgroße Abstände als auch einen natürlichen Nullpunkt besitzen, wird als **Verhältnisskala** (Ratioskala) bezeichnet. Bei verhältnisskalierten Daten besitzt nicht nur die Differenz, sondern - aufgrund der Fixierung des Nullpunktes - auch der Quotient von Meßwerten einen Aussagegehalt. Daher sind hier Multiplikationen und Divisionen von Meßwerten bzw. sämtliche arithmetischen Operationen zulässig.

Beispiel 2: Ein Beispiel für eine Datenmatrix veranschaulicht die Tabelle 2. Die Zeilen der Matrix beziehen sich auf 10 fiktive Personen (Untersuchungsfälle). Jede einzelne Person ist durch ihre jeweiligen Ausprägungen hinsichtlich von vier Untersuchungsmerkmalen gekennzeichnet. Beispielsweise ist die Person 1 dadurch charakterisiert, dass diese weiblichen Geschlechts ist, ein Alter von 25 Jahren besitzt, über ein jährliches Einkommen in Höhe von 28.000 € verfügt und die Marke A verwendet. Während die Variablen „Geschlecht“ und „Markenwahl“ jeweils



nominales Daten-niveau aufweisen, sind die beiden Variablen „Alter“ und „Einkommen“ jeweils metrisch skaliert.

In empirischen Analysesituationen gilt es hierbei zweierlei zu beachten: Zum einen ist bei der Charakterisierung des Messniveaus nicht das mögliche, sondern das realisierte Skalenniveau relevant. So hätte z.B. die Variable „Markenwahl“ anstelle einer Nominalskalierung auch durch eine ordinale Präferenzskala (z.B. Vergabe von Rangwerten nach dem Grad der Vorziehenswürdigkeit) gemessen werden können. Und zum anderen besteht vielfach die Option, ein quantitatives Merkmal nicht auf metrischem Messniveau, sondern auf einem niedrigeren Niveau zu erfassen. Beispielsweise wäre es denkbar, das Einkommen durch die Vorgabe von ordinalen Einkommensklassen zu messen.

| Person | Alter (Jahre) | Geschlecht (1 = männlich; 2 = weiblich) | Einkommen (Tsd. € / Jahr) | Markenwahl (1 = Marke A; 2 = Marke B |
|--------|---------------|--|------------------------------|---|
| 1 | 37 | 2 | 28 | 1 |
| 2 | 25 | 2 | 23 | 1 |
| 3 | 20 | 1 | 26 | 2 |
| 4 | 40 | 2 | 25 | 1 |
| 5 | 27 | 2 | 41 | 2 |
| 6 | 30 | 2 | 37 | 1 |
| 7 | 45 | 2 | 33 | 1 |
| 8 | 34 | 1 | 34 | 2 |
| 9 | 38 | 2 | 32 | 1 |
| 10 | 35 | 2 | 23 | 1 |

Tabelle 2: Exemplarische Datenmatrix

1.6. Systematik statistischer Analyseverfahren

Um das Informationspotential einer Datenmatrix erschöpfend auszuwerten, die dabei gewonnenen Befunde sachgemäß interpretieren und als aussagekräftige Grundlage für Marketingentscheidungen nutzen zu können, bedarf es einer fundierten Kenntnis hinsichtlich des Spektrums der statistischen Analyseverfahren. Hierbei ist dem Anwender die Aufgabe gestellt, unter Berücksichtigung der jeweiligen Anwendungsvoraussetzungen die für die jeweilige Problemstellung geeigneten Analysemethoden auszuwählen. Eine Hilfestellung zur Auswahl der problemrelevanten Verfahren bietet die Orientierung an den im Schrifttum diskutierten Kriterien zur Typologisierung statistischer Verfahren (vgl. Berekhoven/Eckert/Ellenrieder 2004, S. 197 ff.; Böhler 2004, S. 164 ff; Churchill/Iacobucci 2005; S. 457 ff.; Homburg/Herrmann/Pflesser 2000; Kinnear/ Taylor 1995, S. 567 ff.; Malhotra 1999, S. 434 ff; Raab/Unger/Unger 2004, S. 195 ff.; Sudman/Blair 1998, S. 447 ff.). Zu den gebräuchlichsten Klassifizierungskriterien gehören

- die Anzahl simultan analysierter Variablen (uni-, bi-, multivariate Verfahren),
- der Beziehungstyp zwischen Variablen (Dependenz-, Interdependenzverfahren),
- der statistische Geltungsbereich der Analyse (deskriptive, induktive Verfahren),



- das Skalenniveau der Variablen (Verfahren zur Analyse von Nominal-, Ordinal-, Kardinaldaten).

(1) Anzahl simultan analysierter Variablen: Die in der Marktforschungsliteratur wohl populärste Verfahrenssystematik betrifft die Unterteilung nach der Anzahl der gleichzeitig untersuchten Variablen. Hiernach erfolgt eine Unterscheidung in uni-, bi- und multivariate Analysemethoden:

- Bei **univariaten Verfahren**, welche die einfachste Form der Datenanalyse darstellen, werden die Merkmalsausprägungen einer einzigen Variable ausgewertet. Bezogen auf die Datenmatrix bedeutet dies, dass univariate Verfahren auf die Auswertung einer Spalte ausgerichtet sind. Als relevante Analyseansätze kommen hierbei beispielsweise die Ermittlung der absoluten, relativen oder kumulierten Merkmalshäufigkeiten, die tabellarische/grafische Darstellung eindimensionaler Häufigkeitsverteilungen oder die datenreduzierende Bestimmung von Verteilungsparametern (Lage-, Streuungs-, Formmaße) in Betracht.
- Im Gegensatz hierzu erfolgt bei **bivariaten Verfahren** eine simultane Auswertung von genau zwei Variablen bzw. die Untersuchung von zwei Spalten der betreffenden Datenmatrix. Mit bivariaten Analysemethoden können einerseits zweidimensionale Häufigkeitsverteilungen ermittelt und dargestellt werden (z.B. durch eine Kreuztabellierung) und andererseits die Stärke, Richtung und Signifikanz eines Zusammenhangs zwischen zwei Variablen aufgedeckt und überprüft werden (z.B. mittels der Korrelations-, einfachen Regressionsanalyse).
- **Multivariate Analyseverfahren** erschließen durch die simultane Untersuchung von mindestens drei Variablen die Möglichkeit, das im Fall einer Vielzahl von erhobenen Variablen enthaltene Informationspotential umfassend auszuwerten und die diesem inhärente Struktur offenzulegen oder zu verdichten. Zur Systematisierung multivariater Verfahren wird in der Literatur eine kaum zu überblickende Vielzahl von Einteilungskriterien vorgestellt. Für unsere Überlegungen, die an späterer Stelle in der Präsentation des Integrativen Analyse-Navigators münden (vgl. Abbildung 6), ist die Unterteilung in Verfahren der Dependenzanalyse (z.B. Conjoint-Analyse) und der Interdependenzanalyse (z.B. Clusteranalyse) von Bedeutung.

(2) Art der Variablenbeziehung: Eine im Schrifttum weithin anerkannte Klassifikation multivariater Verfahren orientiert sich daran, ob Abhängigkeiten (Dependenzanalyse) oder wechselseitige Beziehungen (Interdependenzanalyse) von Variablen untersucht werden:

- Kennzeichen **dependenzanalytischer Methoden** ist die Einteilung der betrachteten Merkmale in abhängige und unabhängige Variablen, auf deren Grundlage einseitige bzw. gerichtete Merkmalszusammenhänge d.h. Merkmalsabhängigkeiten untersucht werden sollen. Somit dienen dependenzanalytische Methoden, wie etwa die Varianz- oder die Conjoint-Analyse, der Aufdeckung von Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen den betrachteten Variablen (z.B. der Preis und das Werbebudget als erklärende Variablen der Absatzmenge eines



Produktes). Deshalb muss vor der Durchführung einer Dependenzanalyse überprüft werden, ob überhaupt eine Abhängigkeit zwischen den Variablen gegeben ist. Einen Hinweis hierauf können theoretische Erkenntnisse, sachlogische Plausibilitätsüberlegungen oder aber empirische Tests vermitteln.

- Bei **Interdependenzanalysen** steht die hingegen die Untersuchung wechselseitiger Beziehungen zwischen den Variablen im Zentrum des Interesses. Daher erfolgt keine Aufteilung der Variablenmenge in abhängige und unabhängige Variablen bzw. es wird keine Richtungshypothese hinsichtlich des Zusammenhangs formuliert. Vielmehr besteht das Ziel der interdependenzanalytischen Vorgehensweise darin, im Wege einer Datenverdichtung einen Aufschluss über bislang unbekannt Strukturen zwischen den Variablen (z.B. auf Basis einer Faktorenanalyse) oder zwischen den Untersuchungseinheiten (z.B. durch eine Clusteranalyse) aufzudecken, wobei der damit einhergehende Informationsverlust möglichst gering bleiben soll.

Vereinzelt wird in diesem Zusammenhang angemerkt, dass bivariate und multivariate Verfahren sich weder in ihrer inhaltlichen Problemstellung noch im mathematischen Grundkonzept voneinander unterscheiden, so dass eine Differenzierung zwischen beiden Verfahrensgruppen überflüssig sei (vgl. Böhler 2004, S. 165). Dieser engen Sichtweise wird an dieser Stelle nicht gefolgt, denn diese Eingrenzung gilt nur und zudem nur partiell für Verfahren der Dependenzanalyse. Demgegenüber sind die Methoden der Interdependenzanalyse stets und ausschließlich multivariater Natur, wie etwa die Clusteranalyse.

(3) Statistischer Geltungsbereich der Analyse: Die Verfahrensunterteilung nach dem statistischen Geltungsbereich der Analyse beruht auf der in der statistischen Theorie gebräuchlichen Trennung in die Teilbereiche der deskriptiven und induktiven Statistik (vgl. Hackl/Katzenbeisser 1996, S. 3 f.):

- **Deskriptive (beschreibende) Verfahren** beschränken die statistischen Ergebnisse (z.B. Beschreibung einer Häufigkeitsverteilung) auf das untersuchte Datenmaterial bzw. die Daten der auszuwertenden Datenmatrix. Recht häufig handelt es sich in der Marktforschungspraxis hierbei um eine aus einer definierten Grundgesamtheit gezogene Stichprobe. Hat beispielsweise eine auf einer Zufallsstichprobe beruhende Marktanalyse den Befund erbracht, dass der Marktanteil eines Produktes 10% beträgt, so gilt diese Aussage zunächst nur für die Daten der Stichprobe. Insofern wird man gewöhnlich daran interessiert sein, auf der Grundlage von Stichprobenbefunden adäquate Rückschlüsse auf die übergeordnete Grundgesamtheit zu formulieren.
- Diesem Anliegen dienen **induktive (schließende) Verfahren**, bei denen mit Hilfe von wahrscheinlichkeitstheoretischen Schätz- und/oder Testverfahren untersucht wird, inwieweit gewonnene Stichprobenergebnisse auch für die Grundgesamtheit Gültigkeit besitzen. Bezogen auf das vorstehende Beispiel könnte eine parametrische Konfidenzschätzung zum Schluß gelangen, dass der Marktanteil des Produktes in der Grundgesamtheit mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% einen Wert zwischen 8 % und 12 % aufweist. Im Unterschied zu Schätzverfahren werden statistische Testverfahren immer dann



eingesetzt, wenn die Frage zu beantworten ist, ob die für eine Teilgesamtheit ermittelten Befunde, wie etwa der Mittelwert einer Variablen oder ein beobachteter Variablenzusammenhang, auf zufällige Einflüsse zurückzuführen sind. Testverfahren sind daher insbesondere im Rahmen multivariater Analysen bedeutsam, da überprüft werden muss, ob die für die Anwendung der jeweiligen Verfahrens notwendigen stichprobenbezogenen Voraussetzungen als gegeben gelten können.

(4) Skalenniveau von Variablen: Die Anwendung statistischer Verfahren hängt maßgeblich vom Skalenniveau der Variablen ab. Eine gewisse Vereinfachung bei der Verfahrensauswahl ist bei jenen Verfahren gegeben, die ein metrisches Datenniveau erfordern, denn hierbei wird gewöhnlich ein lediglich intervallskaliertes Datenniveau vorausgesetzt. Dem steht allerdings insbesondere bei multivariaten Verfahren das Problem gegenüber, dass diese vielfach auch innerhalb eines bestimmten Verfahrens eine Reihe von Verfahrensvarianten bereitstellen, für die verschiedenartige Skalenniveaus zulässig sind. So haben methodische Weiterentwicklungen beispielsweise im Bereich der Regressionsanalyse dazu geführt, dass nicht mehr ausschließlich metrische Daten benötigt werden, sondern mittlerweile Methodenvarianten verfügbar sind, bei denen die Analyse von sowohl kategorialen abhängigen Variablen (z.B. Logistische Regression) als auch von kategorialen unabhängigen Variablen (z.B. Dummy-Regression) möglich ist.

Je nachdem, ob in der Literatur eine derartige differenzierte, skalenspezifische Betrachtungsweise von methodischen Verfahrensvarianten vorgenommen wird oder nicht, werden sehr verschiedenartige **Typologierungsansätze** vorgestellt. Ein Beispiel für einen vergleichsweise differenzierten Systematisierungsansatz multivariater Verfahren veranschaulicht die nachstehende Abbildung 3.



Voraussetzungen überhaupt einzusetzen sind. Hiermit eng verbunden ist das Anliegen, eine umfassende Interpretation der Verfahrensbefunde darzulegen, die sowohl statistische Kernaussagen als auch ökonomische bzw. marketingrelevante Aspekte erläutert.

- **Normatives Ziel:** Dem Anspruch nach einer praktischen Verwertbarkeit des Projektes wird durch Fachpublikationen, einer mit empirischen Datensätzen versehenen Integration in Lehrveranstaltungen, der Vergabe empirisch ausgerichteter Diplomarbeiten sowie der Übernahme von Praxisvorträgen entsprochen.

2.2. Forschungsphasen

Das aktuelle Projekt stellt den Abschluss einer dreiphasigen Gesamtkonzeption dar (vgl. Abbildung 4).

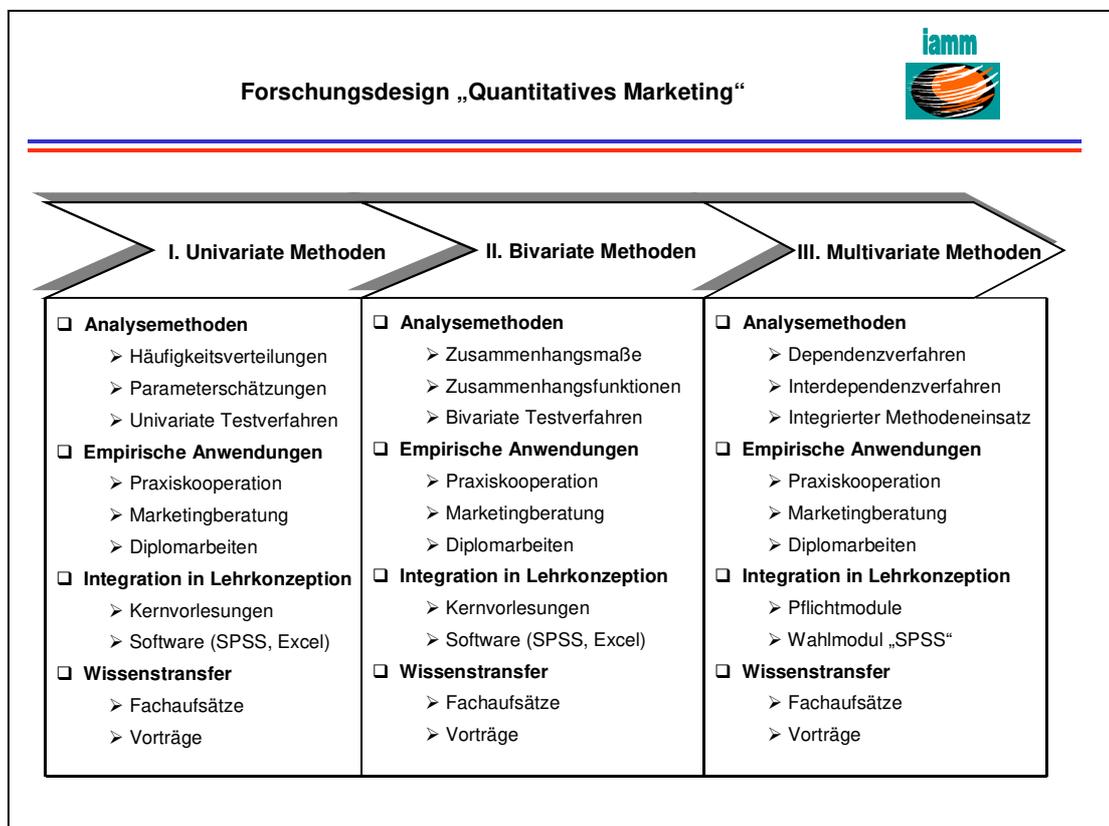


Abbildung 4: Ablauf des Forschungsprojektes

In der ersten Projektphase wurden die Verfahren der univariaten Statistik (z.B. der Beschreibung eindimensionaler Häufigkeitsverteilungen) beleuchtet. Die zweite Forschungsphase beinhaltete die Auseinandersetzung mit den Methoden der bivariaten Statistik, wie z.B. der Kontingenz-, der Korrelations-, der einfachen Regressionsanalyse). Die Ergebnisse der ersten beiden Forschungsstufen wurden in entsprechenden Fachpublikationen veröffentlicht (vgl. Literaturverzeichnis), in empirischen Forschungsstudien sowie Praxisprojekten auf ihren Bewährtheitsgrad hin überprüft und



darüber hinaus in die Marketinglehre integriert. Die Aufgabenstellung der dritten, gegenwärtigen Projektphase besteht darin, nunmehr die aktuellen Entwicklungen der multivariaten Statistik aufzugreifen und diese für Problemstellungen des Marketing aufzubereiten. Zum betrachteten Verfahrensspektrum gehören sowohl klassische Ansätze, wie z.B. die Faktorenanalyse als auch innovative Methoden wie etwa die Conjoint-Analyse, die Kontrastgruppen-Analyse oder die Kausalanalyse. Hinsichtlich der Verfahrensauswahl erfolgt eine Eingrenzung auf solche Methoden, die nach Einschätzung des Autors eine hohe praktische Relevanz aufweisen oder in Zukunft erlangen werden. Aus diesem Grund wird auf die Behandlung solcher speziellen Verfahren verzichtet, die vorrangig auf den Kontext der statistischen Psychologie oder der ökonomischen Soziologie beschränkt sind, wie etwa die Kanonische Korrelationsanalyse, die Korrespondenzanalyse oder die Multidimensionale Skalierung.

2.3. Kooperationspartner der Unternehmenspraxis

Das empirische Anwendungspotential bzw. der Bewährtheitsgrad multivariater Methoden zur Lösung von Marketingproblemen konnte im Berichtszeitraum u.a. durch eine Reihe von Kooperationsprojekten mit Unternehmen der regionalen und überregionalen Wirtschaft überprüft werden. Eine exemplarische Auflistung einer ausgewählten Teilmenge von Kooperationsprojekten ist in Abbildung 5 angeführt. Hervorzuheben ist einerseits, dass die praktischen Fragestellungen sowohl strategische Marketingaspekte (z.B. Wettbewerbspositionierung) als auch operative Problemfelder (z.B. Produktoptimierung) betreffen.



| Informationsproblem | Kooperationspartner | Methodeneinsatz | Ergebnispräsentation |
|---|---------------------------------------|---|---|
| Wettbewerbspositionierung von Serviceangeboten im Markt für Geldausgabautomaten | <i>Wincor Nixdorf</i> | <input type="checkbox"/> Schriftliche Kundenbefragung <input type="checkbox"/> Faktoren-, Clusteranalyse <input type="checkbox"/> Diskriminanzanalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsatz |
| Wettbewerbspositionierung von Flughäfen im Markt für Reiseveranstalter | <i>TUI</i> | <input type="checkbox"/> Schriftliche Kundenbefragung <input type="checkbox"/> Faktoren-, Clusteranalyse <input type="checkbox"/> Diskriminanzanalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsatz |
| Produktoptimierung von Hotelservices für Geschäftsreisende | <i>Dorint Hotel</i> | <input type="checkbox"/> Mündliche Kundenbefragung <input type="checkbox"/> Conjoint-Analyse <input type="checkbox"/> Clusteranalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsatz |
| Zukunftsperspektiven des regionalen Großhandels | <i>IHK Dortmund</i> | <input type="checkbox"/> Schriftliche Befragung <input type="checkbox"/> Uni-, bivariate Methoden <input type="checkbox"/> Cluster-, Faktorenanalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsätze |
| Werbewirkungsanalysen | <i>PRO 7 (Yukom Medien)</i> | <input type="checkbox"/> Schriftliche Befragung <input type="checkbox"/> Regressionsanalyse <input type="checkbox"/> Diskriminanzanalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsatz |
| Determinanten und Wirkungen der Kundenzufriedenheit | <i>Imagin Unternehmensberatung AG</i> | <input type="checkbox"/> Schriftliche Befragung <input type="checkbox"/> Kausalanalyse <input type="checkbox"/> Kontrastgruppenanalyse | <input checked="" type="checkbox"/> Studienbericht <input checked="" type="checkbox"/> mdl. Präsentation <input checked="" type="checkbox"/> Fachaufsatz |

Abbildung 5: Exemplarische Kooperationspartner der Unternehmenspraxis



2.4. Der Integrative Datenanalyse-Navigator

Mit dem im Rahmen des Forschungsprojektes entwickelten Konzept des Integrativen Datenanalyse-Navigators (IDAN) präsentieren wir einen ganzheitlichen Bezugsrahmen, der eine mehrdimensionale Klassifikation statistischer Verfahren beinhaltet und dem Anwender die problemgerechte Verfahrensauswahl erleichtern soll (vgl. Abbildung 6). Die ganzheitlich-integrative Dimension des Ordnungsrasters kommt zum einen darin zum Ausdruck, dass die gebräuchlichen drei Unterteilungskriterien „Anzahl simultan analysierter Variablen“, „Skalenniveau der Variablen“ und „Art der Beziehung zwischen den Variablen“ (vgl. Kapitel 1.6.) eingebunden werden. Zum anderen wird ein zusätzliches Differenzierungskriterium „Analyseproblem“ eingeführt, mit dem der spezifische Problemlösungscharakter statistischer Analysemethoden berücksichtigt werden soll.

Aus der Kombination der vier Differenzierungskriterien resultieren zwei Systematisierungsebenen: Mittels der beiden Kriterien „Anzahl simultan analysierter Variablen“ sowie der „Art der Variablenbeziehung“ lassen sich vier grundlegende **Verfahrensgruppen** abgrenzen, z.B. die Gruppe der univariaten Datenanalyse. Die zweite Systematisierungsebene, die mit Hilfe der beiden Einteilungskriterien „Skalenniveau der Variablen“ und „Analyseproblem“ gebildet wird, führt zur gruppenspezifischen Zuordnung der **einzelnen Analyseverfahren** und ihrer methodischen Varianten. Beispielsweise kann die Gruppe der multivariaten Interdependenzanalyse zur Lösung von drei grundlegenden Analyseproblemen beitragen; und zwar der Merkmalsgruppierung (z.B. mittels einer Faktorenanalyse), der Objektgruppierung (z.B. anhand einer Clusteranalyse) oder der Objektpräsentation (z.B. mit Hilfe der Multidimensionalen Skalierung). Bei der Auswahl eines problemgerechten Analyseverfahrens können zwei alternative Selektionssequenzen durchgeführt werden:

- **Merkmalsorientierte Verfahrensselektion:** Von einer merkmalszentrierten Verfahrensauswahl sprechen wir dann, wenn der Selektionsprozess auf Basis der spezifischen Charakteristika der untersuchungsrelevanten Merkmale erfolgt. Hierbei besteht ein gangbarer Weg darin, dass der Anwender im ersten Schritt eine bestimmte Verfahrensgruppe nach Maßgabe der Zahl der zu untersuchenden Merkmale wählt (z.B. eine univariate Analyse). Im zweiten Schritt ist es zweckmäßig, das relevante Analyseproblem zu formulieren (z.B. Ermittlung von deskriptiven Verteilungsparametern). Im abschließenden dritten Schritt kann die Auswahl des problemgerechten Einzelverfahrens in Abhängigkeit vom Skalenniveau der Daten erfolgen (z.B. Bestimmung von Streuungsmaßen für ein metrisches Merkmal).
- **Problemorientierte Verfahrensselektion:** Bei einer problemzentrierten Auswahlsequenz, die insbesondere für multivariate Problemstellungen geeignet ist, formuliert der Anwender zunächst das Analyseproblem (z.B. Hypothesentest). Hieran anschließend kann nach Maßgabe der Anzahl auszuwertender Variablen (z.B. zwei Variablen) und deren jeweiligem Meßniveau (z.B. Nominaldaten) das entsprechende Einzelverfahren (z.B. multipler Verteilungstest) ausgewählt werden.

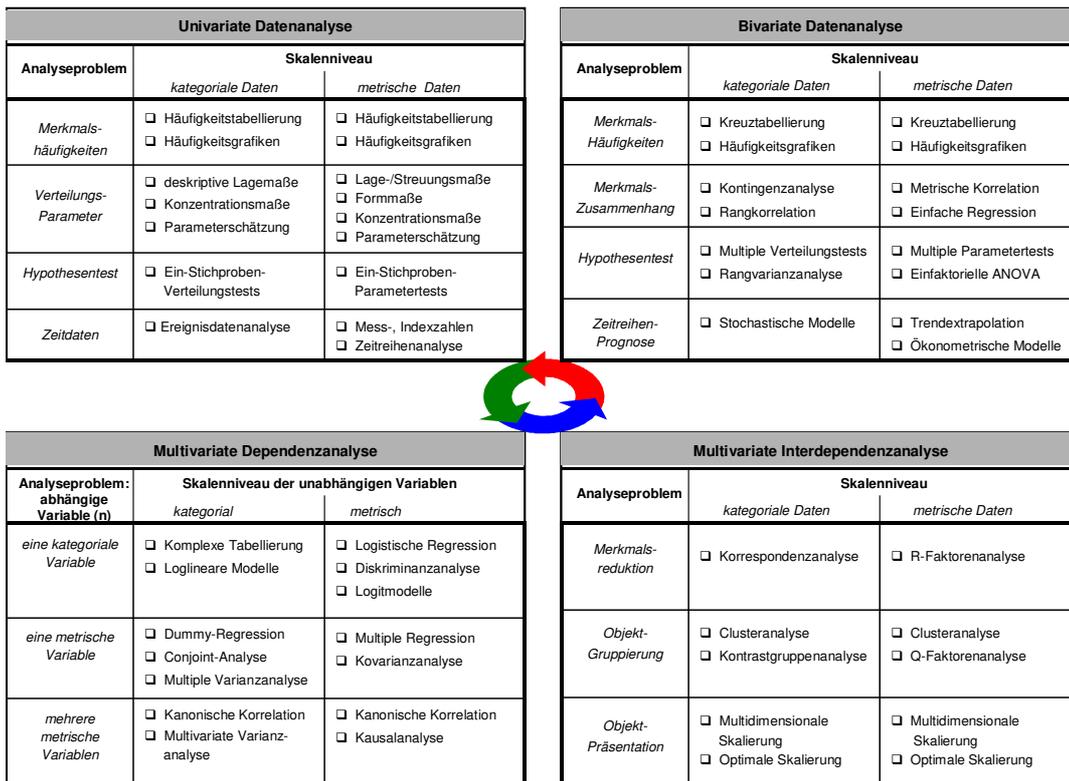


Abbildung 6: Integrativer Datenanalyse-Navigator

(1) Bei **univariaten Verfahren** werden die Merkmalsausprägungen einer einzigen Variable ausgewertet. Bezogen auf die Datenmatrix bedeutet dies, dass univariate Verfahren sich auf die Auswertung von nur einer Spalte beschränken. Der Analysebereich univariater Verfahren beinhaltet vier Aufgaben:

- Tabellarische und grafische Darstellung eindimensionaler Häufigkeitsverteilungen (*univariate Häufigkeitsanalyse*),
- deskriptive und induktive Ermittlung von Verteilungsparametern (*Parameteranalyse*),
- Hypothesentests zur Überprüfung von Annahmen über die Parameter oder Verteilungen der Grundgesamtheit anhand von Stichprobenergebnissen (*univariate Testverfahren*),
- Deskriptive Analyse eindimensionaler Zeitdaten (*univariate Zeitdatenanalyse*).

Die **univariate Häufigkeitsanalyse** befasst sich mit der Aufbereitung und Darstellung von eindimensionalen Häufigkeitsverteilungen auf Basis der absoluten, relativen sowie kumulierten Merkmalshäufigkeiten. Zur Darstellung solcher Häufigkeitsverteilungen werden beispielsweise Häufigkeitstabellen und/oder alternative Häufigkeitsgrafiken (z.B. Säulendiagramm) herangezogen, deren Auswahl maßgeblich Skalenniveau des betrachteten Merkmals abhängig ist. So setzt beispielsweise die Darstellung von kumulierten Häufigkeitsverteilungen in Form von Summenhäufigkeitsfunktionen ein zumindest ordinales Datenniveau voraus.



Ein zweites Aufgabenfeld der univariaten Datenanalyse betrifft die Analyse von Verteilungsparametern. Die **Parameteranalyse** kann sich zum einen auf die Ermittlung von Stichprobenparametern (z.B. Lage-, Streuungsmaße) beziehen und zum anderen die inferenzstatistische Schätzung von Parametern einer übergeordneten Grundgesamtheit betreffen (z.B. Punktschätzung eines Mittelwertes). Die Auswahl eines statistischen Parameters hängt gleichfalls vom Datenniveau des untersuchten Merkmals ab. So lassen sich für nicht-metrische Merkmale beispielsweise keine Streuungsmaße bestimmen.

Eine dritte Verfahrensgruppe der univariaten Datenanalyse bilden **univariate Testverfahren** in Form von sog. Ein-Stichproben-Hypothesentests. Die in diesem Zusammenhang relevanten Hypothesentests können sich sowohl auf Verteilungsparameter (parametrische Tests) als auch auf die Verteilung selbst (Verteilungstests) beziehen. Ist man beispielsweise an einem Vergleich eines Stichprobenmittelwertes (z.B. der mittleren Kaufmenge) mit einem hypothetischen Mittelwert der zugehörigen Grundgesamtheit interessiert, so kommt - bei unbekannter Varianz in der Grundgesamtheit - der sog. t-Test in Betracht. Demgegenüber haben nicht-parametrische Testverfahren den Vergleich einer Stichprobenverteilung mit einer hypothetischen Verteilung zum Gegenstand. Verteilungstests gelangen gewöhnlich bei nicht-metrischen Merkmalen zum Einsatz, für die sich z.B. mittels eines Chi-Quadrat-Anpassungstests untersuchen lässt, ob zu einer vorgegebenen Irrtumswahrscheinlichkeit eine Konsistenz zwischen empirisch beobachteter und theoretisch unterstellter Gleichverteilung des Merkmals vorliegt.

Einer speziellen Analysemethodik unterliegt die Untersuchung von **Zeitdaten**. Zeitabhängige Daten können in Form von sog. Ereignissen oder als Zeitreihe vorliegen. Als Ereignis bezeichnet man das Eintreten eines bestimmten Zustandes von Merkmalsträgern (z.B. Erkrankung). Bei der Analyse von Ereignisdaten wird der Frage nachgegangen, mit welcher Wahrscheinlichkeit bestimmte Ereignisse im Zeitablauf auftreten oder nicht. Unter einer Zeitreihe hingegen versteht man eine Folge von zeitlich geordneten Beobachtungswerten eines mindestens auf Intervallskalenniveau gemessenen Merkmals. Mit der univariaten Zeitreihenanalyse sind zwei deskriptive Teilaufgaben verbunden: Zum einen ist der Verlauf der Beobachtungswerte des betreffenden Merkmals zu beschreiben (z. B. durch sog. Meßzahlen, Zeitreihen-diagramme). Daneben ist es gewöhnlich angeraten, eine Zeitreihenzerlegung in einzelne Komponenten (z.B. Saison-, Trendkomponente) vorzunehmen..

(2) Bei **bivariaten Verfahren** erfolgt eine simultane Auswertung von genau zwei Variablen. Bezogen auf die Datenmatrix bedeutet dies, dass bivariate Verfahren auf die Auswertung von genau zwei Spalten ausgerichtet sind. Das Analysefeld bivariater Verfahren beinhaltet vier Aufgaben:

- Tabellarische und grafische Darstellung zweidimensionaler Häufigkeitsverteilungen (*bivariate Häufigkeitsanalyse*),



- Analyse von Zusammenhängen zwischen zwei Variablen auf Basis von Zusammenhangsmaßen (*Assoziationsanalyse*) oder mittels Zusammenhangsfunktionen (*Abhängigkeitsanalyse*),
- Induktive Analyse von Unterschieden zwischen zwei Variablen (*bivariate Testverfahren*).
- Mehrdimensionale Entwicklungspoggnose von Zeitreihen (*mehrdimensionale Prognoseverfahren*).

Gegenstand der **bivariaten Häufigkeitsanalyse** bildet die tabellarische und grafische Darstellung von zweidimensionalen Häufigkeitsverteilungen. Als zweidimensionale Häufigkeitsverteilung bezeichnet man allgemein die Gesamtheit aller Kombinationen von Merkmalsausprägungen zweier Merkmale mit den dazugehörigen absoluten oder relativen Häufigkeiten. Die tabellarische Darstellung zweidimensionaler Häufigkeitsverteilungen erfolgt in Form von Kreuztabellen (Mehrfeldertafel), deren Zeilen- bzw. Spaltensummen jeweils die eindimensionalen Verteilungen der absoluten oder relativen Häufigkeiten (sog. Randverteilungen, marginale Verteilungen) der beiden Merkmale anzeigen. In Abhängigkeit vom Skalenniveau der beiden Merkmale werden die dazugehörigen Kreuztabellen mit speziellen Begriffen belegt, wobei der Sprachgebrauch jedoch nicht einheitlich ist. So finden sich im Schrifttum einerseits Begriffsansätze, die eine Kreuztabelle bei nominalskalierten Merkmalen als Assoziations-tabelle, bei ordinalskalierten Merkmalen als Kontingenztabelle und bei metrischen Merkmalen als Korrelationstabelle kennzeichnen (vgl. Schulze 1998, S. 107). Demgegenüber stehen jene Begriffsansätze, bei denen die Korrelationstabelle begrifflich solche Fälle umschließt, bei denen zwei metrische oder ordinale Merkmale dargestellt werden, während im Falle von zwei nominalen Merkmalen von einer Kontingenztabelle gesprochen wird (vgl. Voß 2004, S. 172). Zur grafischen Darstellung zweidimensionaler Häufigkeitsverteilungen kann auf eine Reihe spezieller bivariater Häufigkeitsgrafiken zurückgegriffen werden, wie z.B. gruppierte Balkendiagramme oder Streudiagramme.

Ein weiterer Aufgabenbereich der bivariaten Datenanalyse bezieht sich auf die deskriptive Untersuchung von Zusammenhängen zwischen zwei Variablen. Solche Variablenbeziehungen können entweder gerichtet oder ungerichtet bzw. wechselseitig sein. Bei Vorliegen von wechselseitigen Zusammenhängen (synonym: inter-dependente Zusammenhänge) wird keine Unterscheidung in abhängige und unabhängige Variablen vorgenommen. Da somit a priori keine Richtungshypothesen bezüglich des Zusammenhangs zwischen Variablen formuliert werden (z.B. in Form des „je höher die Werbeausgaben, desto größer der Umsatz“), befasst sich die **Assoziationsanalyse** mit der Erfassung der Stärke sowie der Signifikanz des wechselseitigen Zusammenhangs zweier Variablen. Die Stärke des Zusammenhangs bzw. der Grad der Beziehung zwischen zwei Merkmalen wird dabei durch spezielle Zusammenhangsmaße zum Ausdruck gebracht. Solche Maßzahlen des Variablenzusammenhangs werden in der statistischen Literatur allerdings mit überaus verschiedenen Begriffen belegt. Die Ermittlung von Zusammenhangsmaßen knüpft gewöhnlich an den Ergebnissen einer bivariaten Häufigkeitsanalyse an. Deshalb werden - in Analogie zu den alternativen Begriffen der Kreuztabelle - die



Zusammenhangsmaße vielfach bei der Analyse von Nominaldaten als Assoziations-, bei Ordinaldaten als Kontingenz- und bei Kardinaldaten als Korrelationsmaße bezeichnet (vgl. Schulze 1998, S. 116). Diese Einteilung von Maßzahlen gewährt allerdings keine trennscharfe Unterscheidung, denn so lässt sich beispielsweise für Korrelationsmaße anführen, dass diese auch für ordinale Merkmale berechnet werden können und zudem auf lineare Zusammenhänge zwischen Variablen beschränkt sind. Aus diesem Grund erscheint es zweckmäßiger, den Begriff Assoziation für einen beliebigen interdependenten Zusammenhang zu verwenden und die Bezeichnung Korrelation als einen Spezialfall der Assoziation zu gebrauchen, bei welchem sowohl die Stärke als auch die Richtung eines linearen Zusammenhangs erfasst wird (vgl. zu dieser Sichtweise auch Homburg/Krohmer 2003, S. 250; Toutenburg 2000, S. 121).

Im Rahmen einer **Abhängigkeitsanalyse** wird der gerichtete Zusammenhang zwischen zwei Variablen untersucht. Die Analyse von Abhängigkeiten setzt voraus, dass a priori eine Unterscheidung in eine abhängige und eine unabhängige Variable vorgenommen werden kann, so dass ein entsprechender Ursache-Wirkungszusammenhang analysiert werden kann. Die Quantifizierung von Merkmalsabhängigkeiten erfolgt in Form der Ermittlung von Zusammenhangsfunktionen, die Aufschluss über den Funktionstyp (linear, nicht-linear), die Stärke sowie die Richtung der Merkmalsbeziehung bieten. Als relevante Analyseverfahren kommen hierbei die Ansätze der einfachen Regressionsanalyse in Betracht.

Der Gegenstandsbereich von bivariaten Verfahren umschließt neben der Beziehungsanalyse auch die inferenzstatistische Untersuchung von Unterschieden zwischen den betrachteten Variablen. Die Ansätze dieser Verfahrensgruppe zielen darauf ab, zwei Variablen anhand von bestimmten Parametern (z.B. Mittelwerten) oder von Verteilungen (z.B. Normalverteilungen) miteinander zu vergleichen. **Bivariate Testverfahren** können sich analog zu den univariaten Ansätzen sowohl auf den Vergleich von Parametern (z.B. doppelter t-Test, einfache Varianzanalyse) als auch auf Verteilungsunterschiede (z.B. Chi-Quadrat- Unabhängigkeits-, Korrelationstest) beziehen.

Bei **mehrdimensionalen Prognoseverfahren** wird eine Zeitreihe mit Hilfe einer unabhängigen Variable oder auf Basis anderer Zeitreihen prognostiziert, die als kausale Variablen modelliert und nach sachlogischen Überlegungen ausgewählt werden (z.B. Prognose der Automobilnachfrage mittels des Indikators „verfügbares Haushalts-Nettoeinkommen“). Das hierbei einsetzbare Spektrum von Prognoseverfahren kann in stochastische bzw. wahrscheinlichkeitstheoretisch fundierte Ansätze (z.B. ARIMA-Modelle) und in deskriptive Verfahren (z.B. ökonometrische Modelle) unterteilt werden.

(3) Kennzeichen **multivariater Analyseverfahren** bildet die simultane Auswertung von mehr als zwei Variablen bzw. von mindestens drei Variablen. Das grundlegende Ziel dieser Verfahrensgruppe besteht in der Verdichtung eines komplexen Datenmaterials bei möglichst minimalem Informationsverlust. Multivariate Verfahren können gemäß ihrer Aufgabenstellung in zwei Gruppen aufgeteilt werden:



- Verfahren zur Analyse von gerichteten Zusammenhängen zwischen mindestens drei Variablen (*Verfahren der multivariaten Dependenzanalyse*),
- Verfahren zur Analyse von wechselseitigen Zusammenhängen zwischen mindestens drei Variablen oder Merkmalsträgern (*Verfahren der multivariaten Interdependenzanalyse*).

Kennzeichen **multivariater Dependenzanalysen** ist die Aufteilung der Variablen der Datenmatrix in abhängige und unabhängige Variablen, auf deren Grundlage gerichtete Zusammenhänge zwischen mehr als zwei Merkmalen untersucht werden sollen. Dependenzanalytische Methoden, wie etwa die mehrfaktorielle Varianz- oder die Conjoint-Analyse, bilden eine Erweiterung der Abhängigkeitsanalyse auf multivariate Fragestellungen und dienen im Marketing der Aufdeckung von komplexen Ursache-Wirkungsbeziehungen zwischen Variablen (z.B. der Preis und das Werbebudget als erklärende Variablen der Absatzmenge eines Produktes). Angesichts dieser Aufgabenstellung werden Verfahren der multivariaten Dependenzanalyse gelegentlich auch als strukturen-prüfende Methoden bezeichnet (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 8 ff.) Grundsätzlich gilt allerdings, dass vor der Durchführung einer Dependenzanalyse überprüft werden muss, ob überhaupt eine Abhängigkeit zwischen den Variablen gegeben ist. Einen Hinweis hierauf können theoretische Erkenntnisse, sachlogische Plausibilitätsüberlegungen oder aber empirische Tests vermitteln. Das Spektrum von dependenzanalytischen Verfahren kann sowohl im Hinblick auf das Skalenniveau der Variablen als auch bezüglich der Anzahl von abhängigen Variablen unterteilt werden (vgl. Abbildung 6). So besteht im Rahmen dependenzanalytischer Untersuchungen beispielsweise die Möglichkeit, mittels einer multivariaten Varianzanalyse den Einfluss von mehreren nominal skalierten Variablen auf mehrere, metrisch skalierte abhängige Variablen zu untersuchen.

Im Rahmen von multivariaten **Interdependenzanalysen** steht hingegen die Untersuchung wechselseitiger Beziehungen zwischen den betrachteten Variablen im Zentrum des Interesses. Daher erfolgt keine Aufteilung der Datenmatrix in abhängige und unabhängige Variablen, d.h. es werden keine Richtungshypothesen hinsichtlich der Variablenbeziehungen formuliert. Demzufolge besteht das Ziel der interdependenzanalytischen Vorgehensweise in erster Linie darin, durch eine Datenverdichtung einen aussagekräftigen Aufschluss über bislang unbekannte Strukturen des komplexen Datenmaterials zu erlangen. Vor diesem Hintergrund werden interdependenzanalytische Ansätze auch als strukturen-entdeckende Verfahren bezeichnet (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 12 ff.). Die exploratorische Zielsetzung der Interdependenzanalyse kann sich auf zwei verschiedene Elemente der Datenmatrix beziehen: **Merkmalszentrierte Verfahren** (z.B. die Faktorenanalyse) streben die Verdichtung der Spalten der Datenmatrix an, indem diese eine datenreduzierende Gruppierung von Variablen vornehmen. Demgegenüber setzen **objektzentrierte Ansätze** (z.B. die Clusteranalyse) an den Zeilen der Datenmatrix an und versuchen, die Gesamtheit der relevanten Untersuchungseinheiten in Objektgruppen aufzuteilen. Einen Spezialfall interdependenzanalytischer Verfahren stellen **grafische Skalierungsmethoden** (z.B. die Multidimensionale Skalierung, die



Optimale Skalierung) dar, die darauf abstellen, wechselseitige Zusammenhänge in Form von speziellen Diagrammen zu visualisieren.

Mit Blick auf das Einsatzpotential von multivariaten Verfahren vermittelt die nachstehende Abbildung 7 einen synoptischen Überblick über die methodischen Grundlagen und speziellen Anwendungsbereiche im Marketing.

| Verfahren | Verfahrensprinzip | Marketing-Anwendung  |
|-------------------------------------|--|---|
| Clusteranalyse | Klassifikation einer Menge von Merkmalsträgern (z.B. Personen, Produkte) in Teilgruppen (Cluster) mit dem Ziel, dass diese hinsichtlich relevanter Merkmalsausprägungen in sich möglichst homogen und untereinander möglichst unähnlich sind | <input checked="" type="checkbox"/> Abgrenzung von Marktsegmenten <input checked="" type="checkbox"/> Ermittlung von Wettbewerbergruppen <input checked="" type="checkbox"/> Analyse von Erfolgsfaktoren |
| Conjoint- Analyse | Erhebung und Auswertung (mindestens ordinalskaliertes) Präferenzurteile von Personen (= abhängige Variable) gegenüber ganzheitlichen Beurteilungsobjekten (z.B. Produkten), aus denen die partiellen Präferenzbeiträge (Teilnutzenwerte) einzelner Merkmalsausprägungen (= unabhängige Variablen) geschätzt werden | <input checked="" type="checkbox"/> Zielmaximale Produktoptimierung <input checked="" type="checkbox"/> Ermittlung der Preis-Absatzfunktion <input checked="" type="checkbox"/> Nutzenorientierte Marktsegmentierung |
| Diskriminanzanalyse | Ziel ist es, a priori definierte Gruppen von Merkmalsträgern (= nominale, abhängige Variable) durch eine Linearkombination mehrerer, kardinaler Merkmale (= unabhängige Variablen) bestmöglich zu trennen, um einerseits Gruppenunterschiede zu erklären und andererseits die Gruppenzugehörigkeit neuer, d.h. noch nicht zugeordneter Merkmalsträger zu prognostizieren | <input checked="" type="checkbox"/> Abgrenzung von Marktsegmenten <input checked="" type="checkbox"/> Determinanten des Käuferverhaltens <input checked="" type="checkbox"/> Analyse von Erfolgsfaktoren <input checked="" type="checkbox"/> Zuordnung von Objekten zu Gruppen |
| Faktorenanalyse | Methode zur Reduktion einer Menge wechselseitig voneinander abhängiger, (kardinaler) Merkmale auf eine kleinere Anzahl von grundlegenden, untereinander unkorrelierten Variablen (Faktoren) bei möglichst geringem Informationsverlust | <input checked="" type="checkbox"/> Wettbewerbspositionierung <input checked="" type="checkbox"/> Marktsegmentierung <input checked="" type="checkbox"/> Determinanten des Käuferverhaltens |
| Kausalanalyse | Überprüfung eines hypothesengeleiteten Systems von Abhängigkeitsbeziehungen zwischen mehreren latenten, d.h. nicht direkt erfassbaren Variablen (Faktoren) auf der Basis empirischer Kovarianzen von beobachteten, d.h. meßbaren Indikatorvariablen | <input checked="" type="checkbox"/> Entwicklung von Meßskalen <input checked="" type="checkbox"/> Untersuchung von Kausalhypothesen |
| Kontrastgruppenanalyse | Sukzessive Aufteilung einer Menge von Objekten in (signifikant) verschiedene Teilgruppen anhand (beliebig skaliertes) Gruppierungsvariablen sowie die Gruppendarstellung in einem Baumdiagramm | <input checked="" type="checkbox"/> Abgrenzung von Marktsegmenten <input checked="" type="checkbox"/> Ermittlung von Wettbewerbergruppen <input checked="" type="checkbox"/> Analyse von Erfolgsfaktoren |
| Loglineare Modelle | Untersuchung der Stärke und Signifikanz eines assoziativen Zusammenhangs zwischen mehreren (kategorialen) Variablen einer mehrdimensionalen Kontingenztafel | <input checked="" type="checkbox"/> Marktreaktionsanalysen <input checked="" type="checkbox"/> Determinanten des Käuferverhaltens <input checked="" type="checkbox"/> Marktsegmentierung |
| Multidimensionale Skalierung | Verfahren zur Positionierung von Objekten (z.B. Produkten, Einkaufsstätten) in einem möglichst niedrig dimensionierten Raum auf der Grundlage von Ähnlichkeitsrelationen von Objekten | <input checked="" type="checkbox"/> Wettbewerbspositionierung <input checked="" type="checkbox"/> Marktsegmentierung <input checked="" type="checkbox"/> Determinanten des Käuferverhaltens |
| Regressionsanalyse | Untersuchung der Stärke, Signifikanz und Richtung eines funktionalen Zusammenhangs zwischen einer (metrischen) abhängigen Variablen und einer oder mehrerer (metrisch skaliertes) unabhängiger Variablen | <input checked="" type="checkbox"/> Marktreaktionsfunktionen <input checked="" type="checkbox"/> Trendprognosen <input checked="" type="checkbox"/> Determinanten des Käuferverhaltens |
| Varianzanalyse | Inferenzstatistische Überprüfung des Einflusses einer oder mehrerer (nominal skaliertes) unabhängiger Variablen auf eine oder mehrere (metrisch skaliertes) abhängige Variablen | <input checked="" type="checkbox"/> kausale Marktreaktionsanalysen <input checked="" type="checkbox"/> Auswertung experimenteller Daten |

Abbildung 7: Synopse zentraler multivariater Analyseverfahren

3. Multivariate Marktreaktionsanalysen

Die zuvor im Überblick angeführten multivariaten Verfahren werden in den nachfolgenden Kapiteln näher erläutert, wobei die teilweise sehr komplexen mathematisch-statistischen Verfahrensprinzipien nur insoweit behandelt werden, wie diese für das Grundverständnis der empirischen Anwendungsbeispiele erforderlich sind. Dabei wird der Blick auf marketingspezifische Fragestellungen gerichtet, um das Aussagepotential des Quantitativen Marketing herauszuschälen. Zunächst werden daher jene Verfahren beleuchtet, mit denen Marktreaktionsfunktionen, d.h. Zusammenhänge zwischen dem Einsatz von Marketing-Instrumenten und den daraus resultierenden Marketing-Zielerreichungsgraden, ermittelt werden können. Demgegenüber befasst sich das darauffolgende Kapitel 4 mit der Darstellung solcher Verfahren, die im bei Marktstrukturanalysen zur Anwendung gelangen können. Eine



vertiefende Darstellung der multivariaten Methoden kann den verfahrensbezogenen Forschungspapieren entnommen werden (vgl. hierzu das Literaturverzeichnis).

3.1. Regressionsanalyse

3.1.1. Problemstellung

Die Regressionsanalyse gehört zu den am häufigsten eingesetzten multivariaten statistischen Auswertungsverfahren im Marketing. Ihre Aufgabenstellung besteht generell darin, die Intensität sowie die Richtung des Einflusses einer oder mehrerer unabhängiger, metrisch skaliertes (Prädiktor-, Einfluss-) Variablen auf eine abhängige metrisch skalierte (Kriteriums-, Ziel-) Variable mit Hilfe der Schätzung einer Zusammenhangsfunktion zu quantifizieren (vgl. Aaker/Kumar/Day 2000, S. 505 ff.; Albers/Skiera 1999; Backhaus et. al. 2003, S. 45 ff.; Churchill/Iacobucci 2005, S. 525 ff.; Litz 2000; S. 92 ff.; Malhotra 1999, S. 528 ff.; Müller 1998; Müller 2004b; Sudman/Blair 1998, S. 516 ff.; Voß 2004, S. 511 ff.). Die Einteilung der Variablen in unabhängige und abhängige Variablen erfolgt vorab aufgrund eines sachlogisch begründbaren Zusammenhangs. Folglich unterstellt die Regressionsanalyse eine dependenz-analytische Variablenbeziehung, d.h. eine eindeutige Richtung des Zusammenhangs, der nicht umkehrbar ist. Dabei kann das Ziel verfolgt werden, sowohl die interessierende Größe vorherzusagen (Prognoseziel) als auch den vermuteten Zusammenhangstyp (z.B. logistische Funktion) in komplexen multivariaten Beziehungen empirisch zu überprüfen (Erklärungsziel.).

Die zahlreichen Verfahrensansätze der Regressionsanalyse lassen sich nach der Anzahl der Prädiktorvariablen sowie der Art des funktionalen Zusammenhangs in **vier Grundtypen** unterteilen (vgl. Abbildung 8): Einfache Regressionsanalysen untersuchen den linearen oder nichtlinearen Zusammenhang zwischen einer Prädiktorvariablen und einer Kriteriumsvariablen. Demgegenüber befassen sich multiple Regressionsverfahren mit der Analyse des Einflusses mehrerer unabhängiger Variablen auf eine abhängige Variable.

| | | | | | |
|----------------------|--|--|---|-----------------------------|--|
| □ Grundtypen: | Zahl der unabhängigen Variablen | | Art des funktionalen Zusammenhangs | | |
| | | | linear | nichtlinear | |
| | = 1 | (1) einfache, lineare Regressionsanalyse | (2) einfache, nichtlineare Regressionsanalyse | einfache Regressionsanalyse | |
| | > 1 | (3) multiple, lineare Regressionsanalyse | (4) multiple, nichtlineare Regressionsanalyse | multiple Regressionsanalyse | |
| □ Beispiele: | <ul style="list-style-type: none">➤ Feld (1): Einfluss unterschiedlicher Preise auf die Absatzmenge (Preis-Absatzfunktion)➤ Feld (2): Prognose eines exponentiellen Trends der Absatzmenge➤ Feld (3): Einfluss unterschiedlicher Preise und Werbebudgets auf die Absatzmenge➤ Feld (4): interaktiver Wirkungsverbund von Preisen und Werbebudgets auf die Absatzmenge | | | | |

Abbildung 8: Grundtypen der Regressionsanalyse



Die herausragende **Bedeutung der Regressionsanalyse** für das Marketing beruht primär auf zwei Aspekten: Zum einen ermöglichen regressionsanalytische Untersuchungen die Ermittlung zentraler Ursache-Wirkungsbeziehungen im Rahmen von Marktreaktions- und Marktentwicklungsanalysen (vgl. hierzu die angeführten Beispiele in Abbildung 8). Zum anderen lassen sich viele marketingrelevante Wirkungsrelationen annähernd linear beschreiben (z.B. eine lineare Preis-Absatzfunktion) oder nichtlineare Beziehungen (z.B. exponentielle Trendprognosen) durch Logarithmierung in lineare Funktionstypen transformieren, so dass eine rechentechnisch vergleichsweise einfach zu handhabende Untersuchungsmethodik eingesetzt werden kann (vgl. Abbildung 9).

| Funktionstyp | linear | nichtlinear |
|--------------------------|---|--|
| einfache Funktion | <input type="checkbox"/> Preis-Absatzfunktion: $x(p) = a - b \cdot \text{Preis}$ <input type="checkbox"/> Werbebudgetfunktion: $x(\text{WB}) = a + b \cdot \text{WB}$ <input type="checkbox"/> Gesamtkostenfunktion: $K(x) = \text{KF} + k_v \cdot x$ <input type="checkbox"/> Trendfunktion: $x(t) = a + b \cdot t$ | <input type="checkbox"/> Preis-Absatzfunktion: $x(p) = a \cdot p^b$ <input type="checkbox"/> Werbebudgetfunktion: $x(\text{WB}) = a + b \cdot \text{WB}$ <input type="checkbox"/> Gesamtkostenfunktion: $K(x) = a \cdot x^2 - b \cdot x + c$ <input type="checkbox"/> Erfahrungskurvengesetz: $k(x) = a \cdot x^{-b}$ |
| multiple Funktion | <input type="checkbox"/> $x = a - b \cdot \text{Preis} + c \cdot \text{Werbebudget}$ <input type="checkbox"/> $x = a + b \cdot \text{Qualität} + c \cdot \text{AD-Budget}$ | <input type="checkbox"/> $x = a \cdot \text{Preis}^b \cdot \text{Werbebudget}^c$ <input type="checkbox"/> $x = a + b \cdot \text{Qualität} \cdot \text{Preis}^b$ |

Abbildung 9: Ausgewählte Reaktionsfunktionen im Marketing

3.1.2. Verfahrensablauf

Der regressionsanalytische Untersuchungsprozess vollzieht sich in fünf Schritten (vgl. Abbildung 10).

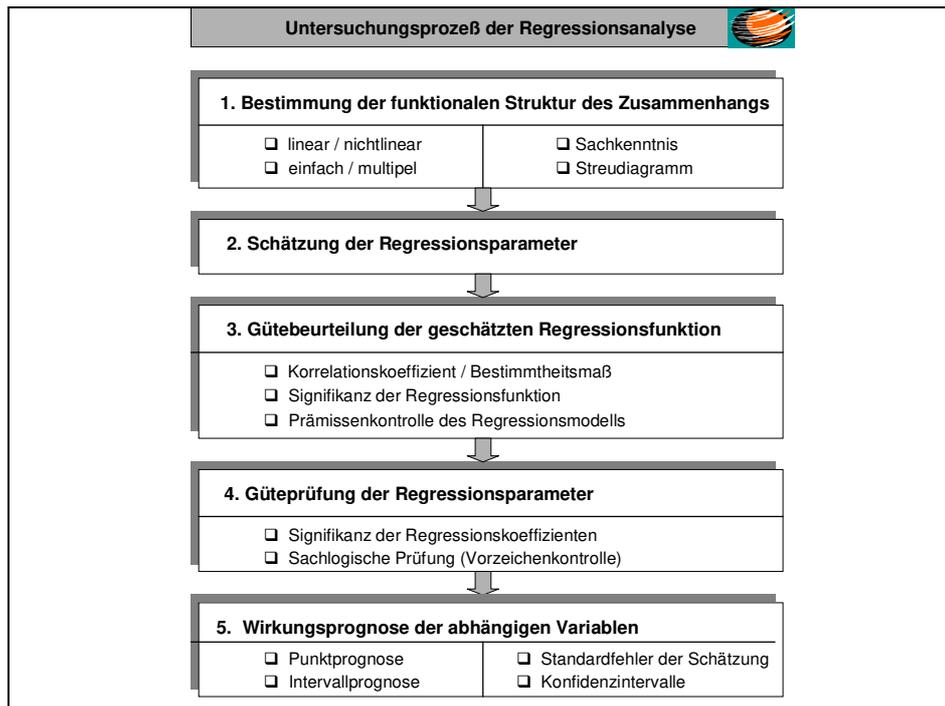


Abbildung 10: Verfahrensablauf der Regressionsanalyse

Das Grundprinzip der Regressionsanalyse lässt sich anschaulich anhand der linearen Einfachregression mit einer Kriteriums- und einer Prädiktorvariablen erläutern. Ergänzend soll hierbei ein Beispiel zur Absatzreaktion auf zwölf unterschiedliche Preisstellungen eines Produktes verdeutlicht werden (vgl. Abbildung 11).

(1) Funktionales Grundmodell: Der erste Schritt einer Regressionsanalyse besteht darin festzulegen, welche Variablen im Modell abgebildet und von welchem Funktionstyp ausgegangen werden soll. Überträgt man im Beispiel der Abbildung 11 die beobachteten Preis-Mengen-Werte in ein Streudiagramm, so wird deutlich, dass die Preis-Absatzbeziehung offenbar durch eine lineare, negative Beziehung beschrieben werden kann. Postuliert man daher eine lineare Beziehung zwischen der abhängigen Variable y und der unabhängigen Variable x , so besteht die Aufgabe darin, eine lineare Funktion \hat{y} (Regressionsgerade) zu ermitteln, welche den empirischen (beobachteten) Zusammenhang zwischen beiden Variablen am besten wiedergibt. Die zu schätzende Funktion lässt sich formal darstellen als:

$$\hat{y}_i = a + bx_i, \text{ mit } i = \text{Index der Beobachtungen } (i = 1, 2, 3, \dots, n)$$

Hierbei zeigt die Regressionskonstante a (Absolutglied) den Ordinatenabschnitt und der Regressionskoeffizient b die Steigung der Geraden an. Ein Wert \hat{y}_i auf der Regressionsgeraden gibt den Schätzwert für y_i bei einem Wert x_i an. Die Abweichungen zwischen den beobachteten Werten y_i und den Schätzwerten \hat{y}_i bezeichnet man als Residuen $e_i (= y_i - \hat{y}_i)$. Falls alle Beobachtungswerte auf der geschätzten Gerade liegen, besitzen Residuen den Wert 0, ansonsten ist diese Größe positiv. Aus dem Streudiagramm der Abbildung 11 wird recht anschaulich ersichtlich, dass die Punktwolke der Preis-Mengen-Werte überaus heterogen verteilt



ist. Insofern ermöglicht in diesem Fall eine Regressionsgerade nur eine begrenzte Repräsentation der Beobachtungswerte.

(2) Schätzung der Regressionsparameter: Die Schätzung der beiden Regressionsparameter a und b unterliegt dem Ziel, eine Regressionsgerade zu bestimmen, welche sich an die empirische Punkteverteilung möglichst gut anpasst. Als Anpassungskriterium verwendet man bei der sog. Methode der kleinsten Quadrate die Summe der quadrierten Abweichungen $SQ = \sum_i e_i^2$.

Die Regressionsparameter werden dabei so bestimmt, dass die Streuung der beobachteten Werte um die Gerade möglichst gering und damit die Schätzgenauigkeit der Regressionsfunktion möglichst groß wird. Man minimiert daher die Summe der quadrierten Differenzen zwischen den empirischen Werten der abhängigen Variablen y_i und den vom Regressionsmodell geschätzten Werten \hat{y}_i , also der Residuen:

$$SQ = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_i (y_i - a - bx_i)^2 = \text{Minimum!}$$

Um dieses Problem zu lösen, müssen zunächst die beiden ersten partiellen Ableitungen nach a und b gebildet, anschließend gleich Null gesetzt und abschließend nach den gesuchten Unbekannten a und b aufgelöst werden. Hieraus erhält man die für alle linearen Einfachregressionen gültigen Normalgleichungen:

$$a = \frac{\sum x_i^2 \sum y_i - \sum x_i \sum x_i y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

$$b = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2}$$

Im Beispiel ergeben sich somit unter Verwendung der Summenwerte aus der Arbeitstabelle (vgl. Abbildung 11) die folgenden Parameterwerte:

$$a = (148500 \cdot 17950 - 1330 \cdot 1976000) / (12 \cdot 148500 - 1330^2) = 2862,21$$

$$b = (12 \cdot 1976000 - 1330 \cdot 17950) / (12 \cdot 148500 - 1330^2) = -12,32$$

Die gesuchte Regressionsfunktion ergibt sich damit als: $\hat{y}_i = 2862,21 - 12,32 x_i$. Der Regressionsparameter b kann als Maß für die Stärke des Zusammenhangs interpretiert werden. Er gibt an, um wieviele Einheiten sich die abhängige Variable ändert, wenn sich die unabhängige Variable um eine Einheit ändert. Das negative Vorzeichen im Beispiel bedeutet, dass ein (erwartungsgemäß) negativer Zusammenhang zwischen Preis und Absatzmenge besteht. Hieraus folgt im Beispiel, dass eine Erhöhung des Preises um einen € zu einer Senkung der Absatzmenge um 12,32 Einheiten führt. Demgegenüber bringt die Konstante a allgemein den Einfluß jener Größen zum Ausdruck, die nicht im Modell als eigenständige Variablen erfasst wurden. Im Beispiel repräsentiert die Konstante a die maximale Absatzmenge (sog. Sättigungsabsatz), die sich bei einem Preis von Null einstellt.

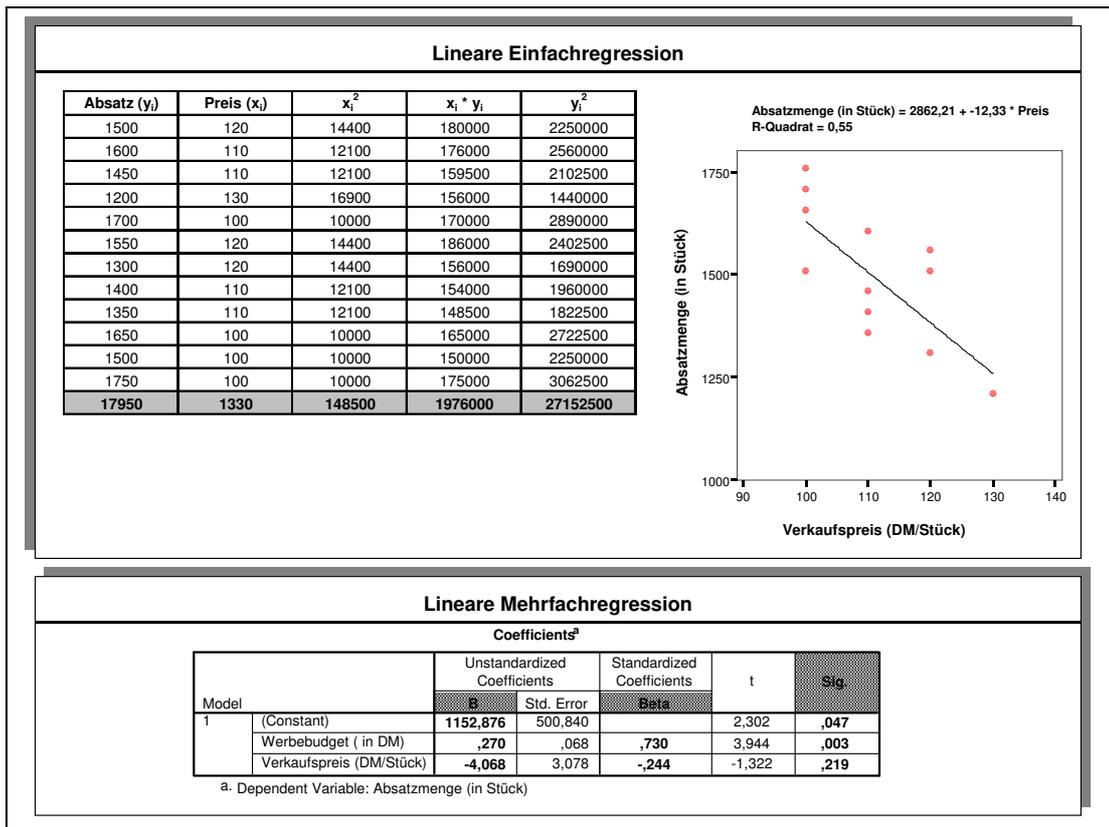


Abbildung 11: Regressionsbeispiel zur Marktreaktionsfunktion

(3) Güteprüfung der Regressionsfunktion: Die statistische Beurteilung der Schätzergebnisse betrifft zum einen die Erklärungskraft der Regressionsfunktion und zum anderen die Signifikanz des Modells.. Zur Bewertung der Erklärungskraft des Modells wird der Frage nachgegangen, inwieweit die unabhängige Variable geeignet ist, die Streuung der abhängigen Variable zu erklären. Hierzu wird auf das sog. **Bestimmtheitsmaß** r^2 zurückgegriffen. Ausgangspunkt der Berechnung des Bestimmtheitsmaßes bilden die Residuen. Die Abweichungen zwischen beobachteten und geschätzten Werten der abhängigen Variablen resultieren insbesondere daraus, dass die abhängige Variable nicht nur durch die erfasste unabhängige Variable, sondern auch durch andere Einflussgrößen determiniert wird. In unserem Beispiel wird die Absatzmenge neben dem Preis möglicherweise auch von den Preisen der Konkurrenzprodukte und/oder vom Einsatz anderer Marketinginstrumente des betrachteten Produktes, wie z.B. dem Werbebudget abhängen. Anhand des Bestimmtheitsmaßes kann nun untersucht werden, wie stark der Einfluss der unabhängigen Variable im Vergleich zu diesen anderen (im Regressionsmodell nicht berücksichtigten) Einflußgrößen ist. Hierzu wird die erklärte Streuung ins Verhältnis zur Gesamtstreuung gesetzt. Die vom Regressionsmodell erklärte Streuung ergibt als Summe der quadrierten Abweichungen der geschätzten Werte der abhängigen Variable \hat{y}_i vom Mittelwert der abhängigen Variable \bar{y} . Die Gesamtstreuung der abhängigen Variable, die sich aus erklärter und unerklärter Streuung zusammensetzt,



entspricht der Summe der quadrierten Abweichungen der Beobachtungswerte y_i vom Mittelwert der abhängigen Variable \bar{y} . Formal ausgedrückt gilt daher:

$$r^2 = \frac{\text{erklärte Streuung}}{\text{Gesamtstreuung}} = \frac{\sum_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

Der Wertebereich von r^2 liegt zwischen 0 und 1. Bei einem Wert von 1 wird die Streuung der abhängigen Variable vollständig durch die unabhängige Variable erklärt. In unserem Beispiel beträgt das Bestimmtheitsmaß $r^2 = 0,55$. Dies bedeutet, dass 55% der Streuung der Absatzmenge auf den Preis zurückzuführen ist. Orientiert man sich an bei der Bewertung an einer Faustregel, die besagt, dass ein als Befriedigend zu wertendes Bestimmtheitsmaß einen Wert von $r^2 > 0,60$ aufweisen sollte, dann muß dem Preis im vorliegenden Beispiel eine vergleichsweise geringe Erklärungskraft bescheinigt werden.

(4) Signifikanzprüfung: In jenen empirischen Studien, in denen die Regressionsanalyse auf Stichprobendaten beruht, ist zusätzlich zu untersuchen, ob die ermittelten Ergebnisse auch für die Grundgesamtheit zutreffen. Die damit angesprochene Signifikanzprüfung beinhaltet zwei Teiluntersuchungen: Eine erste Signifikanzprüfung bezieht sich auf das Gesamtmodell, bei welcher mittels des F-Testes überprüft wird, ob in der Grundgesamtheit überhaupt der postulierte funktionale Zusammenhang besteht (= Gegenhypothese) oder aber davon auszugehen ist, dass sämtliche Regressionskoeffizienten in der Grundgesamtheit gleich Null sind (= Nullhypothese). Demgegenüber betrifft eine zweite Signifikanzprüfung die Güte der einzelnen Regressionskoeffizienten. Für jeden Regressionsparameter wird mittels eines t-Tests die Nullhypothese getestet, dass dieser in der Grundgesamtheit gleich Null ist, d.h. dass die betreffende Variable keinen signifikanten Beitrag zur Erklärung der abhängigen Variable leistet. Falls kein signifikanter Zusammenhang vorliegt, muss der Regressionsansatz verworfen oder mittels der Elimination nicht signifikanter Variablen und/oder der Berücksichtigung neuer Variablen verändert werden. Für unser Beispiel erbringen Signifikanzprüfungen den Befund, dass sowohl das Gesamtmodell auch die Regressionskoeffizienten signifikant sind.

(5) Wirkungsprognose: Ein wichtiges Anliegen regressionsanalytischer Untersuchungen besteht in der Wirkungsprognose der abhängigen Variablen. Diese kann zunächst in Form einer sog. **Punktprognose** erfolgen, bei welcher bekannte Merkmalswerte der unabhängigen Variablen in die Regressionsfunktion eingesetzt werden und der zugehörige (konkrete) Wert der abhängigen Variablen errechnet wird. So ergibt sich im vorliegenden Beispiel für einen Preis von 105 € eine Absatzmenge (x_i) von 1569 Mengeneinheiten (= $2862,21 - 12,32 * 105$). Sofern eine Regressionsanalyse jedoch auf Stichprobendaten beruht ist es zweckmäßig, die Punktvorhersage um eine **Intervallprognose** zu ergänzen. Bei dieser auf der Grundlage einer vorab festgelegten Irrtumswahrscheinlichkeit ein Konfidenzbereich bestimmt, in welchem der Wert der abhängigen Variablen bei gegebenen Werten der erklärenden Variablen liegt (vgl. Müller 1998).



(6) Polyinstrumentale Marktraktionsfunktion: Im Beispiel könnte man nun versuchen, die Erklärungskraft der Regressionsfunktion durch den Einbezug einer weiteren unabhängigen Variable, wie z.B. dem Werbebudget zu erhöhen. Die Ermittlung einer polyinstrumentalen Reaktionsfunktion erfolgt im Zuge einer **multiplen Regression**. Der methodische Unterschied zur bivariaten Regression besteht im Beispiel darin, dass nunmehr zwei Aktionsparameter, d.h. sowohl der Preis als auch das Werbebudget zur Erklärung der Absatzmenge herangezogen werden. Das Grundmodell der multiplen Regressionsanalyse unterstellt einen linearen Zusammenhang zwischen J unabhängigen Variablen x_j ($j = 1, \dots, J$) und der abhängigen Variablen y . Formal lässt sich dieser Ansatz folgendermaßen darstellen:

$$y = a + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_j * x_j.$$

Hierbei bezeichnet a die Regressionskonstante und b_1, \dots, b_j die Regressionskoeffizienten des Modells. Die Parameterschätzung vollzieht sich dabei gleichfalls mittels der Methode der kleinsten Quadrate, wobei allerdings drei Normalgleichungen zu formulieren sind (vgl. hierzu Hüttner 1997, S. 245 ff.). Gehen wir im folgenden von einer linear-additiven Marktreaktionsfunktion und damit davon aus, dass zwischen dem Preis und Werbebudget kein Wirkungsverbund vorliegt, dann führt eine zweifache lineare Regressionsanalyse zu dem in Abbildung 11 angeführten Ergebnissen. Die geschätzte polyinstrumentale Marktreaktionsfunktion lautet:

$$\text{Absatzmenge} = 1.153 + 0,27 * \text{Werbebudget} - 4,1 * \text{Preis}.$$

Die Regressionsparameter sind analog zur bivariaten Regression zu interpretieren. Im multiplen Fall tritt jedoch eine Besonderheit auf. Bei multiplen Regressionsanalysen kann zusätzlich der relative Wirkungsbeitrag der unabhängigen Variablen mit Hilfe von sog. **Beta-Koeffizienten** zum Ausdruck gebracht werden. Beta-Koeffizienten repräsentieren standardisierte Regressionskoeffizienten, welche die in verschiedenen Dimensionen gemessenen unabhängigen Variablen vergleichbar machen. Diese errechnen sich, indem man zunächst den jeweiligen Regressionskoeffizienten mit der Standardabweichung der betreffenden unabhängigen Variablen multipliziert und sodann durch die Standardabweichung der zugehörigen Variablen dividiert. Im Beispiel zeigen diese an, dass der Einfluß des Werbebudgets auf die Absatzmenge um etwa ein Dreifaches größer ist als der des Preises ($= 0,73 / 0,244$).

Zur Gütebeurteilung wird im multiplen Fall auf das sog. **multiple (totale) Bestimmtheitsmaß** zurückgegriffen. Dieses gibt an, inwieweit die abhängige Variable durch die Gesamtheit aller berücksichtigten unabhängigen Variablen bestimmt wird. Dieses beträgt im Beispiel 0,83. Somit hat sich die Erklärungskraft im Vergleich zur bivariaten Regression von 0,54 auf 0,83 erhöht. Die polyinstrumentale Funktion erklärt daher 84 % der Einflüsse auf die Absatzmenge.

In jenen Fällen allerdings, in denen Prädiktorvariablen untereinander korrelieren, können die Regressionskoeffizienten erheblichen Verzerrungseffekten unterliegen, d.h. ihr Erklärungsbeitrag wird zu hoch ausgewiesen. Um diesem, auch als **Multikollinearität** bezeichneten Problem entgegenzutreten, ist eine weiterführende Kollinearitätsdiagnose geboten. Wenn beispielsweise zwischen zwei Prädiktorvariablen eine ausgeprägte Korrelation vorliegt, so bedeutet dies, dass beide



Variablen eine weitgehend identische Information zur Beschreibung der Kriteriumsvariablen aufweisen. In solchen Fällen kann es zweckmäßig sein, (1) eine der betroffenen Variablen aus dem Regressionsmodell auszuschließen, (2) aus den korrelierenden Variablen eine zusammenfassende Indexvariable zu konstruieren, (3) ein alternatives Verfahren der Merkmalsselektion anzuwenden (z.B. Wechsel von der Einschlußmethode zur schrittweise Regression) oder (4) mittels einer vorgeschalteten Faktorenanalyse unabhängige Faktoren zu erzeugen, welche anschließend als unabhängige Variablen in das Regressionsmodell einfließen.

3.1.3. Empirische Fallbeispiele

Der Aussagegehalt regressionsanalytischer Ansätze für Fragestellungen des Marketing soll nunmehr anhand zweier ausgewählter empirischer Beispiele verdeutlicht werden:

(1) Multiple Kundenzufriedenheitsregression: Die Kundenzufriedenheit bildet eine zentrale Schlüsselgröße des betrieblichen Markterfolgs. So wurde in zahlreichen empirischen Studien nachgewiesen, dass zufriedene Kunden sich markenloyal verhalten, überdurchschnittlich viele Wieder- und Zusatzkäufe tätigen, über eine vergleichsweise hohe Preisbereitschaft verfügen und somit das Gewinnpotential von Unternehmen nachhaltig steigern können (vgl. Müller/Riesenbeck 1991). Umgekehrt besteht für Unternehmen die Gefahr, dass unzufriedene Kunden abwandern und/oder durch eine negative Mund-zu-Mund-Propaganda eine Marktanteils- und Gewinnerosion auslösen. Dem-entsprechend gehört die regelmäßige Messung und Auswertung des Zufriedenheitsgrades des Kundenstammes zu den bedeutsamsten Aufgabenfeldern der betrieblichen Marketingforschung.

Die Grundmethodik einer Kundenzufriedenheitsanalyse kann anhand einer multivariaten **Zufriedenheitsmessung eines Reiseveranstalters** beleuchtet werden (vgl. zum Meß- und Auswertungsinstrumentarium der angewandten Zufriedenheitsforschung auch Müller 1996). Dem Verfasser war hierbei die Aufgabe gestellt, auf der Grundlage einer geschichteten Zufallsstichprobe von $n = 4888$ Privatreisenden (Grundgesamtheit $N = 29.700$ Reisende) u.a. zu untersuchen, wie stark die Zufriedenheit mit dreizehn einzelnen Leistungselementen einer Pauschalreise (z.B. Buchungsabwicklung, Kompetenz der Reisebüromitarbeiter) die Gesamtzufriedenheit der Reisekunden beeinflusst. Die Erfassung der Zufriedenheitsurteile erfolgte im Rahmen einer standardisierten Telefonbefragung und auf Basis einer fünfstufigen (metrischen) Ratingskala, die den Wertebereich von 1 = sehr zufrieden bis 5 = sehr unzufrieden umfasste. Die Auswertung der Kundenzufriedenheitsdaten vollzog sich im Rahmen einer multiplen, linearen Regressionsanalyse, bei der die Teilzufriedenheiten als unabhängige Variablen und die Gesamtzufriedenheit als abhängige Variable modelliert wurden. Das Ergebnis der mit dem statistischen Software-Paket SPSS durchgeführten Regression ist in Tabelle 3 angeführt:



| Zufriedenheit mit einzelnen Reiseelementen | Regressionskoeffizient | Beta-Koeffizient | Signifikanz |
|--|------------------------|------------------|-------------|
| zuverlässige, termingerechte Reisebuchungsabwicklung | 0,16 | 0,15 | 0,00 |
| gleichbleibender vertrauter Ansprechpartner | 0,08 | 0,11 | 0,00 |
| persönliche Beratung hinsichtlich individueller Reisewünsche | 0,05 | 0,07 | 0,00 |
| äußeres Erscheinungsbild des TUI UrlaubCenters | 0,08 | 0,09 | 0,00 |
| persönliche Urlaubsempfehlungen der Reisebüromitarbeiter | 0,07 | 0,11 | 0,00 |
| hohe fachliche Kompetenz der Reisebüromitarbeiter | 0,17 | 0,20 | 0,00 |
| verständliche Reisedokumente (z.B. Reisebestätigungen) | 0,04 | 0,05 | 0,00 |
| freundliches und höfliches Auftreten der Reisebüromitarbeiter | 0,14 | 0,13 | 0,00 |
| umfangreiche Auswahl an Reiseserviceleistungen (Flug, Bahn etc.) | 0,06 | 0,07 | 0,00 |
| Auskunftsbereitschaft am Telefon | 0,07 | 0,08 | 0,00 |
| Auswahl an Reiseveranstaltern | 0,03 | 0,03 | 0,02 |
| Konstante (0,07) | | | 0,01 |

Tabelle 3: Multiple Regressionskoeffizienten einer Zufriedenheitsanalyse von privaten Reisekunden (n = 4888) mit der abhängigen Variable Gesamtzufriedenheit

- Die **partiellen Regressionskoeffizienten** (B) geben Auskunft darüber, welchen absoluten Einfluss eine unabhängige Variable auf die abhängige Variable ausübt, wenn alle übrigen unabhängigen Variablen konstant gehalten werden. Diese bilden somit ein Maß dafür, welche absolute Änderung der abhängigen Variable durch eine Veränderung der unabhängigen Variable um eine Einheit zu erwarten ist. Hiernach gilt für den Fall des betrachteten Reiseveranstalters, dass beispielsweise eine Erhöhung der Kundenzufriedenheit mit der „Reisebuchungsabwicklung“ um eine (Ratingskalen-) Einheit zu einer Steigerung der Gesamtzufriedenheit um 0,16 (Rating-) Einheiten führt.
- Um die unterschiedlichen Wirkungsstärken der verschiedenen unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable miteinander vergleichen zu können, müssen diese standardisiert werden. Hieraus erhält man die sog. Beta-Koeffizienten, deren Werte im Gegensatz zu den partiellen Regressionskoeffizienten nicht von der Variablenskalisierung abhängen und deren Vorzeichen ohne Bedeutung sind. Der Tabelle 3 kann entnommen werden, dass die „fachliche Kompetenz der Reisemitarbeiter“ einerseits den stärksten Wirkungseinfluss auf die Gesamtzufriedenheit von Reisekunden ausübt und diese andererseits doppelt so groß ist wie der Wirkungsbeitrag des Produktelementes „Auskunftsbereitschaft am Telefon“. Demzufolge besitzen Personalentwicklungsmaßnahmen, die zur Verbesserung der fachlichen und sozialen Kompetenz von Mitarbeitern verhelfen, einen exponierten Stellenwert im Rahmen des Kundenbindungsmanagements des betreffenden Reiseveranstalters.



- Einen Aufschluss über die statistische Erklärungsgüte der Regressionsanalyse vermitteln u.a. zwei Kriterien: Zum einen dokumentiert das sog. **Bestimmtheitsmaß**, das im vorliegenden Fall den Wert 0,70 aufweist, dass 70% der Streuung der Gesamtzufriedenheit durch die unabhängigen Variablen erklärt werden können. Zum anderen ist eine **Signifikanzprüfung** mit Hilfe von t-Tests hilfreich, bei der für jeden Regressionsparameter die Nullhypothese getestet wird, dass dieser in der Grundgesamtheit gleich Null ist bzw. keinen signifikanten Einfluss auf die abhängige Variable ausübt. Diese erbringt im vorliegenden Beispiel den Befund, dass nicht sämtliche dreizehn Produktmerkmale, sondern lediglich elf Leistungselemente des Reiseproduktes einen jeweils signifikanten Einfluss auf die Gesamtzufriedenheit besitzen (Anmerkung: die Signifikanzwerte der Tabelle 3 zeigen das kleinste Signifikanzniveau an, bei dem der jeweiligen Parameter gerade noch signifikant ist).

(2) **Nichtlineare, multiple Marktprognose:** Wie bereits mehrfach erwähnt, können Regressionsanalysen auch zur Analyse und Prognose von quantitativen Marktentwicklungen eingesetzt werden. Dies gilt insbesondere für die Ermittlung langfristiger Trendprognosen. Ein exemplarisches Beispiel hierzu veranschaulicht die nachstehende Tabelle 4. Die Aufgabenstellung bestand hierbei darin, auf der Grundlage historischer Daten eines 18-jährigen Zeitraumes ein Prognosemodell für die Automobilnachfrage in Nordamerika zu spezifizieren. Als relevante Determinanten bzw. Indikatoren der Nachfrage wurden in einer Vorstudie das durchschnittliche Verkaufspreisniveau, das durchschnittliche Haushalts-Netteinkommen sowie die durchschnittliche Höhe der Kreditzinsen herausgearbeitet. Die modellhafte Verknüpfung der Nachfrageindikatoren mit der abhängigen Variablen "Automobil-absatz" erfolgte in Form einer multiplikativen Funktion. Der Datensatz wurde daher zunächst logarithmiert und anschließend einer multiplen, linearen Regression unterzogen (Bestimmtheitsmaß: 0,73). Die Analyse brachte u.a. zum Vorschein, dass die Automobilnachfrage in erster Linie durch den Verkaufspreis und das Haushaltseinkommen bestimmt wird, während die Höhe der Kreditzinsen von vergleichsweise untergeordneter Bedeutung ist. Ferner verweisen die Exponenten der Funktion, welche die jeweiligen Nachfrageelastizitäten anzeigen, darauf, dass die Einkommenselastizität mit einem Wert von 2,183 vergleichsweise hoch ist.



| Indikatorprognose | | | | | | |
|--|-------------|-------------------------------------|----------------|-------------------------------|--------|-------------|
| □ Beispiel: US-Automobilnachfrage | | | | | | |
| (4) Lineare Regression mit logarithmierten Werten: | | | | | | |
| Regressionsparameter ^a | | | | | | |
| Modell | | Nicht standardisierte Koeffizienten | | Standardisierte Koeffizienten | T | Signifikanz |
| | | B | Standardfehler | Beta | | |
| 1 | (Konstante) | 5,553 | 3,373 | | 1,646 | ,122 |
| | LNPREIS | -1,184 | ,362 | -2,172 | -3,273 | ,006 |
| | LNEINK | 2,183 | ,658 | 2,058 | 3,315 | ,005 |
| | LNZINSEN | -,191 | ,081 | -,439 | -2,350 | ,034 |

Bestimmtheitsmaß: 0,73; Standardfehler der Schätzung: 8 %
a. Abhängige Variable: LNABSATZ

- ✓ $\text{LN (Absatz)} = \text{LN (a)} + \text{b} * \text{LN (Preis)} + \text{c} * \text{LN (Einkommen)} + \text{d} * \text{LN (Zinsen)}$
- ✓ $\text{LN (Absatz)} = 5,553 - 1,184 * \text{LN (Preis)} + 2,183 * \text{LN (Einkommen)} - 0,191 * \text{LN (Zinsen)}$
- ✓ $\text{Absatz} = 257,881 * (\text{Preis})^{-1,184} * (\text{Einkommen})^{2,183} * (\text{Zinsen})^{-0,191}$
- ✓ (konstante) Elastizitäten der Nachfrage:
 - ❖ Preiselastizität: - 1,184
 - ❖ Einkommenselastizität: 2,183
 - ❖ Zinselastizität: -0,191

Tabelle 4: Prognose der US-Automobilnachfrage im Wege einer multiplikativen Mehrfachregression

3.2. Varianzanalyse

3.2.1. Problemstellung

Gegenstand der Varianzanalyse bildet die Analyse von Abhängigkeiten zwischen einer (oder mehreren) metrisch skalierten abhängigen Variablen und einer (oder mehreren) nominalskalierten unabhängigen Variablen (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 117 ff.; Eckey/Kosfeld/Rengers 2002; S. 91 ff.; Herrmann/Seilheimer 1999; Litz 2000; S. 122 ff.; Malhotra 1999, S. 488 ff.; Müller 1998; Müller 2004c; Rudolf/Müller 2004; S. 77 ff.). Im Kontext der Varianzanalyse werden die erklärenden unabhängigen Variablen allgemein als Faktoren, ihre Ausprägungen hingegen als Faktorstufen bezeichnet.

Das **varianzanalytische Grundprinzip** besteht in der Beantwortung der Frage, ob zwischen verschiedenen Faktorgruppen der abhängigen Variablen nicht-zufällige, d.h. signifikante Mittelwertunterschiede vorliegen, die auf den Einfluss der Stufen der unabhängigen Variablen zurückzuführen sind. Hierbei erfolgt die Einteilung der Faktorgruppen nach den Faktorstufen, d.h. nach den Ausprägungen der (nominalskalierten) unabhängigen Variablen. Die Signifikanzprüfung der Gruppenmittelwerte wird in der Varianzanalyse auf der Grundlage eines F-Testes vorgenommen. Im Vergleich zur zuvor beschriebenen Regressionsanalyse sind zwei Unterschiede anzuführen: Zum einen unterliegt die Varianzanalyse im Gegensatz zur Regressionsanalyse einer gruppenbezogenen Betrachtungsweise. Ein weiterer Unterschied der beiden genannten Verfahren liegt darin, dass im Rahmen der



Varianzanalyse auch die gleichzeitige Analyse mehrerer abhängiger Variablen möglich ist.

Die zahlreichen Verfahrensansätze der Varianzanalyse lassen sich u.a. nach einerseits der Zahl der unabhängigen Variablen sowie andererseits der Zahl der abhängigen Variablen in **vier Grundtypen** unterteilen (vgl. Abbildung 12). Nach dem zuerst genannten Kriterium kann in einfaktorielle (einfache) und mehrfaktorielle (mehrfache) Varianzanalyse unterschieden werden. Demgegenüber führt die Differenzierung nach der Zahl abhängiger Variablen zur univariaten und multivariaten Varianzanalyse.

Das **Hauptinsatzfeld** varianzanalytischer Verfahren erstreckt sich im Marketing auf die Hypothesenüberprüfung im Rahmen von Marktreaktionsanalysen (vgl. hierzu die beispielhaften Fragestellungen in der Abbildung 12), wobei die empirische Datengewinnung mittels Experimenten, Befragungen oder Beobachtungen erfolgen kann.

| | | | | |
|----------------------|--|---|--|--|
| □ Grundtypen: | | Zahl der unabhängigen Variablen (Faktoren) | | |
| | | = 1 | > 1 | |
| | Zahl der abhängigen Variablen | = 1 | (1) einfaktorielle, univariate Varianzanalyse | (2) mehrfaktorielle, univariate Varianzanalyse |
| | > 1 | (3) einfaktorielle, multivariate Varianzanalyse | (4) mehrfaktorielle, multivariate Varianzanalyse | multivariate Varianzanalyse |
| □ Beispiele: | <ul style="list-style-type: none">➤ Feld (1): Einfluss unterschiedlicher Werbespots auf die Absatzmenge➤ Feld (2): Einfluss unterschiedlicher Werbespots und Packungsgrößen auf die Absatzmenge➤ Feld (3): Einfluss unterschiedlicher Werbespots auf die Absatzmenge und Markenloyalität➤ Feld (4): Einfluss unterschiedlicher Werbespots und Packungsgrößen auf den Umsatz und die Markenloyalität | | | |

Abbildung 12: Grundtypen der Varianzanalyse

3.2.2. Verfahrensablauf

Der varianzanalytische **Untersuchungsprozess** vollzieht sich in drei Teilschritten (vgl. Abbildung 13).



Abbildung 13: Verfahrensablauf der Varianzanalyse

Beschränkt man die nachstehenden Überlegungen aus Vereinfachungsgründen auf die Verfahrensgrundlagen der einfaktoriellem Varianzanalyse, so sind vier methodische Aspekte von grundsätzlicher Bedeutung:

(2) Modellspezifikation: Geht man von einer metrisch skalierten abhängigen Variable Y und einer nominalskalierten unabhängigen Variable x mit G Faktorstufen bzw. Gruppen ($g = 1, \dots, G$) aus, so stellt sich das Modell der einfaktoriellem Varianzanalyse formal wie folgt dar:

$$Y_{gk} = \mu + \alpha_g + e_{gk} .$$

Hierbei kennzeichnet Y_{gk} den Beobachtungswert k in der Gruppe g . Der Mittelwert der abhängigen Variablen Y in der Grundgesamtheit wird mit μ symbolisiert, wobei als Schätzwert für μ der Gesamtmittelwert der Stichprobe herangezogen wird. α_g bezeichnet den Einfluß der Stufe g des Faktors x auf die abhängige Variable Y . Für die abhängige Variable wird für jede Faktorstufe bzw. Gruppe ein Mittelwert Y_g ermittelt, so dass sich α_g aus der Differenz von Gruppenmittelwert Y_g und dem Gesamtmittelwert der Stichprobe errechnet. Die Residualgröße e_{gk} verkörpert hingegen alle exogenen (d.h. im Modell nicht berücksichtigten) Einflüsse auf die abhängige Variable.

Zur Verdeutlichung der Gedankengänge soll ein anschauliches (fiktives) **Beispiel** dienen: Ein Unternehmen möchte den Erfolg von Werbespots testen. Hierzu werden 24 zufällig ausgewählte Konsumenten in drei Gruppen aufgeteilt. Die erste Gruppe wird dem Spot₁, die zweite Gruppe dem Spot₂ ausgesetzt. Die dritte Gruppe hingegen wird mit keinem Werbespot konfrontiert, sondern dient als Kontrollgruppe. Nach



dem Schalten der Spots wird im Rahmen eines Laborexperimentes die Absatzmenge des beworbenen Produktes in den drei Gruppen erfasst (vgl. Teil I in Abbildung 14). Ein Vergleich der Gruppenmittelwerte legt offen, dass die durchschnittlichen Absatzmengen in den beiden Testgruppen 1 und 2 deutlich größer ist als der Mittelwert der Kontrollgruppe 3. Offensichtlich bestehen größere Unterschiede zwischen den Gruppenmittelwerten, die - sofern im Experiment keine Störgrößen wirksam geworden sind – allein die Art des Werbekontaktes zurückzuführen sind. Als **varianzanalytischer Grundgedanke** lässt sich nun die Aussage treffen, dass die Unterschiede zwischen den Gruppenmittelwerten aus dem systematischen, d.h. nicht-zufälligen Einfluß der Faktorstufen unabhängiger Variablen resultieren, während die Abweichung eines einzelnen Beobachtungswertes der abhängigen Variablen vom betreffenden Gruppenmittelwert – z.B. die Abweichung der Absatzmenge der Testperson 1 in Gruppe 1 in Höhe von -5,5 Einheiten (= 8 – 13,5) - als Zufallseffekt aufzufassen ist.

Demzufolge wird in der **Nullhypothese (H_0)** angenommen, dass die unabhängige Variable keinen Einfluß auf die abhängige Variable besitzt und somit alle Mittelwerte der Faktorstufen (Gruppen) gleich sind. Demgegenüber besagt die **Alternativhypothese (H_1)**, dass sich mindestens einer der Gruppenmittelwerte signifikant von den anderen unterscheidet und somit von einem nicht-zufälligen Einfluß der unabhängigen Variable auf die abhängige Variable ausgegangen werden kann.

| I. Streuung innerhalb der Gruppen | | | | | | |
|---|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|--|
| Absatz Gruppe 1 Y_{i1} | Absatz Gruppe 2 Y_{i2} | Absatz Gruppe 3 Y_{i3} | $(Y_{i1} - Y_{g1})^2$ | $(Y_{i2} - Y_{g2})^2$ | $(Y_{i3} - Y_{g3})^2$ | |
| 8 | 23 | 3 | 30,25 | 37,52 | 15,02 | |
| 12 | 16 | 8 | 2,25 | 0,77 | 1,27 | |
| 13 | 20 | 7 | 0,25 | 9,77 | 0,02 | |
| 10 | 19 | 5 | 12,25 | 4,52 | 3,52 | |
| 19 | 18 | 6 | 30,25 | 1,27 | 0,77 | |
| 12 | 12 | 10 | 2,25 | 23,77 | 9,77 | |
| 16 | 13 | 12 | 6,25 | 15,02 | 26,27 | |
| 18 | 14 | 4 | 20,25 | 8,27 | 8,27 | |
| Gruppenmittelwert Y_{gj} | 13,5 | 16,875 | 6,875 | | | |
| | | Summe | 104 | 100,88 | 64,88 | |
| Streuung innerhalb der Gruppen (SQ_F) | | | | $SQ_F =$ | 269,76 | |

| II. Gesamtstreuung | | | | | | |
|-------------------------------|----------|----------|--------------------|--------------------|--------------------|--|
| Y_{i1} | Y_{i2} | Y_{i3} | $(Y_{i1} - Y^*)^2$ | $(Y_{i2} - Y^*)^2$ | $(Y_{i3} - Y^*)^2$ | |
| 8 | 23 | 3 | 19,54 | 111,94 | 88,74 | |
| 12 | 16 | 8 | 0,18 | 12,82 | 19,54 | |
| 13 | 20 | 7 | 0,34 | 57,46 | 29,38 | |
| 10 | 19 | 5 | 5,86 | 43,30 | 55,06 | |
| 19 | 18 | 6 | 43,30 | 31,14 | 41,22 | |
| 12 | 12 | 10 | 0,18 | 0,18 | 5,86 | |
| 16 | 13 | 12 | 12,82 | 0,34 | 0,18 | |
| 18 | 14 | 4 | 31,14 | 2,50 | 70,90 | |
| Gesamtmittelwert Y^* | 12,42 | 12,42 | 12,42 | | | |
| | | Summe | 113,33 | 259,65 | 310,85 | |
| Gesamtstreuung (SQ_G) | | | | $SQ_G =$ | 683,83 | |
| Streuung innerhalb (SQ_F) | | | | $SQ_F =$ | 269,76 | |
| Streuung zwischen (SQ_Z) | | | | $SQ_Z =$ | 414,07 | |

| III. Varianztafel | | | | | | |
|-----------------------------------|--------------------|---------------------|----------------------------|---------------|--------|-------------------|
| ANOVA | | | | | | |
| Streuungsursache | Quadratsummen (SS) | Freiheitsgrade (df) | Mittlere Quadratsumme (MS) | Prüfgröße (F) | P-Wert | kritischer F-Wert |
| Unterschiede zwischen den Gruppen | 414,08 | 2 | 207,04 | 16,12 | 0,000 | 3,47 |
| Innerhalb der Gruppen | 269,75 | 21 | 12,85 | | | |
| Gesamt | 683,83 | 23 | | | | |

Abbildung 14: Beispiel zur varianzanalytischen Marktreaktionsanalyse



(2) Zerlegung der Streuung: Die weiterführenden Analyseschritte gründen auf der Überlegung, dass sich die Gesamtstreuung der betrachteten Variablen in der Stichprobe in zwei additive Komponenten aufteilen lässt. Die Gesamtstreuung (SQ_G) errechnet sich dabei als Summe der quadrierten Abweichungen der Stichprobenwerte vom Gesamtmittelwert und kann in einen unerklärten und einen erklärten Teil zerlegt werden. Der unerklärte Teil der Gesamtstreuung, welcher auf den Zufallseffekt der vom Modell nicht erfaßten Einflüsse zurückzuführen ist, wird durch die „**Streuung innerhalb der Gruppen (SQ_F)**“ zum Ausdruck gebracht. Diese berechnet sich aus der Summe der quadrierten Abweichungen der Stichprobenwerte von ihrem zugehörigen Gruppenmittelwert welche im Beispiel 269,76 beträgt (vgl. Teil I in Abbildung 14)

Demgegenüber wird der erklärte Teil der Gesamtstreuung, welcher den systematischen Einfluß der Faktorstufen anzeigt, durch die „**Streuung zwischen den Gruppen (SQ_Z)**“ erfasst. Diese errechnet sich aus der Summe der quadrierten Abweichungen zwischen den Gruppenmittelwerten und dem Gesamtmittelwert. Im Beispiel beträgt die erklärte Streuung $SQ_Z = 414,07$, welche sich in Teil II der Abbildung 14 vereinfacht aus der Differenz zwischen der Gesamtstreuung ($SQ_G = 683,83$) und der Streuung innerhalb der Gruppen ($SQ_F = 269,76$) ermitteln lässt.

Aus einem Vergleich der beiden Streuungskomponenten lassen sich nunmehr Rückschlüsse auf die vermutete Wirkung der unabhängigen Variable ziehen. Ist beispielsweise der Streuung innerhalb der Gruppen sehr gering, während zugleich eine große Streuung zwischen den Gruppen vorliegt, so ist es sehr wahrscheinlich, dass die gruppenspezifischen Mittelwertunterschiede nicht zufälliger Natur sind, sondern aus dem systematischen bzw. signifikanten Einfluß der Faktorstufen resultieren.

(3) Ermittlung des empirischen F-Wertes: Zur statistischen Überprüfung der Mittelwertunterschiede wird in der Varianzanalyse ein sog. empirischer F-Wert berechnet und einem theoretischen F-Wert gegenübergestellt. Die zur Ermittlung des empirischen F-Wertes erforderlichen Rechenschritte werden gewöhnlich in Form einer sog. Varianztafel dargestellt (vgl. Teil III in Abbildung 14). Der empirische F-Wert errechnet sich aus dem Verhältnis der erklärten Varianz zur unerklärten Varianz. Je größer das Verhältnis beider Varianzgrößen ist, desto größer ist der Wirkungseinfluss der unabhängigen Variablen und desto eher wird man zur Ablehnung der Nullhypothese tendieren. Zur Bestimmung der Varianzen werden die beiden Streuungswerte jeweils anhand von Freiheitsgraden normiert, d.h. indem man die $k-1$ -Freiheitsgrade für die SQ_Z und $N-k$ -Freiheitsgrade für die SQ_F berücksichtigt. Hierbei bezeichnet k die Anzahl der Gruppen und N die Anzahl der Fälle. Demzufolge dividiert man erstens die Streuung zwischen den Gruppen ($SQ_Z = 414,07$) durch die Anzahl der Freiheitsgrade ($2 = 3$ Faktorstufen minus 1) und erhält im Beispiel eine Varianz in Höhe von 207,04. Analog errechnet sich zweitens die Varianz innerhalb der Gruppen unter Berücksichtigung von 21 Freiheitsgraden ($= 24$ Beobachtungswerte minus 3 Gruppen), welche 12,85 ($= 269,76 / 21$) beträgt. Schließlich erhält man aus dem Verhältnis beider Varianzgrößen einen empirischen F-Wert in Höhe von 16,12 ($= 207,04 / 12,85$).



(4) Signifikanztest: Im Rahmen der varianzanalytischen Signifikanzüberprüfung wird der empirische F-Wert mit einem sog. theoretischen (kritischen) F-Wert verglichen. Der kritische F-Wert ist unter der Vorgabe einer vom Anwender festgelegten Irrtumswahrscheinlichkeit und unter Berücksichtigung der Freiheitsgrade aus der theoretischen F-Verteilung bestimmbar. Hiernach gilt für die Testentscheidung: wenn der empirische F-Wert größer (kleiner) als der theoretische F-Wert ist, so ist die Nullhypothese zurückzuweisen (anzunehmen) und somit von einem signifikanten (nicht-signifikanten) Einfluß der unabhängigen Variable auszugehen. In unserem Beispiel soll die Irrtumswahrscheinlichkeit 5% betragen; aus der F-Verteilung erhalten wir bei (s-1)-Freiheitsgrade im Zähler sowie (n * s – s)-Freiheitsgraden im Nenner, einen theoretischen (kritischen) F_{th} -Wert von 3,47 (vgl. Bley Müller/Gehlert 1996, S. 136). Demzufolge gilt: $F_{emp}(16,12) > F_{th}(3,47)$, so dass die Alternativhypothese angenommen werden kann. Werbespots haben demnach einen signifikanten Einfluß auf die Absatzmenge. Diese Befunde erhält man auch im Zuge einer einfaktoriellen Varianzanalyse mit Hilfe von Excel (vgl. Teil III in Abbildung 14).

3.2.3. Empirische Fallbeispiele

Das Einsatzpotential varianzanalytischer Untersuchungen soll nun anhand zweier Beispiele aus der Marketingpraxis illustriert werden:

(1) “Signifikanzprüfung strategischer Wettbewerbergruppen”: Im Rahmen einer umfassenden Analyse zu den Zukunftsperspektiven des regionalen Großhandels im Kammerbezirk Dortmund war dem Verfasser u.a. die Aufgabe gestellt, mit Hilfe des Meßinstrumentariums der sog. strategischen Erfolgsfaktorenforschung strategische Wettbewerbergruppen zu identifizieren, voneinander abzugrenzen und die branchenspezifischen Erfolgsfaktoren des Marktengagements herauszuschälen. Als strategische Wettbewerbergruppe bezeichnet man allgemein eine Teilmenge von Unternehmen einer Branche, die ähnliche Unternehmensstrategien verfolgen (vgl. Müller 1997). Die Abgrenzung und Beschreibung von Wettbewerbergruppen wurde mittels im Wege einer Clusteranalyse (vgl. Kapitel 4) vorgenommen, bei welcher die verschiedenen strategischen Unternehmensziele von Großhandelsbetrieben als Gruppierungskriterien dienten (vgl. Abbildung 15).

Das Ziel der hieran anschließenden, einfaktoriellen Varianzanalysen bestand darin zu untersuchen, ob sich die beiden ermittelten Wettbewerbergruppen, d.h. die Gruppe der Wettbewerbsführer und der Wettbewerbsfolger hinsichtlich der relevanten Unternehmensziele signifikant voneinander unterscheiden oder ob die Gruppenbildung das Resultat zufälliger Einflüsse darstellt. Die varianzanalytische Untersuchungs-methodik erbrachte das Ergebnis, dass sich die beiden Wettbewerbergruppen bezüglich sämtlicher Unternehmensziele in hoch signifikanter Weise (Irrtumswahrscheinlichkeit = 1%) voneinander unterscheiden (vgl. Tabelle 5). Bereits an dieser Stelle sei angemerkt, dass diese Befunde durch eine diskriminanzanalytische Untersuchung untermauert werden (vgl. Kapitel 4).

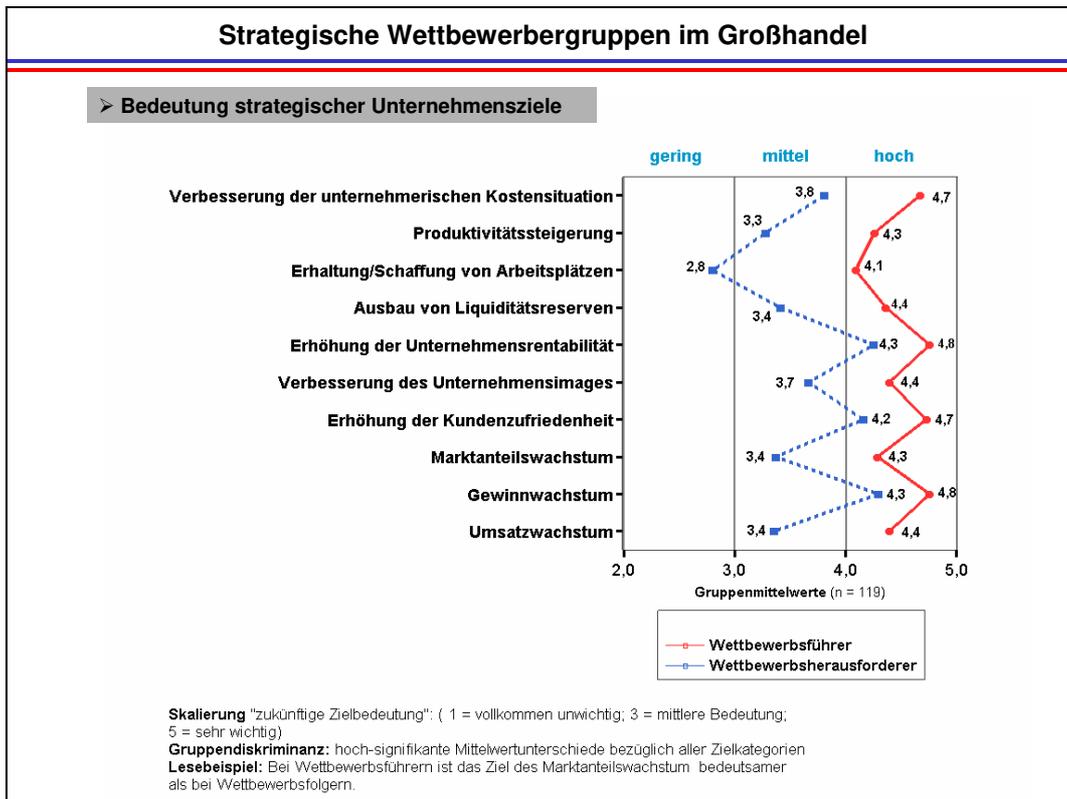


Abbildung 15: Abgrenzung von Wettbewerbergruppen im regionalen Großhandel

| Signifikanzprüfung: Zielunterschiede von strategischen Wettbewerbergruppen im Großhandel | | | | | | |
|--|-----------------------|--------------|-----|---------------------|--------|-------------|
| | | Quadratsumme | df | Mittel der Quadrate | F | Signifikanz |
| Umsatzwachstum | Zwischen den Gruppen | 31,177 | 1 | 31,177 | 53,191 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 67,405 | 115 | ,586 | | |
| | Gesamt | 98,581 | 116 | | | |
| Gewinnwachstum | Zwischen den Gruppen | 6,179 | 1 | 6,179 | 15,214 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 46,709 | 115 | ,406 | | |
| | Gesamt | 52,889 | 116 | | | |
| Marktanteilswachstum | Zwischen den Gruppen | 24,104 | 1 | 24,104 | 35,789 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 77,452 | 115 | ,673 | | |
| | Gesamt | 101,556 | 116 | | | |
| Erhöhung der Kundenzufriedenheit | Zwischen den Gruppen | 9,361 | 1 | 9,361 | 20,767 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 51,836 | 115 | ,451 | | |
| | Gesamt | 61,197 | 116 | | | |
| Verbesserung des Unternehmensimages | Zwischen den Gruppen | 15,217 | 1 | 15,217 | 26,083 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 67,091 | 115 | ,583 | | |
| | Gesamt | 82,308 | 116 | | | |
| Erhöhung der Unternehmensrentabilität | Zwischen den Gruppen | 7,269 | 1 | 7,269 | 19,996 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 41,807 | 115 | ,364 | | |
| | Gesamt | 49,077 | 116 | | | |
| Ausbau von Liquiditätsreserven | Zwischen den Gruppen | 26,067 | 1 | 26,067 | 39,638 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 75,626 | 115 | ,658 | | |
| | Gesamt | 101,692 | 116 | | | |
| Erhaltung/Schaffung von Arbeitsplätzen | Zwischen den Gruppen | 47,652 | 1 | 47,652 | 64,097 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 85,494 | 115 | ,743 | | |
| | Gesamt | 133,145 | 116 | | | |
| Produktivitätssteigerung | Zwischen den Gruppen | 27,803 | 1 | 27,803 | 36,015 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 88,778 | 115 | ,772 | | |
| | Gesamt | 116,581 | 116 | | | |
| Verbesserung der unternehmerischen Kostensituation | Zwischen den Gruppen | 21,414 | 1 | 21,414 | 48,566 | ,000 |
| | Innerhalb der Gruppen | 50,706 | 115 | ,441 | | |
| | Gesamt | 72,120 | 116 | | | |

Basis: einfaktorielle Varianzanalysen (n = 116)



Tabelle 5: Signifikanz von Gruppenmittelwerten strategischer Wettbewerbergruppen

(2) „Zweifaktorielle Marktreaktionsanalyse“: Im Rahmen einer Marktreaktionsanalyse war u.a. der Frage nachzugehen, ob zwei alternative Couponkonzepte sowie zwei alternative Werbekonzepte einen Einfluß auf die Absatzmenge einer Zeitschrift ausüben. Zur Beantwortung dieser Fragestellung wurde eine zweifaktorielle Varianzanalyse durchgeführt, bei welcher neben den Haupteffekten der unabhängigen Variablen auch die Wechselwirkungen zwischen beiden Faktoren betrachtet wurden (vgl. Tabelle 6). Die Befunde legen offen, dass sowohl Coupons als auch Werbung einen jeweils signifikanten Einfluß auf die Absatzmenge besitzen. Ferner ist ein signifikanter Interaktionseffekt festzustellen, der aus dem gemeinsamen Einsatz beider Kommunikationsinstrumente resultiert. Der zusätzlich ermittelte Eta-Koeffizient in Höhe von 084 zeigt die Stärke des Einflusses der beiden betrachteten Variablen auf die Absatzmenge an: 84% der Streuung der Absatzmenge werden durch den Einsatz von Coupon- und Werbekonzepten erklärt.

| Tests of Between-Subjects Effects | | | | | | |
|---|-------------------------|----|-------------|--------|------|----------------------------------|
| Dependent Variable: Absatzmenge (Kästen/Tag nach Couponeinsatz) | | | | | | |
| Source | Type III Sum of Squares | df | Mean Square | F | Sig. | Partial Eta Squared ^e |
| Corrected Model | 195,667 ^a | 5 | 39,133 | 6,346 | ,022 | ,841 |
| Intercept | 1925,333 | 1 | 1925,333 | 312,22 | ,000 | ,981 |
| coupon^b | 98,667 | 2 | 49,333 | 8,000 | ,020 | ,727 |
| mediakon^c | 96,333 | 1 | 96,333 | 15,622 | ,008 | ,722 |
| coupon * mediakon^d | ,667 | 2 | ,333 | ,054 | ,948 | ,018 |
| Error | 37,000 | 6 | 6,167 | | | |
| Total | 2158,000 | 12 | | | | |
| Corrected Total | 232,667 | 11 | | | | |

a. R Squared = ,841 (Adjusted R Squared = ,708)

b. Faktor "Couponkonzept" besitzt einen signifikanten Absatzeinfluss"

c. Faktor "Mediakonzept" besitzt einen signifikanten Absatzeinfluss"

d. Interaktionseffekt: kein wechselseitig signifikanter Absatzeinfluss von Coupon - und Mediakonzept

e. Partielles Eta-Quadrat: 84% erklärte Gesamtvarianz

Tabelle 6: Ergebnis einer zweifaktoriellen Varianzanalyse zur Wirkung alternativer Coupon- und Werbekonzepte auf die Absatzmenge einer Zeitschrift

3.3. Conjoint Measurement

3.3.1. Methodische Charakteristika

Das Conjoint Measurement (synonym: Conjoint-Analyse, Verbundmessung) zählt zweifellos zu jenen Verfahren, die in kürzester Zeit eine überaus große Popularität in der Marketingforschung – und praxis erlangt haben. In inhaltlicher Hinsicht ist der Gegenstandsbereich der Conjoint-Analyse vergleichsweise eng gesteckt und auf



Problemstellungen der sog. Präferenzforschung fokussiert. Ausgangspunkt der Conjoint-Analyse bilden individuelle Präferenzurteile von Personen gegenüber Objekten (z.B. Produkten), die das Ausmaß der Vorzieswürdigkeit der betreffenden Alternativen in komplexen Entscheidungssituationen (z.B. dem Kauf eines Computers) zum Ausdruck bringen (vgl. Hammann/ Erichson 2000, S. 374 ff.). Die zu beurteilenden Objekte sind gewöhnlich multiattributiver Natur, d.h. aus einer Vielzahl von Einzeleigenschaften zusammengesetzt (z.B. Prozessor, Arbeitsspeicher, Laufwerk eines Computers). Die Bewertung der einzelnen Objektmerkmale vollzieht sich im Wege eines psychischen Beurteilungsprozesses von Personen und wird dabei zu einem globalen bzw. eindimensionalen Präferenzurteil verknüpft, wie z.B. „die Marke A gefällt mir am besten, Marke B am zweitbesten usw.“ Die Präferenzforschung gründet dabei auf der Annahme, dass die Höhe der Präferenz durch den Nutzen, den eine Alternative stiftet, ausgedrückt wird. Weiterhin wird unterstellt, dass jeder Entscheider die Maximierung des erzielbaren Nutzens anstrebt und sich der Gesamtnutzen einer Alternative aus den einzelnen Teilnutzenwerten der Eigenschaften zusammensetzt Das Präferenzurteil bildet eine zentrale Determinante des individuellen Auswahlverhaltens. Für Markenwahl-entscheidungen von Nachfragern lässt sich beispielsweise die empirisch belegbare These formulieren, dass jene Marke die größte Kaufwahrscheinlichkeit besitzt, welche die größte Präferenz aufweist (vgl. Gutsche 1995, S. 40 ff.; Müller 1997).

Das methodische Konzept der Conjoint-Analyse beinhaltet jedoch keine geschlossene Verfahrensprozedur, sondern ist durch ein breites Spektrum von verschiedenen Ansätzen zur Präferenzmessung und –auswertung gekennzeichnet (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 543 ff.; Büschken 1994; Churchill/Iacobucci 2005, S. 538 ff.; Gustafson/ Herrmann/Huber (2003); Gutsche 1995, Hamann/Erichson 2000; S. 398 ff.; Malhotra 1999, S. 648 ff.; Mengen 1993; Müller 2005d; Raab/Unger/Unger 2004, S. 326 ff.; Schubert 1991; Skiera/Gensert 2002a; Teichert 2000). Mit dem Begriff Conjoint Measurement werden allgemein sog. psychometrische Verfahren beschrieben, die aus empirisch erhobenen globalen Präferenzurteilen gegenüber multiattributiven Objekt-alternativen die Präferenzbeiträge (synonym: Teilnutzenwerte) einzelner Objekt-merkmale ermitteln, um individuelle Auswahlentscheidungen (z.B. Markenwahl) zu erklären bzw. zu prognostizieren.

Die Conjoint-Analyse ist durch vier **Charakteristika** gekennzeichnet:

- ❑ Sie bildet ein **dependenzanalytisches Verfahren**, bei welchem der Einfluss von Objekteigenschaften (= unabhängige Variablen) auf globale Präferenzurteile von Personen (= abhängige Variable) untersucht wird. Hierbei können Präferenzurteile ordinal oder metrisch skaliert sein, während die zur Konstruktion der Bewertungsstimuli herangezogenen Objektmerkmale diskrete Ausprägungen besitzen und somit auf nominalem oder klassiertem (quasi-metrischen) Skalenniveau gemessen werden.
- ❑ Die Conjoint-Analyse lässt sich weiterhin als ein **dekompositionelles Verfahren** charakterisieren. Das Grundprinzip der Conjoint-Analyse besteht darin, dass die empirisch erhobene globale Präferenz für ein komplexes Beurteilungsobjekt in



merkmalspezifische Teilpräferenzbeiträge zerlegt wird. Im Gegensatz zur kompositionellen Objektbewertung, bei der attributspezifische Einzelurteile zu einem Gesamturteil zusammengefasst werden, beschreitet die Conjoint-Analyse den umgekehrten Weg, indem aus den Gesamturteilen retrograd der jeweilige Nutzenbeitrag der einzelnen Eigenschaften bzw. deren Ausprägungen errechnet wird. Hiermit geht ein gewichtiger datentechnischer Vorzug der Conjoint-Analyse einher, der darin besteht, dass ordinalskalierte Präferenzurteile in metrische Teilpräferenzwerte für die einzelnen Merkmalsausprägungen transformiert werden und diese anschließend zu metrischen Gesamtnutzenwerten zusammengefasst werden. Insofern können im Zuge einer Conjoint-Analyse ursprünglich ordinale Präferenzurteile auf ein metrisches Gesamtnutzenurteil angehoben werden.

- Daneben ist der Conjoint-Analyse eine **ganzheitliche Beurteilungsperspektive** immanent. Im Gegensatz zur attributweisen Objektbeurteilung des kompositionellen Ansatzes werden die Probanden im Rahmen einer Conjoint-Analyse dazu veranlasst, vollständige Objekte im Sinne von ganzheitlichen Merkmalsbündeln (Bewertungsstimuli) zu beurteilen. Das individuelle Präferenzurteil resultiert somit aus einem simultanen („conjoint“) Abwägen von positiven und negativen Ausprägungen der verschiedenen Merkmale. Mit dieser realitätsnahen Beurteilungssituation umgeht die Conjoint-Analyse ein gewichtiges Problem des kompositionellen Ansatzes, bei dem die Testpersonen vielfach dazu neigen, tendenziell alle Einzeleigenschaften als sehr wichtig einzustufen bzw. jene Ausprägungen von Attributen zu bevorzugen, die nicht gemeinsam optimiert werden können („höchste Qualität zum niedrigsten Preis“).
- Gewöhnlich wird bei einer Conjoint-Analyse unterstellt, dass sich die Gesamtpräferenz linear-additiv aus den Teilpräferenzbeiträgen zusammensetzt. Hierin kommt der **kompensatorische Charakter** der Conjoint Analyse zum Ausdruck. Geringere Teilnutzenwerte einer Objekteigenschaft (z.B. hoher Verkaufspreis eines Computers) können durch höhere Teilnutzenwerte anderer Eigenschaften (z.B. große Festplattenkapazität, umfangreiches Software-Paket eines Computers) ausgeglichen werden.

3.3.2. Untersuchungsprozeß

Die Conjoint-Analyse stellt im Unterschied zu anderen multivariaten Analyseverfahren kein reines statistisches Schätzverfahren dar, sondern bildet eine integrierte Methode der präferenzorientierten Datenerhebung und –auswertung, deren Einsatz eine Vielzahl von methodischen Teilentscheidungen des Anwenders bedingt (vgl. Abbildung 16). Die nachfolgenden Ausführungen beschränken sich daher auf die Erläuterung methodischer Kernaspekte des Untersuchungsprozesses.

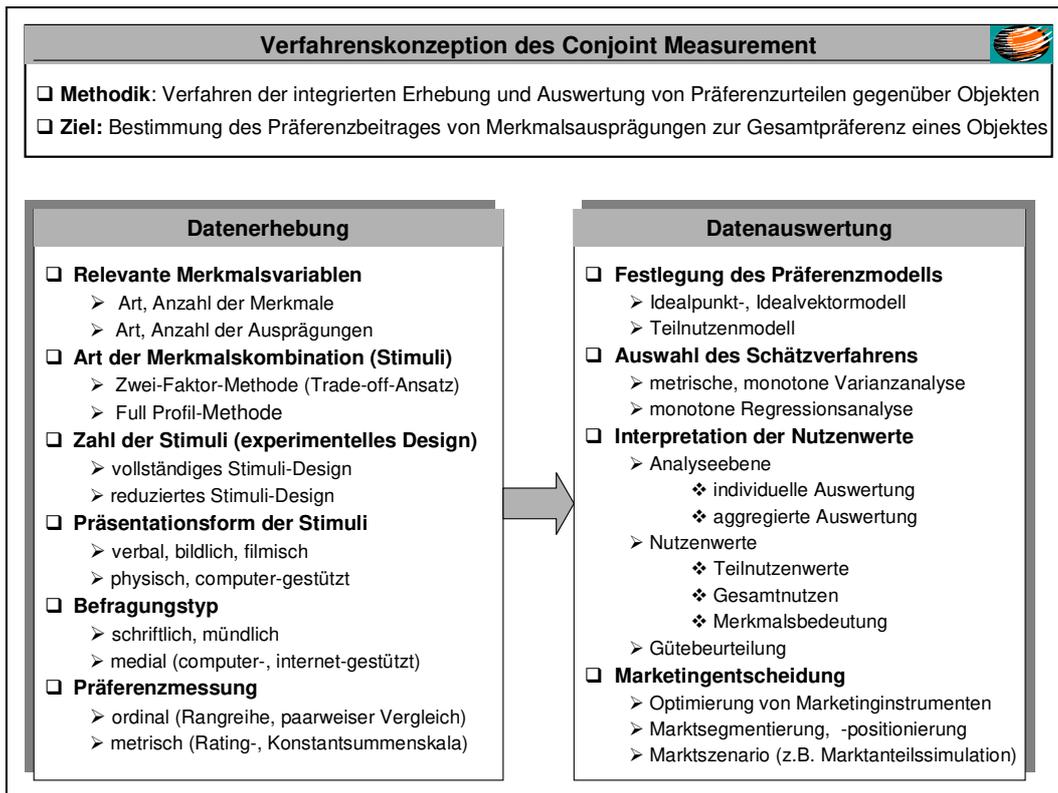


Abbildung 16: Verfahrensablauf der Conjoint-Analyse

(1) Datenerhebung: Die Datenerhebung beinhaltet die Messung globaler Präferenzurteile gegenüber ganzheitlichen Beurteilungsobjekten. Hierbei bildet die Festlegung der **Eigenschaften** und ihrer Merkmalsausprägungen den ersten Erhebungsschritt, der sowohl die Datenqualität beeinflusst als auch die Aussage-trächtigkeit der gewonnenen Analyseergebnisse determiniert. Als Objekte können generell reale, aber auch hypothetische Beurteilungsalternativen (z.B. Konzepte für neue Produkte) in Betracht kommen. Das Spektrum relevanter Objekteigenschaften kann daher physische (z.B. PS-Leistung eines Fahrzeugs), symbolische (z.B. Marke) und/oder ökonomische Objektmerkmale (z.B. Verkaufspreis) umfassen. Im Rahmen von marketingbezogenen Analysen ist darauf zu achten, dass die ausgewählten Objekteigenschaften einerseits für die Kaufentscheidung der Nachfrager bedeutend sind und andererseits mit Hilfe der Marketinginstrumente beeinflussbar sind. Darüber hinaus darf die Anzahl der Merkmale nicht allzu hoch sein (bzw. sollte in der Regel auf 4 bis 6 Merkmale beschränkt bleiben), da andernfalls die Auskunftsfähigkeit der Befragten aufgrund zu vieler Beurteilungsalternativen überfordert wird.

Im zweiten Erhebungsschritt ist das **Stimulidesign** zu konzipieren. Hierbei sind einerseits die Art und andererseits die Anzahl der zu bewertenden Stimuli festzulegen. Entsprechend des dekompositionellen Charakters der Conjoint-Analyse werden bei dieser nicht einzelne Objektmerkmale zur Präferenzbewertung vorgelegt, sondern die Auskunftspersonen werden mit ganzheitlichen Merkmalskombinationen konfrontiert. Die zu bewertenden Objektalternativen konstruiert man dabei durch eine systematische Kombination von diskreten Merkmalsausprägungen der relevanten Eigenschaften. Hierbei lassen sich im wesentlichen zwei Stimulitypen



unterscheiden: Bei der **Zwei-Faktor-Methode** werden die Ausprägungen von jeweils zwei Eigenschaften in sog. Trade-Off-Matrizen miteinander kombiniert. Den Auskunftspersonen stellt sich somit die Aufgabe, jeweils Paare von Merkmalsausprägungen in eine Präferenzrangfolge zu bringen und zwar für alle möglichen Kombinationen der ausgewählten Objektmerkmale. Bei N Eigenschaften können auf diese Weise insgesamt $N(N-1)/2$ getrennte Trade-Off-Matrizen zur Beurteilung herangezogen werden. Demgegenüber werden bei der **Full Profil-Methode** die Stimuli als komplette bzw. vollständige Objektprofile (z.B. Produktprofile) mit jeweils einer Ausprägung aller Merkmale gebildet (vgl. hierzu auch das Beispiel in Tabelle 8). Die Profil-Methode führt daher zu einer realitätsnahen Bewertungssituation, in welcher die Befragten sämtliche Eigenschaften simultan beurteilen müssen. Problematisch ist hierbei allerdings die mit zunehmender Zahl von Eigenschaften und/oder Ausprägungen rasch anwachsende Menge möglicher Kombinationen. Für N Eigenschaften mit N_j Ausprägungen ergeben sich $N_1 * N_2 * \dots * N_j$ Kombinationen bzw. zu bewertende Stimuli; im Fall von 4 Merkmalen mit jeweils drei Ausprägungen erhält man demzufolge bereits 81 ($= 3^4$) Stimuli. Aus erhebungstechnischen Gründen ist es daher zumeist erforderlich, aus der Menge der theoretisch möglichen Stimuli (sog. vollständiges Design) eine angemessene Teilmenge der zu bewertenden Stimuli (sog. reduziertes Design, fraktioniertes Design) aus-zuwählen. So verweisen Erfahrungswerte der Marketingpraxis u.a. darauf, dass die Beurteilung der Stimuli von den Auskunftspersonen nur bis zu einer Anzahl von ca. 20 Stimuli mit der gewünschten hohen Ergebnisgüte bewältigt werden kann. Bei der Bildung von **reduzierten Designs** besteht die Grundaufgabe darin, eine Teilmenge von Stimuli zu finden, die das vollständige Design möglichst gut repräsentiert. Reduzierte Designs lassen sich unter Verwendung gängiger Software-Programme für die Conjoint-Analyse (z.B. SPSS) erzeugen, so dass auch die Nutzenwerte derjenigen Objektalternativen geschätzt werden können, die von den befragten Personen nicht explizit beurteilt worden sind.

Die Festlegung des Erhebungsdesigns wird durch Teilentscheidungen zur Präsentationsform der Stimuli, der Befragungsart, dem Befragtenkreis sowie der Präferenzskalierung vervollständigt. Die **Präsentation der Stimuli** in der Befragungssituation kann in sehr unterschiedlicher Weise erfolgen. Recht häufig werden die Stimuli auf sog. Produktkärtchen (mit Bildern, Textbeschreibung) oder als physische Prototypen bzw. Modelle den Probanden dargeboten. Ferner erlangt die Stimulidarstellung auf dem Computerbildschirm, bei der auch Bilder und Videosequenzen der Beurteilungsalternativen eingespielt werden können, gegenwärtig eine zunehmende Bedeutung. Im Hinblick auf die **Befragungsform** sind daher neben den traditionellen Arten der schriftlichen, mündlichen oder telefonischen Befragung auch computer- bzw. internetgestützte Conjoint-Analysen möglich. Eine Vollerhebung ist zumeist zu aufwendig, so dass gewöhnlich eine Teilerhebung vorgenommen wird. Die Größe des notwendigen Stichprobenumfangs wird im Schrifttum recht kontrovers diskutiert. So wird mitunter eine **Stichprobengröße** zwischen 100 und 1000 Befragten empfohlen. An anderer Stelle wird jedoch die Auffassung vertreten, wonach eine Stichprobengröße von weniger als 250 Befragten ausreichend sei. Zur **Präferenzmessung** bieten sich primär vier verschiedene



Skalierungsansätze an: Die gebräuchlichste Methode zur Erfassung von Präferenzen bildet die **Rangreihung**, die zu ordinale Präferenzdaten führt. Bei dieser werden Auskunftspersonen aufgefordert, die Stimuli entsprechend ihrer Präferenz zu ordnen, z.B. in der Form: „Bitte geben Sie an, welche Marke Ihnen am besten, am zweitbesten usw. gefällt“. Sofern der Preis ein Stimulimerkmal bildet, ist es allerdings zweckmäßiger, die Kaufpräferenz zu erfragen. Beim Verfahren der **paarweisen Vergleiche** beurteilen die Probanden jeweils zwei von n Objekten, z.B. in der Form: „Welche von diesen beiden Marken bevorzugen Sie (bzw. gefällt Ihnen besser oder würden Sie eher kaufen)?“. Durch die Verwendung des **Konstantsummen-Verfahrens** werden metrische Präferenzdaten gewonnen, indem man die Befragten auffordert, eine konstante Anzahl von Einheiten (z.B. 100 Punkte) entsprechend ihrer Präferenz auf alternative Stimuli zu verteilen. Die **Ratingsskala** weist zwei Extrempunkte auf, die gewöhnlich als diskrete Ausprägungen, d.h. als eine bestimmte Anzahl von möglichen Skalenpunkten (Bewertungsniveaus), wie z.B. mit den Polaritäten „gefällt mir überhaupt nicht (zugeordneter Skalenwert = 1) und „gefällt mir sehr“ (zugeordneter Skalenwert = 5), definiert sind. Rating-Skalen liefern je nach Interpretationsperspektive ordinale oder metrische Präferenzwerte.

(2) Datenauswertung: Die Datenauswertung der Conjoint-Analyse unterliegt dem Ziel, drei Kerninformationen zu gewinnen: Auf Basis der empirischen Präferenzdaten sollen (a) die partiellen Nutzenbeiträge einzelner Attribute bzw. deren Ausprägungen Teilnutzenwerte bestimmt werden, aus denen sich ihrerseits (b) die relativen Wichtigkeiten einzelner Eigenschaften sowie (c) die Gesamtnutzenwerte von Objekten errechnen lassen. Hierzu ist es erforderlich, zwei Auswertungsentscheidungen zu treffen. Diese beziehen sich zum einen auf die Festlegung des sog. Präferenzmodells und zum anderen auf die Auswahl eines geeigneten Schätzverfahrens.

Gemäß der präferenztheoretischen Grundhypothese, nach der sich die Gesamtpräferenz eines Objektes (z.B. Produktkonzepte) aus den Teilpräferenzbeiträgen der relevanten Einzelmerkmale zusammensetzt, ist vor der Durchführung der statistischen Nutzenschätzung ein **Präferenzmodell** zu spezifizieren. Dabei sind zwei Modellkomponenten festzulegen, mit denen einerseits der Zusammenhang zwischen merkmalspezifischen Teilpräferenzen und der Gesamtpräferenz (= Präferenzfunktion) und andererseits die Verrechnung von Teilnutzenwerten zu einem Gesamtnutzenwert (= Verknüpfungsfunktion) beschrieben wird.

Die merkmalspezifische **Präferenzfunktion** (synonym: Bewertungsfunktion) bringt die Präferenzbewertung einzelner Merkmale zum Ausdruck. Durch die Bewertungsfunktion wird jeder Ausprägung eines Einzelmerkmals ein Teilpräferenzwert zugeordnet, wobei in praktischen Anwendungsfällen zumeist auf das sog. Teilnutzenmodell zurückgegriffen wird. Das Teilnutzenmodell (Teilwert-Modell, part-worth function model) ist nicht auf einen bestimmten Funktionsverlauf fixiert, sondern lässt für verschiedene Merkmalsausprägungen unterschiedliche Funktionsverläufe zu, wie z.B. je höher der Kaufpreis eines Produktes, desto geringer ist Präferenz (= negative Bewertungsfunktion) oder je höher der Vitamingehalt einer Marmelade, desto höher



ist die Präferenz (= positive Bewertungsfunktion). Dementsprechend lässt sich die merkmalspezifische Teilnutzenfunktion formalisieren als:

$$y_{kj} = \sum_{m=1}^M \beta_{jm} * X_{kjm} ;$$

mit

y_{kj} : ermittelter Teilnutzenwert für Merkmal j des Beurteilungsobjektes k

β_{jm} : geschätzter Teilnutzenwert für Ausprägung m von Merkmal j

X_{kjm} : binäre Dummy-Variable (0/1-Variable), die den Wert 1 annimmt, falls Objekt k die Eigenschaft j in der Ausprägung m besitzt; andernfalls 0 bzw. wenn die Ausprägung m vom Merkmal j bei Objekt k nicht vorliegt.

Im Hinblick auf die **Verknüpfungsfunktion**, die angibt, wie die einzelnen Teilpräferenzwerte zu einem Gesamtpräferenzwert zusammenzufassen sind, wird gewöhnlich eine additive Modellierung verwendet, so dass sich der Gesamtnutzen y eines Objektes k aus der Summe der Teilnutzenwerte β_{jm} ergibt bzw. formal ausgedrückt als:

$$y_k = \sum_{j=1}^J y_{kj} = \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \beta_{jm} * X_{jmk}$$

Das Ziel der **statistischen Nutzenschätzung** besteht nun darin, die Teilnutzenwerte so zu bestimmen, dass die daraus resultierenden Gesamtnutzenwerte y_k möglichst genau den empirischen Präferenzwerten der Beurteilungsobjekte entsprechen. Hierbei gelangen in Abhängigkeit vom Datenniveau der Variablen vorrangig varianz- oder regressionsanalytische Verfahren zum Einsatz. Empirische Untersuchungen verweisen allerdings darauf, dass die tatsächlichen Schätzwerte für die Nutzenfunktionen weitgehend robust gegenüber dem Einsatz alternativer Schätzverfahren sind (vgl. Büschken 1994, S. 78, Teichert 2000, S. 494). Als Ergebnis der Auswertungs-prozeduren erhält man für alle Auskunftspersonen die geschätzten Teilnutzenwerte für alle Ausprägungen der Stimuli. Sie besitzen metrisches Datenniveau und werden gewöhnlich zwecks erleichternder Interpretation standardisiert. Die Standardisierung erfolgt in der Weise, dass die individuell am wenigsten präferierte Merkmalsausprägung als Referenzgröße mit dem Wert „0“ kodiert wird, während die am stärksten präferierte Ausprägung den Wert „1“ erhält. Die am geringsten bewertete Merkmalsausprägung verkörpert damit trotz des Wertes „0“ einen individuell festgelegten Basisnutzen. Am Gesamtnutzen lässt sich sodann für jeden Stimuli ablesen, welchen Zusatznutzen dieser über den Basisnutzen hinaus bietet. Die Interpretation der geschätzten Nutzenwerte kann für jeden einzelnen Befragten (individuelle Analyse) oder für die Gesamtheit aller Befragten (aggregierte Auswertung) erfolgen.

Die Interpretation von Nutzenwerten soll im folgenden anhand eines **Beispiels** erläutert werden. Für ein Hamburger Hotel wurde vom Verfasser mit Hilfe einer



Conjoint-Analyse die Aufgabe gelöst, die Zimmerausstattungen für Geschäftsreisende zu optimieren. Die auf Basis einer monotonen Varianzanalyse geschätzten (aggregierten) Teilnutzenfunktionen der untersuchten Zimmermerkmale sind in der nachstehenden Abbildung 17 veranschaulicht. So ist beispielsweise bezüglich des Zimmerpreises erkennbar, dass der Preis für eine Übernachtung in Höhe von 150 € mit einem Teilnutzen von 12,69 verbunden ist, der deutlich höher ist als der Nutzenwert des Preises von 200 € (Teilnutzen = 9,0). Erwartungsgemäß liegt somit eine negative Teilnutzenfunktion vor. Anders verhält es z.B. für die Merkmale der Arbeitsplatzgestaltung: Das Exklusivpaket (E) unterscheidet sich vom Komfortpaket (K = großzügiger Schreibtisch mit Schreibtischlampe) dadurch, daß nicht ein normaler Stuhl, sondern ein ergonomischer Bürostuhl angeboten wird. Dieses Zusatzelement ist einem Zusatznutzen von 0,7 Einheiten (= 10,36-9,66) verbunden.

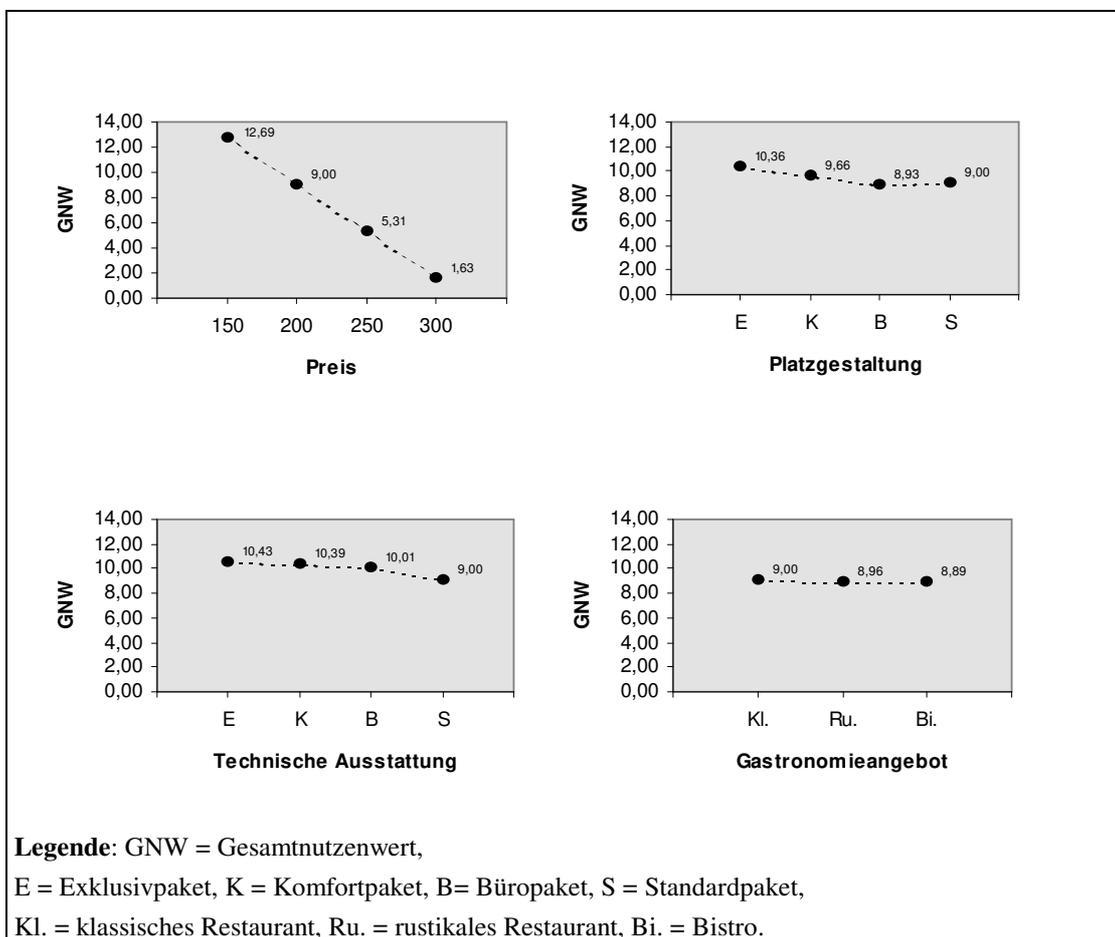


Abbildung 17: Merkmalspezifische Teilnutzenfunktionen von Hotelservices

Auf Basis dieser Informationen lassen sich dann auch die Gesamtnutzenwerte für alle Beurteilungsobjekte berechnen und darüber hinaus auch für jene, die in einem reduzierten Design bei der Datenerhebung nicht berücksichtigt wurden. So beträgt beispielsweise der Gesamtnutzenwert für das präferenzmaximale Serviceangebot (Preis: 150 €; exklusiver Arbeitsplatz, exklusive technische Ausstattung, klassisches Restaurant) 33,48 (= 12,69 + 10,36 + 10,43 + 9,0). Ferner lassen sich aus den



Nutzendifferenzen u.a. auch Preisdifferenzen errechnen, die den Wert für bestimmte Mehrleistungen bzw. Value Added Services in Geldeinheiten ausdrücken. Der Preisspanne von 150 € entspricht eine Gesamtnutzenspanne von 11,06 Einheiten bzw. für 0,01 erhaltene Gesamtnutzeneinheiten sind Geschäftsreisende bereit, 0,1356 € zu bezahlen. Diese Information kann dazu verwendet werden, die Preispolitik für einzelne Ausstattungselemente des Zimmerangebotes zu optimieren: Das Büropaket besitzt gegenüber dem Standardpaket einen Mehrwert von 13,70 €, während das Komfortpaket gegenüber dem Standardpaket einen Wertvorteil von 18,85 € aufweist.

3.3.3. Einsatzfelder im Marketing

Die Conjoint-Analyse hat in der vergangenen Dekade einen zentralen Stellenwert bei der Messung von Nachfragerpräferenzen sowie den damit verbundenen Entscheidungsbereichen des strategischen und operativen Marketing erlangt (vgl. u.a. Büschken 1994; Gustafson/ Herrmann/Huber (2003); Huber/Herrmann 2002). So erbrachte z.B. eine im Jahre 1998 erfolgte bundesweite Befragung von 519 Unternehmen und Marketinglehrstühlen an Universitäten das Ergebnis, dass von diesen im Zeitraum von 1993-1998 ca. 1500 Conjoint-Projekte durchgeführt wurden. Der zunehmende Verbreitungsgrad des Conjoint Measurement ist in erster Linie auf die vielfältigen Verwendungsmöglichkeiten im Rahmen strategischer und operativer Marketingentscheidungen zurückzuführen. Daneben wird der Conjoint-Analyse gewöhnlich eine hohe Ergebnisvalidität bescheinigt. Und nicht zuletzt führen immer komfortablere Software-Pakete zu einer größeren Akzeptanz des Verfahrens.

Im Marketing erstreckt sich das **Einsatzfeld der Conjoint-Analyse** auf die nachstehenden Entscheidungsbereiche:

- Ein grundlegendes Anwendungsgebiet der Conjoint-Analyse bilden Entscheidungen zur **Produktpolitik**. Die präferenzanalytischen Befunde des Conjoint Measurement verhelfen dazu, produktpolitische Entscheidungen auf der Grundlage einer stringenten Nutzen- bzw. Präferenzorientierung zu treffen. Dabei können sowohl Entscheidungen über die Gestaltung von Neuprodukten als auch die Überarbeitung bzw. Variation existierender Produkte zielwirksam unterstützt werden (vgl. Bauer/Huber 2000). Beleg dessen bilden zahlreiche praktische Anwendungsbeispiele in verschiedenen Absatzmärkten, wie etwa die Entwicklung von Automobilen, die Gestaltung von Dienstleistungen, die Optimierung von Tarifvertragskomponenten oder die Repositionierung von Feinkostartikeln. Der besondere Informationsgehalt der Conjoint-Analyse für produktpolitische Entscheidungen kommt insbesondere in der Beantwortung der Frage zum Vorschein, mit welchen Eigenschaften ein Produkt auszustatten ist, um einen wettbewerbsüberlegenen Präferenz- bzw. Kundennutzensvorteil zu erzielen. Neuere Ansätze der Conjoint-Analyse verknüpfen die Kunden- mit einer Kostenperspektive und ermöglichen im Rahmen des sog. Conjoint+Cost-Ansatzes eine Simulation von Kostenwirkungen alternativer Produkteigenschaften und daraus resultierende gewinnmaximale Gestaltung von Produkten (vgl. Herrmann 2000).



- **Preispolitische Entscheidungen** können durch eine Conjoint-Analyse in jenen Anwendungsfällen unterstützt werden, in denen der Preis als eine eigenständige Objekteigenschaft der untersuchten Merkmalskombination berücksichtigt wird. Die daraus resultierenden Befunde können dazu dienen, den ökonomischen Wert einzelner Merkmalsausprägungen zu quantifizieren (z.B. den Wert einer Marke) und/oder Preis-Absatzfunktionen zu ermitteln. Mittels der Simulation von Kaufentscheidungen in Abhängigkeit alternativer Preise gewinnt man Aufschluss darüber, inwiefern sich der Gesamtnutzenwert eines Produktes und daraus abgeleitet auch die Kaufentscheidung von Nachfragern verändert. Zu beachten ist dabei, dass dieser Zusammenhang allerdings bei Zugrundelegung des Teilnutzenmodells nur für die jeweils definierten Preisstufen zulässig ist, für dazwischenliegende Preisstufen können im Gegensatz zum Idealvektormodell keinerlei Aussagen formuliert werden.
- In jüngerer Zeit gewinnt die Conjoint-Analyse aber auch einen zunehmenden Stellenwert bei der Optimierung von **kommunikations-** (z.B. Gestaltung von Werbeanzeigen) und von **vertriebspolitischen** Aufgaben (z.B. Optimierung des Vertriebssystems, Nutzen verlängerter Ladenöffnungszeiten).
- Weiterhin kann die Conjoint-Analyse als Grundlage einer **Marktsegmentierung** sowie einer **Marktpositionierung** dienen. Die segmentspezifische Auswertung von Conjointdaten kann grundsätzlich durch zwei Ansätze erfolgen, die als a-priori-Segmentierung und a-posteriori-Segmentierung bezeichnet werden. Basis für eine a-priori-Segmentierung bilden solche Merkmale, die einen (vermuteten) Einfluss auf das Präferenzurteil ausüben, wie z.B. das Geschlecht, das Alter etc.. Demgegenüber wird bei einer a-posteriori-Segmentierung die Gruppenbildung auf Basis der individuellen Präferenzurteile vorgenommen. Dabei können zum einen die Personen anhand der empirischen Präferenzwerte gruppiert werden, anschließend erfolgt dann die aggregierte Berechnung von Teilnutzenwerten mittels einer Conjoint-Analyse. Zum anderen besteht die Möglichkeit, die Segmentbildung auf der Basis der individuellen Teilnutzenwerte durchzuführen (sog. Nutzensegmentierung, Benefit Segmentation) und die erfassten Segmentprofile zusätzlich mittels weiterer Variablen des Nachfragerverhaltens zu beschreiben.
- Schließlich erschließen Conjoint-Analysen ein breites Spektrum von **Marktsimulationen**, die im Sinne von „what-if“-Analysen die Reaktion von Zielgrößen des Marketing, wie z.B. Präferenz, Kaufabsicht, Marktanteil, Gewinn auf die Veränderung von Objekteigenschaften untersuchen (vgl. Skiera/Gensler, (2002 b)).

3.3.4. Empirisches Fallbeispiel

Um eine wettbewerbsprofilierende Marktposition einzunehmen, sah sich ein Internet-Provider der Aufgabenstellung gegenüber, ein speziell auf die Wünsche seiner Zielgruppen maßgeschneidertes Internet-Paket anzubieten. Zur Entwicklung dieses Serviceangebotes sollten daher die Kundenwünsche explizit erhoben und in den



Innovationsprozeß integriert werden. In Kooperation mit dem Verfasser entschied man sich für den Einsatz einer Conjoint-Analyse.

Im ersten Schritt erfolgte die Auswahl von vier Produktmerkmalen mit jeweils drei Ausprägungen, die nach Auffassung der Geschäftsführung die Präferenzen von Nachfragern maßgeblich beeinflussen (vgl. Tabelle 7).

| Eigenschaften | Eigenschaftsausprägungen |
|----------------------|--|
| A: Anzahl Domains | 1: 2 2: 3 3: 5 |
| B: Speicher | 1: 75 MB 2: 120 MB 3: 250 MB |
| C: techn. Highlight | 1: Suchmaschineneintrag 2: Statistikauswertung 3: Backup Control |
| D: Preis (pro Monat) | 1: 2,99 € 2: 5,99 € 3: 8,99 € |

Tabelle 7: Produktmerkmale eines Internetangebotes

Die von den Nachfragern zu bewertenden Stimuli sollten mittels der **Profilmethode** erstellt werden. Diese erzeugt ganzheitliche Produktprofile, die aus einer Kombination von allen Merkmalen bestehen. Bei einem vollständigen Design, d. h. bei der Berücksichtigung aller theoretisch möglichen Kombinationen der Eigenschaftsausprägungen würde man $(3 \times 3 \times 3 \times 3 =)$ 81 fiktive Produkte bzw. 81 unterschiedliche Stimuli erhalten. Die Bewertung von 81 verschiedenen Eigenschaftskombinationen würde allerdings zu einer Überforderung der Auskunftspersonen führen. Folglich ergab sich die Notwendigkeit, die Anzahl der Stimuli durch den Einsatz eines experimentellen Designs zu reduzieren. Das Ergebnis bildeten insgesamt 11 Produktkonzepte, die in Tabelle 8 beschrieben sind.

| | | |
|---|--|--|
| <p>Internet-Paket 1 Anzahl Domains 2 Speicherkapazität 75 MB technisches Highlight Suchmaschineneintrag Preis (pro Monat) 2,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 5 Anzahl Domains 5 Speicherkapazität 250 MB technisches Highlight Statistikauswertung Preis (pro Monat) 2,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 9 Anzahl Domains 5 Speicherkapazität 75 MB technisches Highlight Backup Control Preis (pro Monat) 5,99 € Rang:</p> |
| <p>Internet-Paket 2 Anzahl Domains 2 Speicherkapazität 250 MB technisches Highlight Backup Control Preis (pro Monat) 8,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 6 Anzahl Domains 3 Speicherkapazität 250 MB technisches Highlight Suchmaschineneintrag Preis (pro Monat) 5,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 10 Anzahl Domains 5 Speicherkapazität 120 MB technisches Highlight Backup Control Preis (pro Monat) 2,99 € Rang:</p> |
| <p>Internet-Paket 3 Anzahl Domains 2 Speicherkapazität 120 MB technisches Highlight Statistikauswertung Preis (pro Monat) 5,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 7 Anzahl Domains 3 Speicherkapazität 75 MB technisches Highlight Statistikauswertung Preis (pro Monat) 8,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 11 Anzahl Domains 5 Speicherkapazität 75 MB technisches Highlight Suchmaschineneintrag Preis (pro Monat) 8,99 € Rang:</p> |
| <p>Internet-Paket 4 Anzahl Domains 3 Speicherkapazität 120 MB technisches Highlight Backup Control Preis (pro Monat) 2,99 € Rang:</p> | <p>Internet-Paket 8 Anzahl Domains 5 Speicherkapazität 120 MB technisches Highlight Suchmaschineneintrag Preis (pro Monat) 8,99 € Rang:</p> | |

Tabelle 8: Merkmalsprofile von 11 Produktkonzepten

Zur Erhebung von nachfragerseitigen Präferenzurteilen gegenüber den 11 Produktkonzepten wurde eine Stichprobe von Nachfragern gebeten, diese entsprechend der



augenfällig, dass eine Erhöhung der Anzahl angebotener Domains von 2 auf 3 in einer Verringerung des Nutzen in Höhe von 0,0834 Einheiten mündet, während demgegenüber eine Erhöhung von 3 auf 5 Domains zu einem Nutzengewinn von 0,2667 führt. Eine ähnliche Nutzenstruktur ist beim Produktmerkmal „Anzahl Domains“ festzustellen. Hinsichtlich der Teilnutzenwerte des Merkmals „Speicherkapazität“ ist zu beobachten, dass aus einer Kapazitätserhöhung von 75 MB auf 120 MB ein Nutzenzuwachs von 0,4167 Einheiten resultiert, während eine Verringerung der Speicherkapazität von 250 MB auf 120 MB einen ausgeprägten Nutzenverlust von 0,9834 Einheiten induziert. Für den Preis hingegen gilt die klassische negative Preis-Absatzfunktion, die im vorliegenden eine Grenzwirkung des Nutzens von 0,4 Einheiten aufweist, d.h. dass mit z.B. einer Erhöhung des Preises von 2,99 € auf 5,99 € eine Nutzenverringerung von 0,4 Einheiten einhergeht.

- ❑ **Merkmalspezifische Bedeutungsgewichte:** Ein weiteres Teilergebnis vermittelt Aufschluss darüber, in welchem Maße die untersuchten Merkmale die Präferenzbildung der Zielgruppen des Internet-Providers beeinflussen. Der Präferenzeinfluß von Produktmerkmalen kommt in ihrem jeweiligen Bedeutungsgewicht zum Ausdruck. Dieses erhält man, indem zunächst die Spannweite zwischen dem größten und dem kleinsten Teilnutzenwert der Ausprägungen errechnet und diese anschließend durch die Summe der Spannweiten aller Untersuchungsmerkmale dividiert wird. Der Tabelle 9 ist hierzu entnehmbar, dass das Produktmerkmal „Anzahl von Domains“ ein Bedeutungsgewicht von 29,48 % („averaged importance“) aufweist und somit den stärksten Einfluss auf die Präferenzbildung der Zielgruppen ausübt; gefolgt von „technischen Highlights“ (Gewicht: 27,07 %) und der „Speicherkapazität“ (Gewicht: 22,34 %). Dem „Preis (pro Monat)“ kommt jedoch nur eine vergleichsweise nachrangige Präferenzbedeutung zu.
- ❑ **Nutzenmaximierendes Serviceangebot:** Von zentralem Interesse ist die Optimierung des Serviceangebotes. Ein nutzenmaximales Serviceangebot des Internet-Providers führt zu einem Präferenzvorteil im Kaufentscheidungsprozeß der relevanten Zielgruppen. Zur Entwicklung eines solchen Serviceangebotes sind diejenigen Merkmalsausprägungen zu bündeln, welche den höchsten Gesamtnutzen erzeugen. Bezogen auf Tabelle 9 bedeutet dies, dass das betreffende Unternehmen ein Serviceangebot anbieten sollte, welches aus den Merkmalen „5 Domains – 120 MB Speicherkapazität – Statistikauswertung – 2,99 € pro Monat“ zusammengesetzt ist und zu einem Nutzenwert von 6,31 Einheiten führt. Die Konstante (*CONSTANT*), deren Wert 5,8 beträgt, kann hierbei als Basisnutzen interpretiert werden, von dem sich alle übrigen Ausprägungen positiv oder negativ abheben.
- ❑ **Marktanteilssimulation:** Auf Basis von Teilnutzenwerten kann ferner eine Simulation von Marktanteilen für jedes beliebige Produktkonzept vorgenommen werden. Hierzu ist eine Verknüpfungsfunktion zwischen Präferenzwerten und Marktanteilen zu formulieren. Gemäß der sog. MUC-Regel, die auf dem Konzept der Mehrheitswahl beruht, bevorzugen bzw. erwerben Nachfrager diejenige Alternative, welche den höchsten Gesamtnutzenwert besitzt. Da die Conjoint-



Analyse individuelle Teilnutzenwerte errechnet, kann aus diesen der individuelle Gesamtnutzenwert für jede beliebige Produktkombination ermittelt werden. Somit kann für jedes Produktkonzept der Nutzenmittelwert in der Weise geschätzt werden, indem die Summe aller Gesamtnutzenwerte dieses Produkts durch die Anzahl der Auskunftspersonen geteilt wird (vgl. Tabelle 10). Dieser produktspezifische Nutzenmittelwert wird sodann in Relation zur Summe aller Nutzenwerte gesetzt, woraus sich der erwartete Marktanteil ergibt. So weist z.B. der Stimuli 1 einen Nutzenmittelwert von 5,13 Einheiten auf, aus welchem ein Marktanteil von 11,41 % ($= 5,13 / 46 * 100 \%$) resultiert.

| Auskunfts- person | Stimuli 1 | Stimuli 2 | Stimuli 3 | Stimuli 4 | Stimuli 5 | Stimuli 6 | Stimuli 7 | Stimuli 8 | Stimuli 9 |
|--|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 5,50 | 1,50 | 8,00 | 4,50 | 8,50 | 1,00 | 3,50 | 6,50 | 6,00 |
| 2 | 5,50 | 2,50 | 7,00 | 6,50 | 9,50 | 2,00 | 4,50 | 1,50 | 6,00 |
| 3 | 6,17 | 3,17 | 6,67 | 2,17 | 9,17 | 0,67 | 4,17 | 5,17 | 7,67 |
| 4 | 1,17 | 8,17 | 4,67 | 3,17 | 7,17 | 2,67 | 6,17 | 4,17 | 7,67 |
| 5 | 2,00 | 3,00 | 3,00 | 7,00 | 4,00 | 5,00 | 5,00 | 9,00 | 7,00 |
| 6 | 4,83 | 6,83 | 2,33 | 5,83 | 0,83 | 8,33 | 8,83 | 2,83 | 4,33 |
| 7 | 8,00 | 1,00 | 5,00 | 9,00 | 2,00 | 7,00 | 6,00 | 4,00 | 3,00 |
| 8 | 8,17 | 6,17 | 7,67 | 7,17 | 4,17 | 2,67 | 1,17 | 3,17 | 4,67 |
| 9 | 5,50 | 3,50 | 9,00 | 8,50 | 6,50 | 4,00 | 4,50 | 1,50 | 2,00 |
| 10 | 5,17 | 2,17 | 8,67 | 7,17 | 8,17 | 2,67 | 4,17 | 3,17 | 3,67 |
| 11 | 8,83 | 1,83 | 7,33 | 2,83 | 3,83 | 5,33 | 6,83 | 5,83 | 2,33 |
| 12 | 8,83 | 1,83 | 7,33 | 3,83 | 2,83 | 2,33 | 5,83 | 6,83 | 5,33 |
| 13 | 9,17 | 3,17 | 6,67 | 4,17 | 2,17 | 4,67 | 5,17 | 6,17 | 3,67 |
| 14 | 0,50 | 5,50 | 4,00 | 4,50 | 3,50 | 3,00 | 8,50 | 7,50 | 8,00 |
| 15 | 5,50 | 3,50 | 3,00 | 7,50 | 2,50 | 5,00 | 1,50 | 9,50 | 7,00 |
| 16 | 0,83 | 7,83 | 3,33 | 3,83 | 6,83 | 2,33 | 4,83 | 5,83 | 9,33 |
| 17 | 5,67 | 6,67 | 7,67 | 7,67 | 3,67 | 6,67 | 1,67 | 4,67 | 0,67 |
| 18 | 0,67 | 6,67 | 6,67 | 7,67 | 3,67 | 5,67 | 8,67 | 2,67 | 2,67 |
| 19 | 6,83 | 2,83 | 5,33 | 5,83 | 8,83 | 2,33 | 3,83 | 1,83 | 7,33 |
| 20 | 3,83 | 2,83 | 1,33 | 5,83 | 8,83 | 8,33 | 1,83 | 6,83 | 5,33 |
| Summe | 102,67 | 80,67 | 114,67 | 114,67 | 106,67 | 81,67 | 96,67 | 98,67 | 103,67 |
| Nutzen- mittelwert | 5,13 | 4,03 | 5,73 | 5,73 | 5,33 | 4,08 | 4,83 | 4,93 | 5,18 |
| Summe der Nutzen- mittelwerte | 45,00 | | | | | | | | |
| Marktanteil (in %) | 11,41 | 8,96 | 12,74 | 12,74 | 11,85 | 9,07 | 10,74 | 10,96 | 11,52 |

Tabelle 10: Marktanteilssimulation

3.4. Kausalanalyse

3.4.1. Problemstellung

Der Gehalt marketingwissenschaftlicher Aussagen hängt in hohem Maße davon ab, ob bei der empirischen Prüfung komplexer Ursache-Wirkungszusammenhänge die wesentlichen Variablen erfasst und potentielle Fehlereinflüsse kontrolliert werden. So kann man beispielsweise den Absatz eines Produktes durch ein vielfältiges Bündel von Einflussfaktoren erklären. Gemäß der Abbildung 18 lässt sich die Absatzmenge eines Produktes in Abhängigkeit vom Einsatz der Marketinginstrumente, wie etwa dem Verkaufspreis, der Werbung, der numerischen Distribution oder dem Produkt- und Serviceangebot untersuchen. Daneben wäre es aber auch denkbar, den Absatz zusätzlich durch vorgelagerte, psychographische Zielgrößen des Marketing, wie z.B. der Markenbekanntheit, der Markenpräferenz



oder der Kundenzufriedenheit von Nachfragern zu erklären. Psychographische Verhaltenskategorien der Nachfrager werden aber gleichfalls durch den Einsatz von Marketinginstrumenten beeinflusst. Und schließlich könnte man Zusammenhänge zwischen psychographischen Ziel-größen, etwa die Abhängigkeit der Markenpräferenz von der Kundenzufriedenheit oder der Markenbekanntheit, berücksichtigen. Es ist einsichtig, dass ein vielfältiges Beziehungsgefüge zwischen den betrachteten Variablen formulierbar ist. Wäre man nun daran interessiert, die komplexe Abhängigkeitsstruktur quantitativ zu untersuchen, dann wären für das Beispiel in Abbildung 18 fünf multiple Regressionsanalysen durchzuführen:

- (1) $\text{Absatz} = f(\text{Markenbekanntheit}, \text{Markenpräferenz}, \text{Kundenzufriedenheit})$
- (2) $\text{Absatz} = f(\text{Werbung}, \text{Verkaufspreis}, \text{numerische Distribution}, \text{Produkt-/Serviceangebot})$
- (3) $\text{Markenbekanntheit} = f(\text{Werbung}, \text{numerische Distribution})$
- (4) $\text{Markenpräferenz} = f(\text{Verkaufspreis}, \text{Produkt-/Serviceangebot}, \text{Markenbekanntheit}, \text{Kundenzufriedenheit})$
- (5) $\text{Kundenzufriedenheit} = f(\text{Verkaufspreis}, \text{Distribution}, \text{Produkt-/Serviceangebot})$

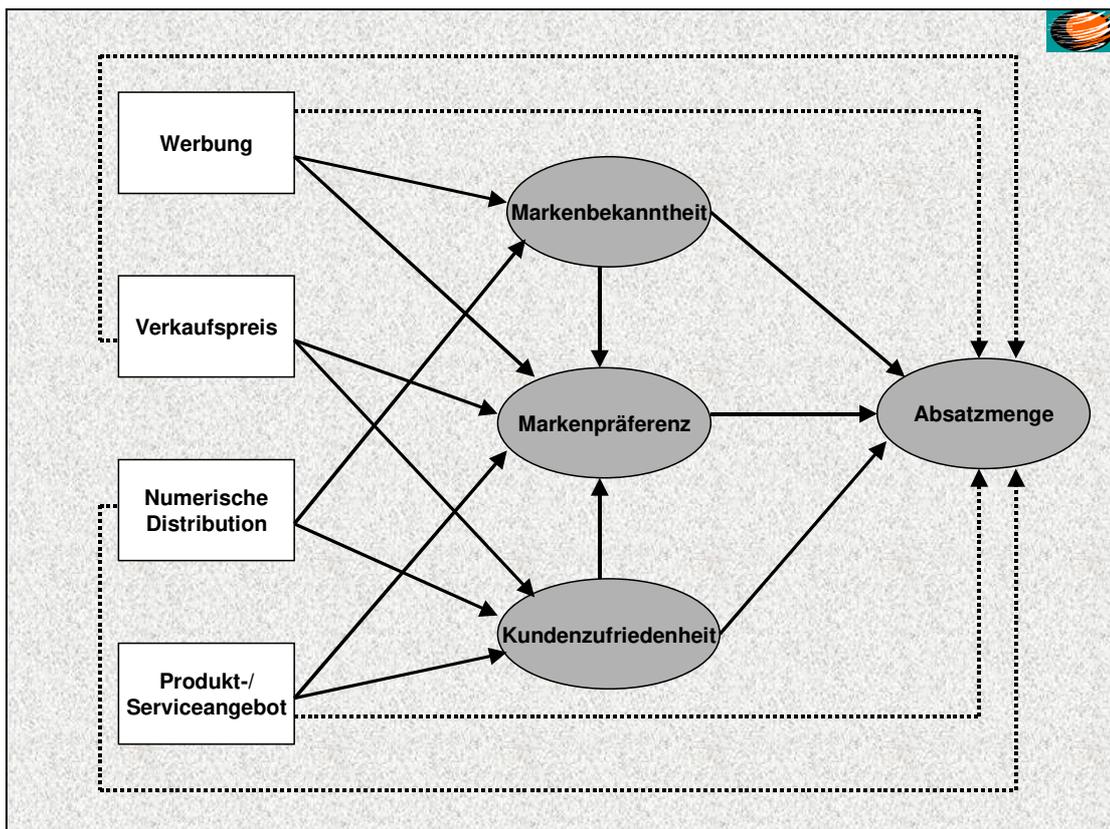


Abbildung 18: Exemplarische Determinanten des Absatzes

Eine umfassendere bzw. ganzheitliche Vorgehensweise zur simultanen Untersuchung multivariater Abhängigkeitsbeziehungen bieten demgegenüber die Verfahren der Kausalanalyse, die auch als Methoden der Strukturgleichungsanalyse, der Kovarianz-



strukturanalyse, der Pfadanalyse oder auch als Strukturgleichungs- bzw. Simultan-gleichungsmodelle bezeichnet werden (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 333 ff.; Bühner 2004; Fritz 1992, S. 115 ff.; Hildebrand/Homburg 1998; Homburg/ Pflesser 2000; Müller 2005f; Rudolf/Müller 2004). Bezogen auf das vorstehende Beispiel könnte mittels einer Kausalanalyse der komplexe Wirkungszusammenhang zwischen den unabhängigen Variablen (Werbung, Verkaufspreis, numerische Distribution, Produkt-/Serviceangebot) und den abhängigen Variablen (Markenbekanntheit, -Präferenz, Kundenzufriedenheit, Absatz) simultan modelliert und empirisch untersucht bzw. quantifiziert werden. Die kausalanalytische Vorgehensweise ist durch eine Reihe von Merkmalen gekennzeichnet:

- Die Kausalanalyse bildet ein **dependenzanalytisches Verfahren** zur simultanen Untersuchung komplexer Kausalstrukturen zwischen Variablen. Mit ihrer Hilfe lassen sich multivariate Abhängigkeitsbeziehungen, mehrstufige Kausalstrukturen (Kausalketten) und Beziehungen zwischen latenten, d.h. nicht beobachtbaren Variablen überprüfen. Sie unterscheidet sich daher von der multiplen Regressions-analyse, welche lediglich die Abhängigkeit einer Variablen von mehreren unab-hängigen Variablen bzw. nur einfache Dependenzbeziehungen zwischen Variablen untersuchen kann. Ein weiterer Vorzug der Kausalanalyse liegt darin, dass diese auch Korrelationen zwischen unabhängigen Variablen berücksichtigen kann, während die multiple Regressionsanalyse von der Annahme unkorrelierter unb-hängiger Variablen ausgeht.
- Ziel der Kausalanalyse ist es zu überprüfen, inwieweit ein a priori spezifiziertes Hypothesensystem hinsichtlich multivariater Kausalbeziehungen mit den empirisch gemessenen Zusammenhängen übereinstimmt. Die Kausalanalyse lässt sich demnach als ein **konfirmatorisches**, d.h. hypothesenprüfendes Verfahren charakterisieren. Grundvoraussetzung für die Durchführung einer Kausalanalyse ist daher eine Hypothesenformulierung, die auf untersuchungsrelevanten Theorien und/oder umfangreichen sachlogischen Überlegungen basiert.
- Eine grundlegende Besonderheit der Kausalanalyse ist darin zu sehen, dass mit ihrer Hilfe nicht nur Beziehungen zwischen beobachteten, d.h. direkt messbaren Variablen untersucht, sondern auch **latente Variablen** einbezogen werden können. Zwecks methodischer Unterscheidung ist es zweckmäßig, den ersten Fall als „Strukturgleichungsmodelle mit beobachtbaren Variablen“ zu bezeichnen (vgl. Schulze 2000) und den zweiten Fall mit dem Begriff „Kausalanalyse mit latenten Variablen“ zu versehen (vgl. Homburg/Pflesser 2000). Latente Variablen, die auch als hypothetische Konstrukte bezeichnet werden, sind komplexe Sachverhalte, die nicht direkt beobachtet und gemessen werden können, sondern lediglich indirekt mit Hilfe von sog. Indikatorvariablen zu erfassen sind. Im vorstehenden Beispiel sind die Markenbekanntheit, die Markenpräferenz sowie die Kundenzufriedenheit als hypothetische Konstrukte aufzufassen, die durch geeignete Indikatorvariablen zu operationalisieren und zu messen wären. So ist es beispielsweise möglich, Markenpräferenzen im Wege einer Rangreihung von Produktalternativen zu erfassen.



- Im Marketing erstreckt sich das **Einsatzfeld** von Kausalanalysen größtenteils auf die Untersuchung von verhaltenswissenschaftlichen Forschungshypothesen bezüglich latenter Variablen des Konsumentenverhaltens, wie z.B. im Rahmen der Einstellungs- oder der Kundenzufriedenheitsforschung (vgl. hierzu eine Übersicht bei Backhaus et. al. 2003, S. 338 f.). Daneben hat die Kausalanalyse aber auch für jene Fragestellungen eine gewisse Bedeutung erlangt, bei denen komplexe Abhängigkeitsbeziehungen im Kontext der Erfolgsfaktorenforschung untersucht werden (vgl. Fritz 1992; Homburg/Hildebrand 1998). Gleichwohl ist an dieser Stelle anzumerken, dass die methodisch überaus anspruchsvolle Konzeption den praktischen Verbreitungsgrad der Kausalanalyse stark begrenzt.

3.4.2. Verfahrensablauf

Zur Durchführung von Kausalanalysen stehen spezielle Software-Pakete zur Verfügung, wie etwa das LISREL-Programm (LInear Structural RELationships), das ebenso wie AMOS (Analysis of MOment Structures), sowohl als Supplement unter der weit verbreiteten SPSS-Software als auch als Einzelprogramm (stand alone) verfügbar ist. Daneben existieren Software-Alternativen, die unter BMDP (z.B. EQS-Programm) oder unter SAS (z.B. PROC CALIS-Programm) lauffähig sind. Aufgrund der weiten Verbreitung beziehen sich die nachfolgenden Ausführungen auf die Nomenklatur und Struktur des LISREL- sowie des AMOS-Programmes. Der Untersuchungsprozeß einer Kausalanalyse verläuft hierbei in vier Analysephasen (vgl. Abbildung 19):

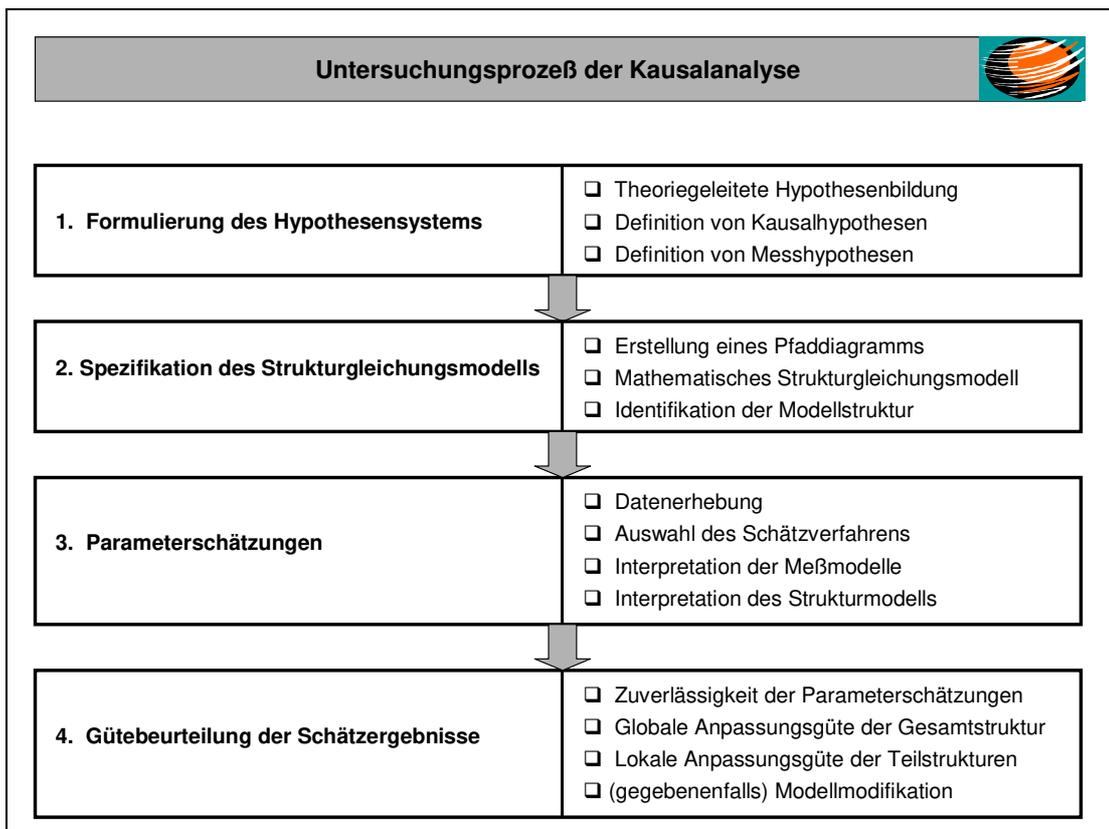


Abbildung 19: Verfahrensablauf der Kausalanalyse

(1) Formulierung des Hypothesensystems: Das grundlegende Anliegen einer Kausalanalyse ist es, multivariate Abhängigkeitsbeziehungen im Weg einer empirisch-quantitativen Hypothesenprüfung zu untersuchen. Ausgangspunkt der Kausalanalyse bildet daher die theoriegeleitete Formulierung von Hypothesen in Form von „wenn-dann“ oder „je-desto“-Aussagen. Die Hypothesenbildung beinhaltet eine Entscheidung darüber, welche Variablen berücksichtigt werden sollen und in welcher Richtung die kausalen Zusammenhänge vorliegen (Festlegung der Vorzeichen). Neben der Formulierung inhaltlicher Kausalhypothesen ist in jenen Fällen, bei denen Kausalzusammenhänge zwischen latenten Variablen untersucht werden, die Spezifizierung von sog. Meßhypothesen notwendig. Eine Überprüfung kausaler Abhängigkeiten zwischen latenten Variablen ist nur dann möglich, wenn die hypothetischen Konstrukte (z.B. Unternehmenserfolg) durch empirisch beobachtbare Indikatorvariablen (z.B. Unternehmensgewinn, Marktanteil) erfasst werden. Insofern sind sämtliche latente Variablen durch eine oder mehrere Indikatorvariablen zu operationalisieren.

(2) Modellspezifikation: Um komplexe Hypothesen über kausale Beziehungen zwischen mehreren Variablen quantitativ untersuchen zu können, muß das verbal formulierte Hypothesensystem in ein formales Strukturgleichungssystem (Kausalmodell) überführt werden. Kausalmodelle können durch ein sog. Pfaddiagramm veranschaulicht und/oder durch ein mathematisches Strukturgleichungssystem spezifiziert werden (vgl. Abbildung 20).

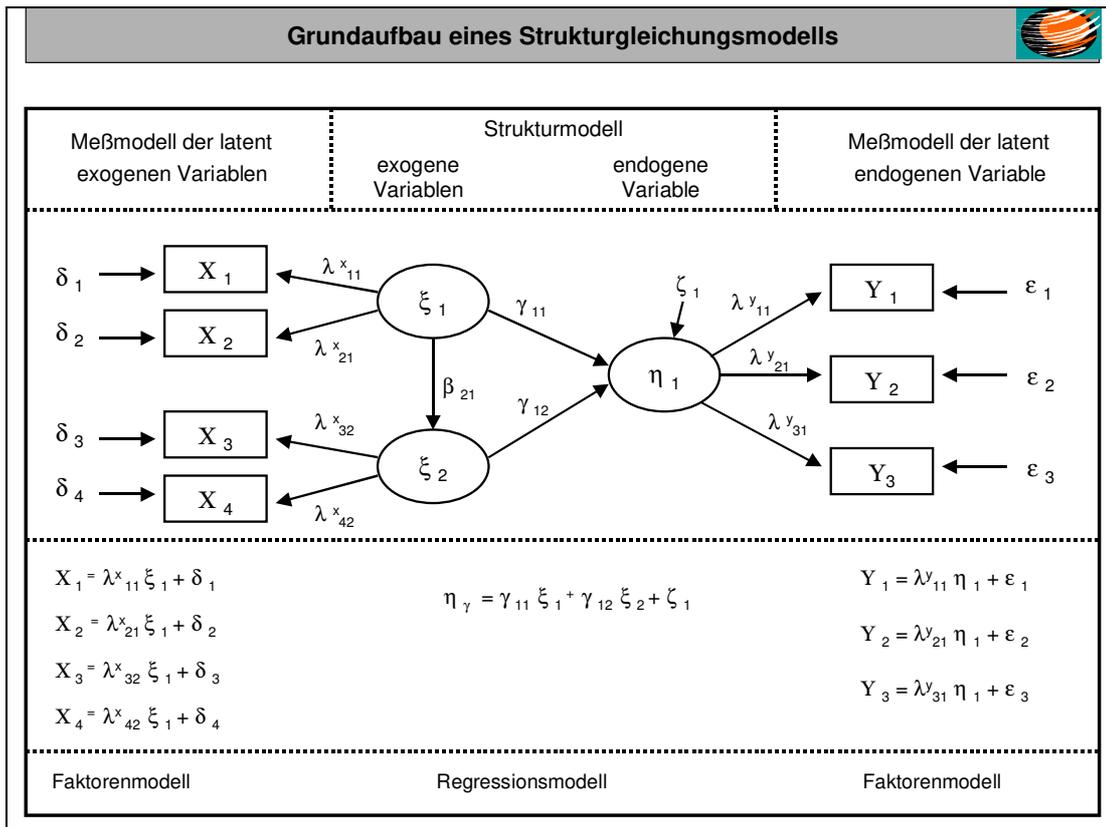


Abbildung 20: Grundaufbau eines Kausalmodells

Ein Kausalmodell beinhaltet die formale Darstellung der Gesamtheit relevanter Hypothesen und umfasst ein Strukturmodell sowie zwei Messmodelle. Ein einfaches Kausalmodell mit zwei Kausalhypothesen ($\xi_1 \rightarrow \eta_1$; $\xi_2 \rightarrow \eta_1$) und mehreren Meßhypothesen (z.B. $\xi_1 \rightarrow x_1$) ist in Abbildung 20 dargestellt. Ein **Strukturmodell** („inneres Modell“) enthält die postulierten Hypothesen bezüglich der kausalen Zusammenhänge sog. endogenen und exogenen Variablen. Endogene (abhängige) Variablen η („eta“) werden durch die im Modell unterstellten kausalen Beziehungen erklärt, wobei die exogenen (unabhängigen) Variablen ξ („ksi“) als erklärende Größen dienen, die jedoch nicht selbst durch das Kausalmodell erklärt werden. Latente Variablen werden nicht direkt gemessen, sondern über empirische Indikatorvariablen erfasst. Das **Meßmodell** („äußeres Modell“) der latenten exogenen Variablen enthält diejenigen empirischen Indikatoren (x), anhand derer die exogenen Variablen operationalisiert werden sollen bzw. es bringt die Zusammenhänge zwischen diesen Indikatoren und den exogenen Größen zum Ausdruck. Im Messmodell der latenten endogenen Variablen hingegen sind die Indikatorvariablen (y) zur Operationalisierung der endogenen Variablen enthalten bzw. es erfasst die Zusammenhänge zwischen empirischen Indikatoren und den endogenen Größen. Die empirischen Meßfehler der exogenen Variablen werden mit δ („delta“) bezeichnet, die der endogenen Variablen mit ε („epsilon“).

Für das in Abbildung 20 dargestellte Kausalmodell kann ein Beispiel darin bestehen, dass in diesem die Abhängigkeit der latenten endogenen Variablen „Kaufverhalten“ von den beiden latenten exogenen Variablen „Nachfragerpräferenz“ und „Kunden-



zufriedenheit“ modelliert wird. Als Indikatorvariablen für das „Kaufverhalten“ können der „Markenbesitz“, die „Kaufmenge“ und der „Kaufpreis“ dienen, während die „Nachfragerpräferenz“ anhand der Indikatoren „Markensympathie“ sowie „Produkt-involvement“ bzw. die „Kundenzufriedenheit“ durch die Indikatoren „Service-zufriedenheit“ und „Produktzufriedenheit“ gemessen werden.

(3) Pfaddiagramm: Aus Gründen der Übersichtlichkeit ist es vielfach zweckmäßig, Strukturgleichungsmodelle in einem Pfaddiagramm zu veranschaulichen. Zur Erstellung eines Pfaddiagramms bietet sich z.B. komfortable Software AMOS an. AMOS ermöglicht nicht nur eine anwenderfreundliche Diagrammgestaltung, sondern überführt die Elemente des Pfaddiagrammes in ein mathematisches Strukturgleichungssystem, auf dessen Basis die Parameterschätzungen vorgenommen werden können (vgl. zur Konstruktion von Pfaddiagrammen ausführlich Backhaus et. al. 2003, S. 354 ff.; Rudolf/Müller 2004, S. 287 ff.). Indikatorvariablen (x , y) werden durch Rechtecke veranschaulicht, latente Variable hingegen durch Kreise dargestellt (vgl. Abbildung 20) Im linken (rechten) Teil des Diagramms ist das Meßmodell der latenten exogenen (endogenen) Variablen abgebildet. Eine kausale Beziehung zwischen zwei Variablen wird durch einen geraden Pfeil (= Pfad) angezeigt. Seinen Ursprung hat ein Pfeil stets bei der verursachenden Variablen, sein Endpunkt hingegen liegt immer bei der abhängigen Variablen. Da die empirischen Indikatoren nicht vollständig durch die latenten Variablen erklärt werden können, wird in das Pfadmodell für jede Indikatorvariable eine nichtbeobachtete Fehlervariable aufgenommen. Graphisch wird dieser Einfluss der Residualvariablen gleichfalls durch Pfeile dargestellt, deren Ursprung dieses Pfeils stets von einer Residualvariablen ausgeht. Somit werden die einzelnen empirischen Indikatoren jeweils durch eine latente Variable sowie durch eine Fehlervariable beeinflusst, welche die nicht durch die latente Variable erklärten Varianzanteile erfasst.

(4) Mathematisches Strukturgleichungsmodell: Die mathematische Umsetzung des Pfaddiagramms führt zu einem linearen Gleichungssystem, das gewöhnlich in einer Matrizenschreibweise dargestellt wird (vgl. hierzu ausführlich Backhaus et. al. 2003, S. 356 ff.; Bühl/Zöfel 2000, S. 338 ff.; Homburg/Pflesser 2003, S. 640 ff.; Rudolf/Müller 2003, S. 273 ff). Während hierzu eine Reihe von Softwareprogrammen die explizite mathematische Spezifikation des Kausalmodells benötigt, erzeugt demgegenüber z.B. das Paket AMOS das betreffende mathematische Gleichungssystem automatisch auf Basis des vom Anwender vorab erstellten Pfaddiagramms.

Bezeichnet der Vektor y die Indikatoren der latenten endogenen Variablen, der Vektor x die Indikatorvariablen der exogenen Variablen und ϵ sowie δ die Meßfehlervarianzen, so lassen sich die **Messmodelle** allgemein formalisieren als (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 356 ff.; Homburg/Pflesser 2000, S. 640 ff; Fritz 1992, S. 116 ff.):

$$y = \Lambda_y * \eta + \epsilon$$

$$x = \Lambda_x * \xi + \delta$$



Die Matrizen Λ_y und Λ_x („Lambda“) beinhalten die Beziehungen zwischen den Indikatorvariablen und den zugrundeliegenden latenten Variablen der beiden Messmodelle. Inhaltlich bedeutet dies, dass die Korrelationen zwischen den Indikatorvariablen auf den Einfluss der latenten Variablen zurückzuführen sind, d.h. die latente Variable determiniert als unabhängige Variable den beobachteten Wert der Indikatorvariablen (im Pfaddiagramm angezeigt durch die Richtung der Pfeilspitze auf die jeweilige Indikatorvariable). Demzufolge entspricht die mathematische Struktur des Messmodells einer Faktorenanalyse, so dass im Fall standardisierter Ausgangsvariablen die Matrizen Λ_y und Λ_x die jeweiligen Faktorladungen der Indikatorvariablen auf die latenten Variablen enthalten.

Demgegenüber lassen sich die im **Strukturmodell** formulierten Beziehungen zwischen den latenten Variablen durch die folgende Matrixschreibweise ausdrücken:

$$\eta = B + \eta + \Gamma * \xi + \zeta$$

Die Koeffizientenmatrix B („Beta“) modelliert die Effekte zwischen den endogenen Variablen, während die Koeffizientenmatrix Γ („Gamma“) die Effekte der exogenen auf die endogenen Variablen beinhaltet. ζ („zeta“) bildet einen Vektor von Fehlergrößen, der die Effekte von nicht im Modell enthaltenen Variablen erfasst. Inhaltlich entspricht das Strukturmodell einer multiplen Regressionsanalyse von latenten Variablen, wobei die Pfadkoeffizienten im Fall standardisierter Ausgangsvariablen die Beta-Koeffizienten des multiplen Regressionsmodells widerspiegeln. Insofern stellt die Kausalanalyse eine Integration von zwei Faktoranalysen und einem Regressionsansatz dar.

(5) Parameterschätzung: Im Anschluss an die Modellspezifikation erfolgt die Schätzung der zahlreichen Modellparameter (vgl. hierzu ausführlich Backhaus et. al. S. 356 ff.; Homburg/Pflesser 2000, S. 643 ff.). Diese umfassen zum einen die Parameter des Strukturmodells, d.h. die β - und γ - Regressionsparameter, welche in den Parametermatrizen B und Γ zusammengefasst sind. Daneben sind die Parameter des Messmodells zu schätzen, welche durch die Faktorladungen λ_y sowie λ_x zum Ausdruck kommen und in den Parametermatrizen A_y und A_x zusammengefasst sind. Schließlich sind die Varianzen/Kovarianzen der exogenen latenten Variablen sowie aller Fehlervariablen zu bestimmen.

Das **schätztechnische Grundprinzip** der Kausalanalyse ist dadurch gekennzeichnet, dass auf der Grundlage von empirisch gemessenen Varianzen und Kovarianzen von Indikatorvariablen simultane Parameterschätzungen vorgenommen werden, die Rückschlüsse über die vermuteten Abhängigkeitsbeziehungen zwischen den latenten Variablen ermöglichen (vgl. Homburg/Pflesser 2000, S. 635). LISREL bzw. AMOS lösen dieses Schätzproblem mit Hilfe spezieller numerischer Verfahren, wie z.B. dem gebräuchlichen Maximum-Likelihood-Algorithmus. Hierbei wird angestrebt, dass die aus dem Kausalmodell resultierende Kovarianzmatrix die empirische Kovarianzmatrix der beobachteten Variablen y und x bestmöglich reproduziert, d.h. dass die Abweichungen der empirischen Kovarianzen von den durch das Modell ermittelten Kovarianzen minimal werden. Voraussetzung hierfür ist, dass das Gleichungssystem lösbar ist bzw. die Modellstruktur identifiziert werden kann. Eine



notwendige Bedingung für die **Modellidentifikation** besteht darin, dass die Anzahl der zu schätzenden Modellparameter höchstens so groß sein darf, wie die Anzahl der empirischen Varianzen und Kovarianzen. Eine solcherart erforderliche Modellprüfung wird z.B. von AMOS bereitgestellt. Die **Interpretation** der Schätzergebnisse bezieht sich zum einen auf die Betrachtung der gesamten Abhängigkeitsstruktur zwischen den Variablen und zum anderen auf die Untersuchung einzelner Parameter. Generell ist hierbei von Interesse, ob die Strukturbeziehungen signifikant sind und in welcher Intensität diese vorliegen.

(6) Gütebeurteilung der Schätzergebnisse: Die Gütebeurteilung der Modellergebnisse stellt darauf ab, in welchem Maße sich die geschätzte Modellstruktur an die empirischen Datenstruktur anpasst. Zur Gütebeurteilung stehen sowohl globale Anpassungsmaße, welche die Güte der gesamten Modells bewerten, als auch lokale Anpassungsmaße, die sich auf einzelne Modellteile beziehen, zur Verfügung (vgl. hierzu ausführlich Homburg/Pflesser 2000; S. 647 ff.). Die Modellbeurteilung kann im Einzelfall jedoch dazu führen, dass eine Modellmodifikation zweckmäßig erscheint. Diese kann zum einen eine Aufnahme zusätzlicher Parameter (Parameterexpansion) oder den Ausschluß nicht-signifikanter Parameter (Parameterkontraktion) beinhalten (vgl. hierzu ausführlich Homburg/Pflesser 2000, S. 652 ff.).

3.4.3. Empirisches Fallbeispiel

Die Durchführung und Ergebnisinterpretation einer Kausalanalyse soll im Folgenden anhand eines Beispiels zur Kundenbindung in der Automobilindustrie skizziert werden.

Ausgangspunkt der Überlegungen bildet die theoretisch unumstrittene und empirisch zahlreich belegte Erkenntnis, dass die Kundenbindung von Nachfragern durch zahlreiche Einflussgrößen geprägt wird (vgl. Müller 1996; Peter 1997). Im vorliegenden Fallbeispiel wurde vereinfachend davon ausgegangen, dass einerseits die Kundenzufriedenheit und andererseits die Attraktivität der verfügbaren Konkurrenzprodukte einen maßgeblichen Einfluß auf die Kundenbindung von Automobilbesitzern ausüben. Die vermuteten Zusammenhänge zwischen den drei latenten Variablen wurde in zwei **Hypothesen** zum Ausdruck gebracht:

- ☒ Hypothese 1: Je höher die Kundenzufriedenheit von Automobilbesitzern ist, desto stärker wird die Kundenbindung gegenüber der gegenwärtig genutzten Automobilmarke sein.
- ☒ Hypothese 2: Je attraktiver die Angebote von Konkurrenzunternehmen seitens Automobilbesitzern beurteilt werden, desto geringer wird die Kundenbindung gegenüber der gegenwärtig verwendeten Automobilmarke sein.

Die **Operationalisierung der latenten Variablen** erfolgte anhand der in der Tabelle 11 angeführten Indikatorvariablen:



| Latente Variablen | Messvariablen (Indikatoren) |
|---|--|
| <i>Exogene Variablen (ξ):</i> | |
| ξ_1 : Kundenzufriedenheit | x_1 : Zufriedenheit mit der Produktleistung x_2 : Zufriedenheit mit dem technischen Kundendienst x_3 : Zufriedenheit mit der Wirtschaftlichkeit des Produktgebrauchs |
| ξ_2 : Attraktivität des Konkurrenzangebotes | x_4 : wahrgenommene Produktqualität des Konkurrenzangebotes x_5 : wahrgenommene Preisgünstigkeit des Konkurrenzangebotes |
| <i>Endogene Variable (η):</i> | |
| η_1 : Kundenbindung | y_1 : Wiederkaufabsicht y_2 : Kaufabsicht gegenüber zusätzlichen Produktangeboten |

Tabelle 11: Operationalisierung der latenten Variablen

Die vorliegende Kausalanalyse wurde mit Hilfe des AMOS-Programms durchgeführt und erbrachte mittels der Maximum-Likelihood-Methode die in Tabelle 12 bzw. in Abbildung 21 angeführten Schätzergebnisse:

Die von AMOS ermittelten Ergebnisse werden sowohl als unstandardisierte Schätzwerte als auch als standardisierte Parameterwerte (vgl. Tabelle 12) ausgewiesen. In der an dieser Stelle nicht erläuterten unstandardisierten Lösung stellen die Parameterschätzungen des Meßmodells keine Faktorladungsmatrizen dar, sondern enthalten lediglich die Regressionskoeffizienten zwischen den Meßvariablen und den latenten Variablen. Aus Gründen einer detaillierten und gleichermassen einfacheren Ergebnisinterpretation ist es zweckmäßiger, die standardisierte Lösung zu betrachten, bei der die Varianzen bzw. Standardabweichungen aller latenten und manifesten Variablen auf den Wert 1 normiert sind. Bei standardisierten Parameterschätzungen werden daher anstelle der Kovarianzen die Korrelationen ermittelt. Insofern entsprechen die Pfadkoeffizienten in den Messmodellen den Faktorladungen der Faktorenanalyse und jene des Struktur-modells den Beta-Gewichten der Regressionsanalyse.



| Standardized Regression Weights | | Estimate |
|---------------------------------|--|----------|
| Kundenbindung | <- Kundenzufriedenheit | 0,266 |
| Kundenbindung | <- Attraktivität des Konkurrenzangebotes | -0,708 |
| servicez | <- Kundenzufriedenheit | 0,886 |
| wiederka | <- Kundenbindung | 1,017 |
| zusatzka | <- Kundenbindung | 0,720 |
| quali_ka | <- Attraktivität des Konkurrenzangebotes | 0,965 |
| preis_ka | <- Attraktivität des Konkurrenzangebotes | 0,793 |
| kostenzu | <- Kundenzufriedenheit | 0,572 |
| produktz | <- Kundenzufriedenheit | 0,936 |

| Squared Multiple Correlations | | Estimate |
|-------------------------------|---------------|----------|
| | Kundenbindung | 0,892 |
| | zusatzka | 0,519 |
| | wiederka | 1,034 |
| | quali_ka | 0,931 |
| | preis_ka | 0,630 |
| | produktz | 0,875 |
| | servicez | 0,786 |
| | kostenzu | 0,327 |

Tabelle 12: Standardisierte Parameterschätzungen (Ausschnitt) mit Hilfe der ML-Methode

(1) Schätzergebnisse im Messmodell: Im Meßmodell vermitteln die gewichteten Regressionskoeffizienten (Standardized Regression Weights) Auskunft darüber, wie stark die Korrelation zwischen den Indikatorvariablen und den hypothetischen Konstrukten ist. Quadriert man diese Faktorladungen, so erhält man die erklärten Varianzanteile der Indikatorvariablen, die einerseits unter der Überschrift „Squared Multiple Correlations“ (Quadrierte Multiple Regressionskoeffizienten) in Tabelle 12 angeführt sind bzw. im Pfaddiagramm der Abbildung 21 rechts über den jeweiligen Variablen angezeigt werden. Hiernach erklärt z.B. die latente Variable „Attraktivität des Konkurrenzangebotes“ 93 % ($= 0,96^2$) der Varianz des Indikators „wahrgenommene Produktqualität des Konkurrenzangebotes“ (quali_ka). Demzufolge bleibt bezüglich dieses Indikators lediglich ein Varianzanteil von 7 % ($= 1 - 0,93$) unerklärt. In vergleichbarer Weise lassen sich die Zusammenhänge zwischen der latenten Variablen „Kundenzufriedenheit“ und ihren korrespondierenden Indikatoren interpretieren, die allesamt einen hohen erklärten Varianzanteil aufweisen. Augenfällig ist hingegen, dass die latente Variable „Wiederkaufabsicht“ (wiederka) einen erklärten Varianzanteil von über 100 % besitzt. Dieser Messfehler bildet das Resultat eines Stichprobenumfangs von lediglich 30 Auskunftspersonen. Gewöhnlich wird empfohlen, Kausalanalysen auf der Grundlage einer Stichprobe von mindestens 250 Fällen durchzuführen.

(2) Schätzergebnisse im Strukturmodell: Der Tabelle 12 kann unter der Rubrik der Quadrierten Multiplen Regressionskoeffizienten entnommen werden, dass die beiden



exogenen Variablen „Kundenzufriedenheit“ „Attraktivität des Konkurrenzgebotes“ ca. 89 % der Varianz der endogenen Variablen „Kundenbindung“ erklären. Den stärksten Bindungseinfluss übt im vorliegenden Beispiel die „Attraktivität des Konkurrenzangebotes“ aus. Hypothesenkonform verläuft dieser Wirkungseinfluss in einer negativen Beziehung, während zwischen der Kundenzufriedenheit und der Kundenbindung annahmegemäß ein positiver Zusammenhang vorliegt. Ferner ist zu konstatieren, dass zwischen den beiden exogenen Variablen „Kundenzufriedenheit“ und „Attraktivität des Konkurrenzangebotes“ eine negative Korrelation in Höhe von 0,85 ausgewiesen wird. Dieser Variablenzusammenhang lässt sich beispielsweise mit der sozialpsychologischen Vergleichsniveau-Theorie nach Thibout/Kelly begründen (vgl. Müller 1997). Die bislang angesprochenen sog. direkten Beeinflussungseffekte (vgl. zur ergänzenden Analyse indirekter Wirkungseffekte Homburg/Krohmer 2003, S. 288) lassen sich graphisch an den Kausalpfeilen im dargestellten Pfaddiagramm der Abbildung 21 ablesen und bestätigen hiernach die postulierten Richtungszusammenhänge des formulierten Hypothesensystems.

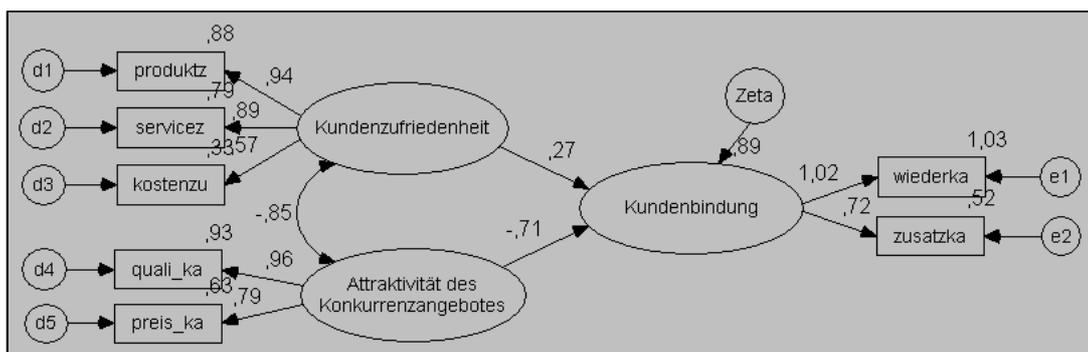


Abbildung 21: Pfaddiagramm mit Schätzergebnissen (standardisierte Lösung)

4. Multivariate Marktstrukturanalysen

4.1. Faktorenanalyse

4.1.1. Problemstellung

Die Faktorenanalyse gehört seit langem zu den bedeutsamsten Verfahren der multivariaten Datenanalyse. Ihr Ursprung liegt in der Psychologie, wo man bereits zu Anfang des vergangenen Jahrhunderts im Zuge der Messung von „Intelligenz“ versuchte, diese möglichst auf einen einzigen Faktor, den „Generalfaktor“



zurückzuführen. Später setzte sich die mittlerweile gängige Erkenntnis durch, komplexe Beziehungen zwischen einer Vielzahl von gegebenen (manifesten) Merkmalen dadurch zu ordnen bzw. zu vereinfachen, indem diese auf Basis ihrer empirischen Merkmalskorrelationen zu einer geringeren Zahl von dahinterstehenden „latenten“ Faktoren verdichtet werden.

Hieran anknüpfend bildet die Faktorenanalyse ein Verfahren, das eine größere Menge von wechselseitig abhängigen, metrischen Variablen auf eine geringere Anzahl von unkorrelierten Merkmalen, die gewöhnlich als Faktoren (synonym: Dimensionen) bezeichnet werden, reduziert (vgl. Aaker/Kumar/Day 2001, S. 554; Backhaus et. al. 2003, S. 259 ff.; Böhler 2004, S. 221 ff.; Bortz 1993, S. 473 ff.; Eckey/ Kosfeld /Rengers 2002; S. 5 ff.; Hammann/Erichson 2000, S. 256 ff.; Hüttner/Schwarting 2000; Litz 2000; S. 351 ff.; Malhotra 1999, S. 585 ff.; Müller 2004d; Rudolf/ Müller 2004, S. 123 ff.; Sudman/Blair 1998, S. 546 ff.; Voß 2004, S. 531 ff.).

Die Aufgabenstellung der Faktorenanalyse lässt sich durch die nachfolgenden Aspekte beschreiben:

- Die Faktorenanalyse bildet ein **datenreduzierendes Verfahren**, mit dessen Hilfe korrelative Beziehungen zwischen einer Vielzahl von Variablen auf eine geringere Anzahl von gemeinsamen Faktoren zurückgeführt werden.
- Zum anderen ist die Faktorenanalyse als eine **interdependenzanalytische Methode** zu kennzeichnen, die - im Unterschied zur dependenzanalytischen Einteilung der Datenmatrix in abhängige und unabhängige Variablen -, von wechselseitigen Beziehungen zwischen den Ausgangsvariablen ausgeht.
- Hiermit eng verbunden ist ihr **explorativer Charakter**, denn die Faktorenanalyse geht a priori nicht von einer bekannten Faktorenstruktur, d.h. einer gegebenen Merkmalzuordnung und Faktorenzahl aus. Vielmehr strebt diese im Zuge einer strukturen-entdeckenden Vorgehensweise an, solche Faktoren herauszufiltern und zu beschreiben.
- Ferner kann die Faktorenanalyse als ein gruppierendes bzw. **klassifizierendes Verfahren** charakterisiert werden, bei dem im Gegensatz zur Clusteranalyse, die Merkmalsträger zu Objektgruppen zusammenfasst, untersuchungsrelevante Variablen zu faktorspezifischen Variablengruppen vereinigt werden.
- Die Faktorenanalyse setzt **intervallskalierte Ausgangsvariablen** voraus.
- Schließlich bleibt anzuführen, dass die Anzahl der zu untersuchenden Fälle möglichst groß sein sollte, um **stabile Ergebnisse** der Faktorenanalyse sicherzustellen (vgl. Rudolf/Müller 2004, S. 126). Mitunter wird in diesem Zusammenhang eine Faustregel aufgestellt, nach der die Anzahl der Fälle dreimal so groß sein sollte wie die Anzahl der Ausgangsvariablen.

4.1.2. Untersuchungsprozess

Der Untersuchungsprozess einer Faktorenanalyse beinhaltet fünf Phasen, in denen Anwendern zahlreiche methodische Optionen zur Verfügung stehen (vgl. Abbildung



22). Daher befassen sich die nachfolgenden Darlegungen mit den methodischen Kernaspekten des Verfahrensablaufes (vgl. hierzu ausführlicher Müller 2004 d).

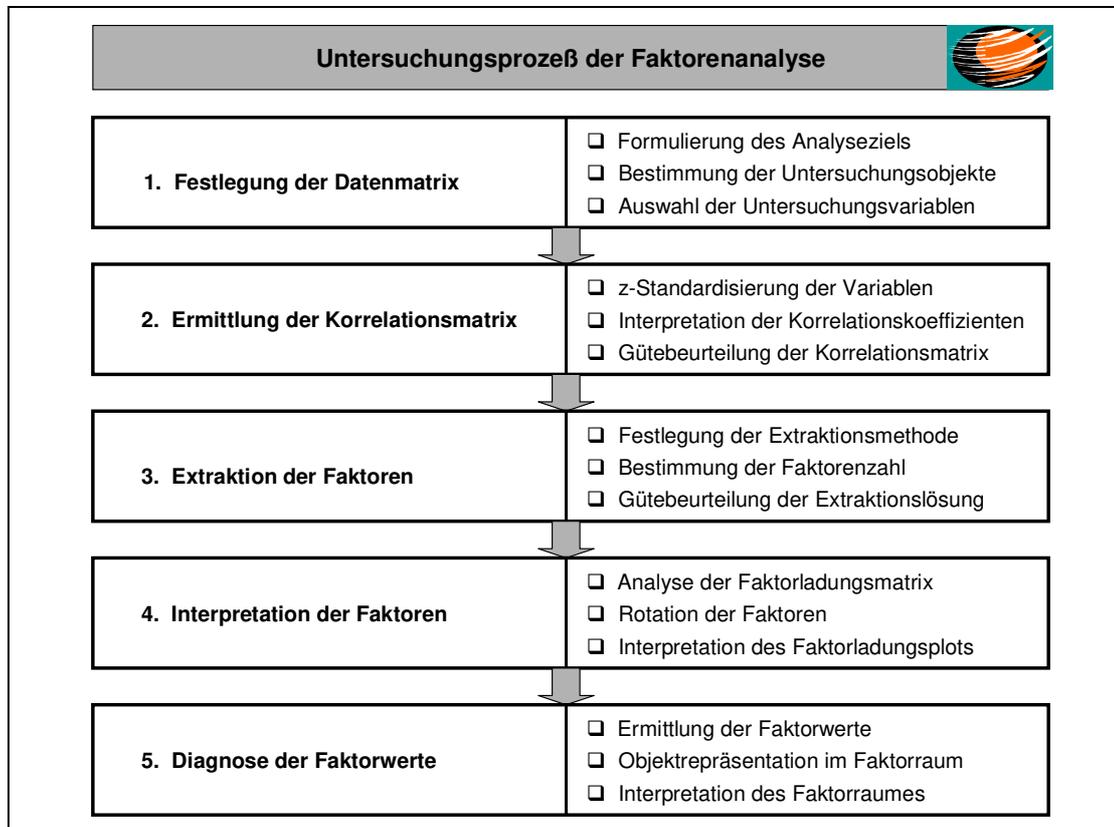


Abbildung 22: Verfahrensablauf der Faktorenanalyse

(1) Faktorenextraktion: Eine zentrale Zwecksetzung der Faktorenanalyse besteht darin, eine umfangreiche Anzahl von (manifesten) Variablen gemäß ihrer empirischen korrelativen Beziehungen solchermassen auf wenige, voneinander unabhängige (latente) Faktoren zu verdichten, dass der damit einhergehende Informationsverlust möglichst gering bleibt.

Die Merkmalsverdichtung beruht auf der folgenden Grundüberlegung: Ausgangspunkt bildet eine empirische Korrelationsmatrix mit paarweisen Produkt-Moment-Korrelationskoeffizienten. Für solche Variablen, welche stark miteinander korrelieren, wird angenommen, dass diesen ein gemeinsamer Faktor und damit dieselbe Hintergrundvariable zugrunde liegt. Umgekehrt wird für jene Variablen, die nur schwach miteinander korrelieren, davon ausgegangen, dass diese nicht durch einen gemeinsamen Faktor erklärt werden können. Ein extrahierter Faktor stellt somit eine gedachte (hypothetische, synthetische) Variable dar, die allen wechselseitig korrelierten Ausgangsvariablen zugrunde liegt bzw. mit diesen möglichst hoch korreliert.



Betrachtet man hierzu exemplarisch das in Abbildung 23 veranschaulichte Beispiel, so könnte das Ergebnis der Faktorextraktion darin bestehen, dass die sechs angeführten Imagemerkmale von Handelsbetrieben zu zwei grundlegenden Imagefaktoren bzw. - Dimensionen verdichtet worden sind.

(2) Faktoreninterpretation: Das Ergebnis der Merkmalsreduktion bilden wechselseitig voneinander unabhängige Faktoren, welche die Zusammenhänge zwischen den Ausgangsvariablen beschreiben und erklären. Hieran knüpft eine zweite Zielsetzung der Faktorenanalyse an, welche darin besteht, die extrahierten Faktoren inhaltlich zu beschreiben. Hierzu liefert die Faktorenanalyse statistische Indexpfahlen in Form von sog. Faktorladungen, die darüber informieren, wie stark der Zusammenhang zwischen einer Variablen und einem bestimmten Faktor ist.

Anhand von Faktorladungen lässt das Gemeinsame der mit einem bestimmten Faktor korrespondierenden Merkmale herauschälen. Bezogen auf das Beispiel in Abbildung 23 bietet es möglicherweise an, den Faktor 1, auf welchem die drei Imagemerkmale „freundliches Personal“, „umfangreiche Garantien“ und „kompetente Warenberatung“ hoch laden (wie durch die Pfeile angezeigt), mit dem Begriff „Service“ zu kenn-zeichnen.

(3) Analyse von Faktorwerten: Vielfach wird man sich im Rahmen faktorenanalytischer Problemstellungen nicht damit begnügen, Faktoren zu extrahieren und zu interpretieren. Vielmehr wird man zusätzlich daran interessiert sein, die Merkmals-träger der relevanten Datenmatrix (z.B. Personen, Unternehmen) anhand ihrer Faktorwerte zu beschreiben. Faktorwerte bringen die Ausprägungen der Merkmals-träger bezüglich der extrahierten Faktoren zum Ausdruck, d.h. sie geben darüber Auskunft, in welchem Maße die in einem Faktor zusammengefassten Merkmale bei Merkmalsträgern vorhanden sind.

Hinsichtlich des Beispiels in Abbildung 23 könnte man Faktorwerte dazu verwenden, um im Rahmen einer Wettbewerbsanalyse zu überprüfen, ob die untersuchten Handelsbetriebe hinsichtlich der erzeugten Faktoren gewisse Imagevorteile oder – nachteile aufweisen.

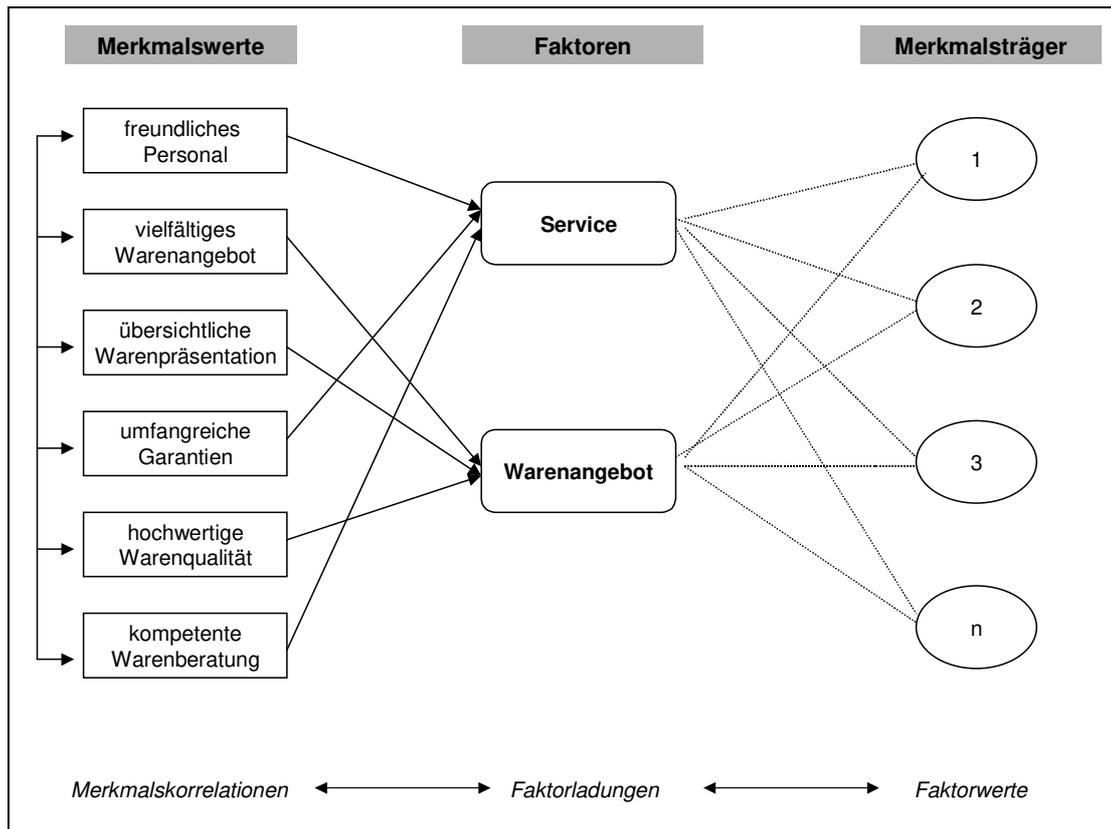


Abbildung 23: Grundmethodik der Faktorenanalyse

4.1.3. Einsatzfelder im Marketing

Im Marketing erstreckt sich der Einsatzbereich von Faktorenanalysen primär auf die Untersuchung von vier Problemstellungen (vgl. Kinneer/Taylor 1996, S. 626 ff.; Malhotra 1999, S. 587 f.):

- ❑ **Dimensionalität komplexer Merkmale:** Eine zentrale Aufgabenstellung der Faktorenanalyse besteht darin, die grundlegenden Dimensionen von komplexen Merkmalen bzw. Konstrukten des Nachfrager-, des Handels- oder des Wettbewerbersverhalten herauszufiltern. Hier kann die Faktorenanalyse dazu beitragen, das umfangreiche Bündel von Merkmalsbeziehungen zu wenigen Verhaltensdimensionen zu verdichten und verhaltensrelevante Merkmalsstrukturen zu erklären. So lässt sich beispielsweise mittels einer Faktorenanalyse untersuchen, welche grundlegenden Dimensionen das Kundenzufriedenheitsurteil von Produktnachfragern prägen (vgl. Müller 1996).
- ❑ **Produktpositionierung:** Ferner erweist sich die Faktorenanalyse im Rahmen der sog. Markenpositionierung als überaus hilfreich. Hierbei wird auf Basis empirischer Imagewerte u.a. der Frage nachgegangen, ob und ggfs. welche Leistungsvorteile bzw. -nachteile konkurrierende Marken in der Psyche der von ihnen anvisierten Zielgruppen aufweisen (vgl. Böhler 2004, S. 127 ff.;



Müller 1997; Sander 2001, S. 88 ff.; Trommsdorf/Bookhagen/Hess 2000; Wolfrum/Riedl 1999).

- **Technologische Wettbewerbsanalyse:** Eine mit der vorgenannten Aufgabenstellung eng verwandte Problemstellung stellt die im Innovationsmanagement zu bewältigende Analyse von technisch-physikalischen Wettbewerbsbeziehungen zwischen verschiedenen Unternehmen eines Marktes (Konzept der Leistungspositionierung) dar. Datengrundlage dieser Problemstellung bilden jedoch nicht die subjektiven Wahrnehmungen von Individuen, sondern objektiv messbare Leistungsausprägungen von Unternehmen oder ihrer Produkte.
- **Integrierte Datenanalyse:** Darüber hinaus nimmt die Faktorenanalyse innerhalb von integrierten Datenanalysen vielfach eine zentrale Rolle ein. Hierbei bilden die extrahierten Faktoren den Dateninput anderer Analyseverfahren (z.B. der Regressionsanalyse, der Clusteranalyse), wie etwa im Rahmen von Erfolgsfaktorenstudien (vgl. Müller 1997) oder der Abgrenzung sowie Beschreibung von Käufersegmenten (vgl. Freter/Obermeier 2000).

4.1.4. Empirische Anwendungsfälle

Nachfolgend sollen drei ausgewählte Beispiele aus der Anwendungspraxis des Verfassers skizziert werden (vgl. zu weiteren Beispielen Müller 1996). Diese knüpfen an den zuvor umrissenen faktoranalytischen Einsatzfeldern im Marketing an..

In empirischen Studien liegen gewöhnlich dreidimensionale Datenbasen vor. Diese können - wie z.B. in den nachfolgenden Praxisfällen - dadurch gekennzeichnet sein, dass ihnen eine Beurteilung von n Personen bezüglich k Objekten anhand von m Bewertungsmerkmalen zugrunde liegt. Zur Auswertung solcher Datensätze mittels einer Faktorenanalyse ist eine Überführung in eine zweidimensionale Datenmatrix erforderlich, wobei mehrere Optionen zur Verfügung stehen (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 326 ff.; Hüttner/Schwartz 2000; S. 386 ff.). Den nachfolgenden empirischen Beispielen liegt jeweils das Konzept der Durchschnittsbildung über Personen zugrunde, bei welchem die auszuwertende Datenmatrix eine für eine durchschnittliche Person zutreffende Objekte-Variablen-Matrix darstellt.

(1) Dimensionalität von Botschaftsstilen der Marktkommunikation“: Im Rahmen einer Studie zur zukünftigen Gestaltung der Marktkommunikation wurde vom Verfasser auf Basis einer Stichprobe von 300 Experten aus der Unternehmenspraxis u.a der Frage nachgegangen, welche Bedeutung bestimmten Botschaftsstilen beigemessen wird. Die Skalierung der Bedeutsamkeit erfolgte mittels einer vierstufigen Ratingskala mit den Werten 1 = sehr wichtig, ..., 4 = vollkommen unwichtig.

Ein erster Auswertungsschritt bestand darin, zunächst einen Überblick über die Bedeutung von Botschaftselementen mit Hilfe eines Mittelwert-Profiles zu erhalten. Dieses ist in der nachstehenden Abbildung 24 veranschaulicht und zeigt u.a., dass insbesondere jene Botschaftsgestaltung, die darauf ausgerichtet ist, „Vertrauen zu



schaffen“, „sachlich richtig zu informieren“ oder „überzeugend und begründend zu argumentieren“ eine gewichtige Rolle zukommt.

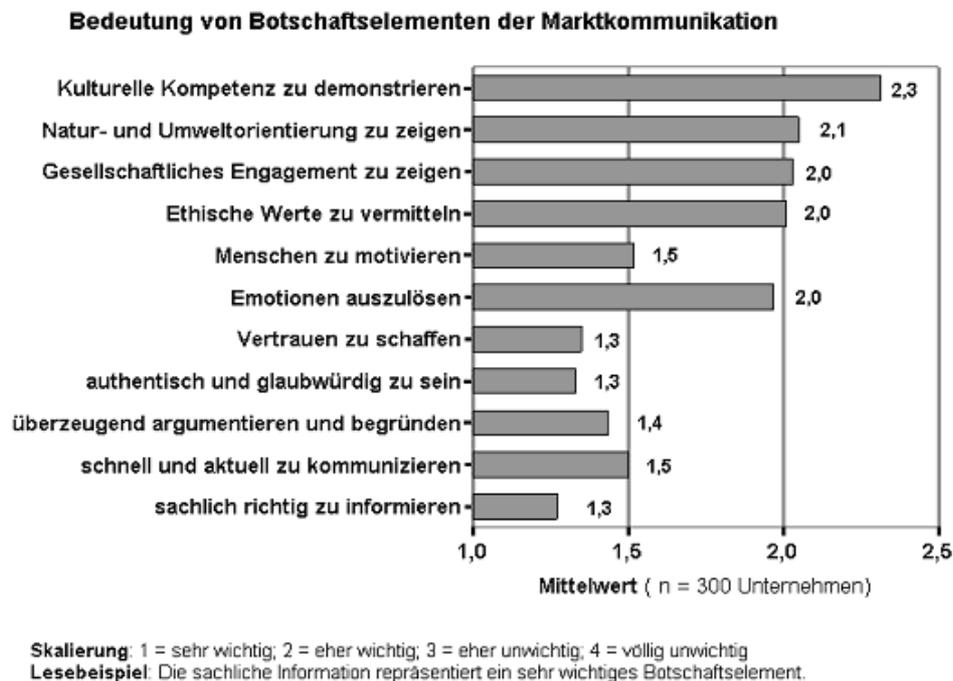


Abbildung 24: Bedeutung von Botschaftsinhalten in der Marktkommunikation

Der Katalog von elf verschiedenen Botschaftselementen der Kommunikation legt den Schluß nahe, dass die Elemente nicht unabhängig voneinander sind, sondern in einer korrelativen Beziehung zueinander stehen. So ist beispielsweise zu vermuten, dass sich die Elemente „Vertrauen zu schaffen“ oder „sachlich richtig zu informieren“ auf eine gemeinsame Hintergrundvariable zurückführen lassen, die kognitive Zielsetzungen der Kommunikation in sich vereinigt. An dieser Überlegung setzte die Durchführung einer Faktorenanalyse an, wobei die Faktorextraktion mittels des Hauptkomponentenverfahrens erfolgte und drei Faktoren hervorbrachte. Zusätzlich wurde eine sog. Faktorrotation vorgenommen, die insbesondere in jenen Fällen zweckmäßig ist, in denen die Faktorladungsmatrix keine eindeutige Zuordnung von Variablen zu Faktoren erkennen lässt. Die hier durchgeführte sog. Varimax-Rotation versucht daher im Zuge einer Umverteilung der Varianzanteile zwischen den Faktoren, die Spalten der Faktorladungsmatrix dadurch zu vereinfachen, dass die Ladungen mittlerer Größe entweder geringer oder größer werden, d.h. nahe bei ± 1 oder nahe bei 0 liegen. Diese erbrachte die in der (rotierten) Faktorladungsmatrix der Tabelle 13 angeführte Ergebnis.

Zur inhaltlichen Umschreibung der faktoranalytisch erzeugten, zunächst unbenannten Dimensionen werden die in den Zellen der Tabelle angeführten sog. Faktorladungen herangezogen (Faustregel zur Faktorinterpretation: Ladung größer gleich 0,5). An der absoluten Größe einer Faktorladung lässt sich nunmehr der Zusammenhang zwischen einem Botschaftselement und einer Dimension ablesen. So korreliert z.B. das Botschaftselement „sachlich richtig zu informieren“ in hohem Maße mit dem



Faktor 1 „informative Kommunikation“ (Faktorladung: 0,74), aber nur vergleichsweise schwach mit dem Faktor 3 „emotionale Kommunikation“, so dass dieses Botschaftselement der Dimension „informative Kommunikation“ zugeordnet wird.

| Varimax-rotierte Faktorenmatrix ^{a,b} | | | |
|--|---------------------------|--------------------------------|--------------------------|
| | Dimension | | |
| | informative Kommunikation | sozio-kulturelle Kommunikation | emotionale Kommunikation |
| sachlich richtig zu informieren | ,740 | -2,333E-02 | 5,290E-02 |
| schnell und aktuell zu kommunizieren | ,653 | 7,774E-02 | ,177 |
| überzeugend argumentieren und begründen | ,787 | ,193 | -9,229E-03 |
| authentisch und glaubwürdig zu sein | ,738 | ,129 | 6,568E-02 |
| Vertrauen zu schaffen | ,651 | 8,515E-02 | ,371 |
| Emotionen auszulösen | 4,097E-02 | ,146 | ,824 |
| Menschen zu motivieren | ,368 | ,195 | ,616 |
| Ethische Werte zu vermitteln | ,174 | ,533 | ,369 |
| Gesellschaftliches Engagement zu zeigen | ,111 | ,778 | ,255 |
| Natur- und Umweltorientierung zu zeigen | ,131 | ,777 | -,205 |
| Kulturelle Kompetenz zu demonstrieren | 6,842E-03 | ,736 | ,293 |

a. Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse
b. erklärte Gesamtvarianz: 60%

Tabelle 13: Faktorladungsmatrix bezüglich Botschaftselementen

Gemäß der vorstehenden Faktorladungsstruktur lassen sich die Faktoren wie folgt interpretieren:

- **„Informative Kommunikation“:** Dieser Kommunikationsstil setzt sich aus den Botschaftselementen „sachlich richtig zu informieren“, „schnell und aktuell zu kommunizieren“, „überzeugend argumentieren und begründen“, „authentisch und glaubwürdig zu sein“ sowie „Vertrauen zu schaffen“. Das gemeinsame inhaltliche Bindeglied zwischen diesen Botschaftsmerkmalen stellen offenkundig jene Botschaftsformen dar, die eine sachliche, primär rational begründende sowie kognitiv nachvollziehbare Informationsvermittlung beinhalten, so dass wir diese Dimension als „informative Kommunikation“ bezeichnen.
- **„Sozio-kulturelle Kommunikation“:** Mit dieser Dimension korrelieren die Botschaftselemente „Ethische Werte zu vermitteln“, „Gesellschaftliches Engagement zu zeigen“, „Natur- und Umweltorientierung zu zeigen“ sowie „Kulturelle Kompetenz zu vermitteln“. Diese Merkmale knüpfen am sozio-kulturellen Kontext der Botschaftsempfänger an, so dass es schlüssig erscheint,



diesen Kommunikationsstil mit dem Begriff „sozio-kulturelle Kommunikation“ zu kennzeichnen.

- **„Emotionale Kommunikation“**: Dieser Kommunikationsstil vereinigt jene Botschaftselemente, die vornehmlich emotionale Botschaftselemente verkörpern, d.h. „Emotionen auslösen“ sowie „Menschen zu motivieren“.

Um kommunikationspolitische Maßnahmen zielwirksam und fokussiert formulieren zu können, ist ferner das jeweilige **relative Bedeutungsgewicht der Dimensionen** von Relevanz (vgl. Müller 1996). Die methodische Vorgehensweise zur Ermittlung der relativen Bedeutungsgewichte knüpft an einer Varianzanalyse der Faktorladungen an. In der vorstehenden Faktorladungstabelle weist z.B. die Ladung von Faktor 1 auf die Variable „sachlich richtig informieren“ den Wert 0,74 auf. Hieraus resultiert ein sog. Bestimmtheitsmaß von $(0,74)^2 = 0,55$, was wiederum bedeutet, dass die Varianz dieser Variablen zu 55 % durch den Faktor 1 erklärt wird. Überträgt man diese Überlegungen auf sämtliche betrachteten Variablen, dann sind der nachstehenden Tabelle 14 folgende Informationen entnehmbar:

Erklärte Gesamtvarianz

| Faktor | Quadrierte Faktorladungen | |
|--------------------------------|---------------------------|--------------|
| | % der Varianz | Kumulierte % |
| informative Kommunikation | 34,000 | 34,000 |
| sozio-kulturelle Kommunikation | 16,000 | 50,000 |
| emotionale Kommunikation | 10,000 | 60,000 |

Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse.

Tabelle 14: Erklärte Varianzanteile von Faktoren

- Faktor 1 erklärt 34% der Gesamtvarianz in Höhe von 60%. Somit besitzt dieser einen relativen Erklärungsanteil bzw. ein relatives Bedeutungsgewicht von 57 % ($= 34/60 * 100$). In analoger Weise lassen sich die relative Gewichte der beiden anderen Faktoren bestimmen.
- Demnach ist die Bedeutungsstruktur der Kommunikationsstile in der betrieblichen Praxis dadurch gekennzeichnet, dass einer informativen Kommunikation der größte Stellenwert zukommt, gefolgt von einer „sozio-kulturellen Kommunikation“ (Bedeutungsanteil: 27%) und abgerundet durch eine „emotionale Kommunikation“ (Bedeutungsanteil: 16%).

Die faktoranalytischen Befunde können abschließend in einer Gesamtdarstellung zusammengefasst werden, in welcher einerseits die verschiedenen Botschaftselementen den betreffenden Kommunikationsstilen zugeordnet und andererseits die Bedeutungsstruktur der Kommunikationsstile angezeigt wird (vgl. Abbildung 25).

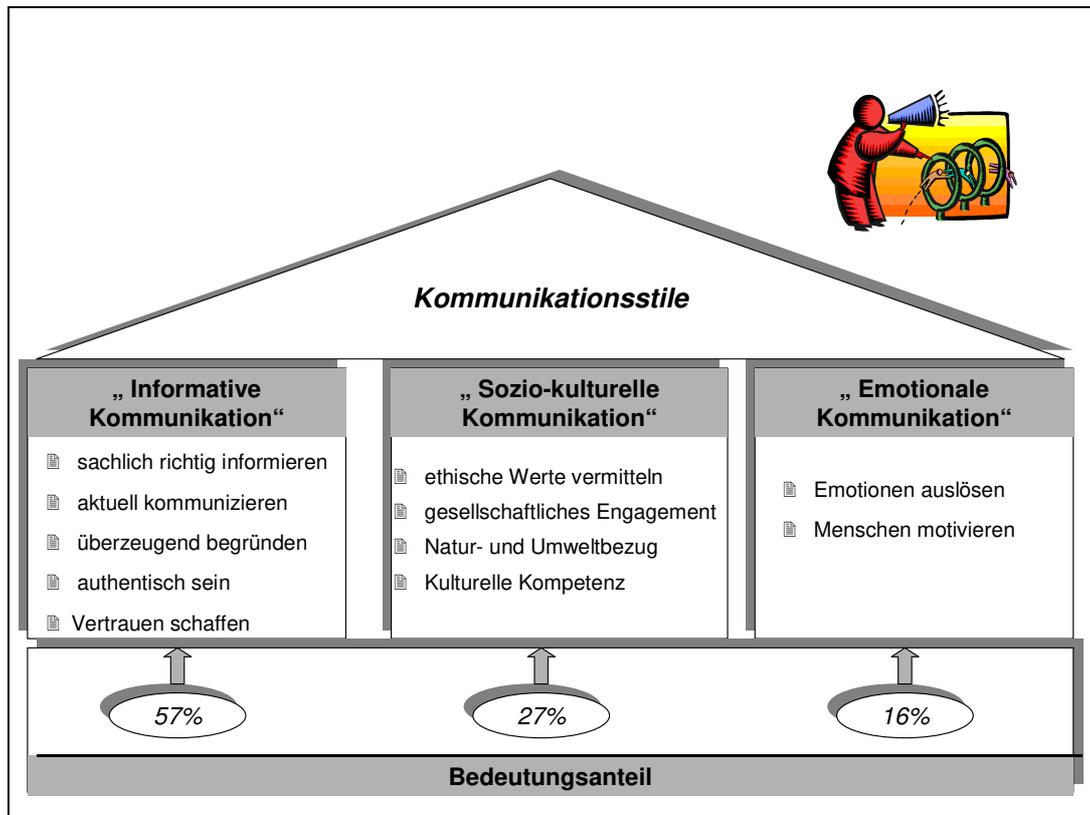


Abbildung 25: Botschaftselemente und Bedeutungsstruktur von Kommunikationsstilen

(2) **„Imageanalyse von Flughäfen in NRW“:** Für den Aufbau und die Stabilisierung von Marktanteilen ist das Präferenzverhalten der unternehmensrelevanten Zielgruppen von elementarer Bedeutung. Denn gemäß der verhaltenswissenschaftlich begründbaren Markenwahl-Hypothese stellt die Nachfragerpräferenz, d.h. der subjektiv wahrgenommene Grad der Vorziehwürdigkeit von Produktalternativen eine zentrale Determinante des Kaufentscheidungsverhaltens dar. Unternehmen sehen sich daher der grundlegenden Aufgabe gegenüber, einen einzigartigen Wettbewerbsvorteil („unique selling proposition“) im Meinungsspiegel von aktuellen und potentiellen Nachfragern zu verankern. Methodische Hilfestellung hierzu können u.a. sog. **Positionierungsanalysen** leisten, bei denen die eigene Imageposition im Konkurrenzumfeld aus Sicht der relevanten Nachfrager ermittelt wird, um daraus Ansatzpunkte für eine Optimierung der Marktbearbeitung und ggf. für eine Repositionierung abzuleiten (vgl. Müller 1997).

Vor diesem Hintergrund war der Verfasser damit beauftragt, eine Imageanalyse für in NRW beheimatete Flughäfen durchzuführen, um einerseits Wettbewerbsvorteile und -nachteile konkurrierender Flughäfen im Meinungsbild von Reisebüros aufzudecken und andererseits Hinweise zur Gestaltung eines wettbewerbsüberlegenen, profilierungswirksamen Marketing-Mix herauszuschälen. Hierzu wurde in einer Vorstudie ein Katalog von Imagemerkmale erarbeitet und auf seine Präferenz-



bedeutung für das Buchungsverhalten von Reisebüros hin untersucht. Das Resultat dieses Analyseschritts bildete die Festlegung von zehn präferenzrelevanten Image-merkmalen, die in der Hauptstudie einer Zufallsstichprobe von 580 Reisebüros mit Sitz im Ruhrgebiet zur Bewertung vorgelegt wurden. Als Messinstrument diente eine fünfstufige Qualitätsskala, welche den Wertebereich von 1 = sehr gut bis 5 = mangelhaft, umfasste. Neben der Bewertung realer Flughäfen wurden die Auskunftspersonen ferner gebeten, die Merkmalsausprägungen eines fiktiven, idealen Flughafens zu spezifizieren. Im Zuge einer Faktorenanalyse (Hauptkomponentenmethode) wurde der in Abbildung 26 veranschaulichte zweidimensionale Faktorraum erzeugt (erklärte Gesamtvarianz: 78 %), den man im Fall einer gemeinsamen Positionierung von realen und idealen Beurteilungsobjekten als Präferenzraum („joint space“) bezeichnet.

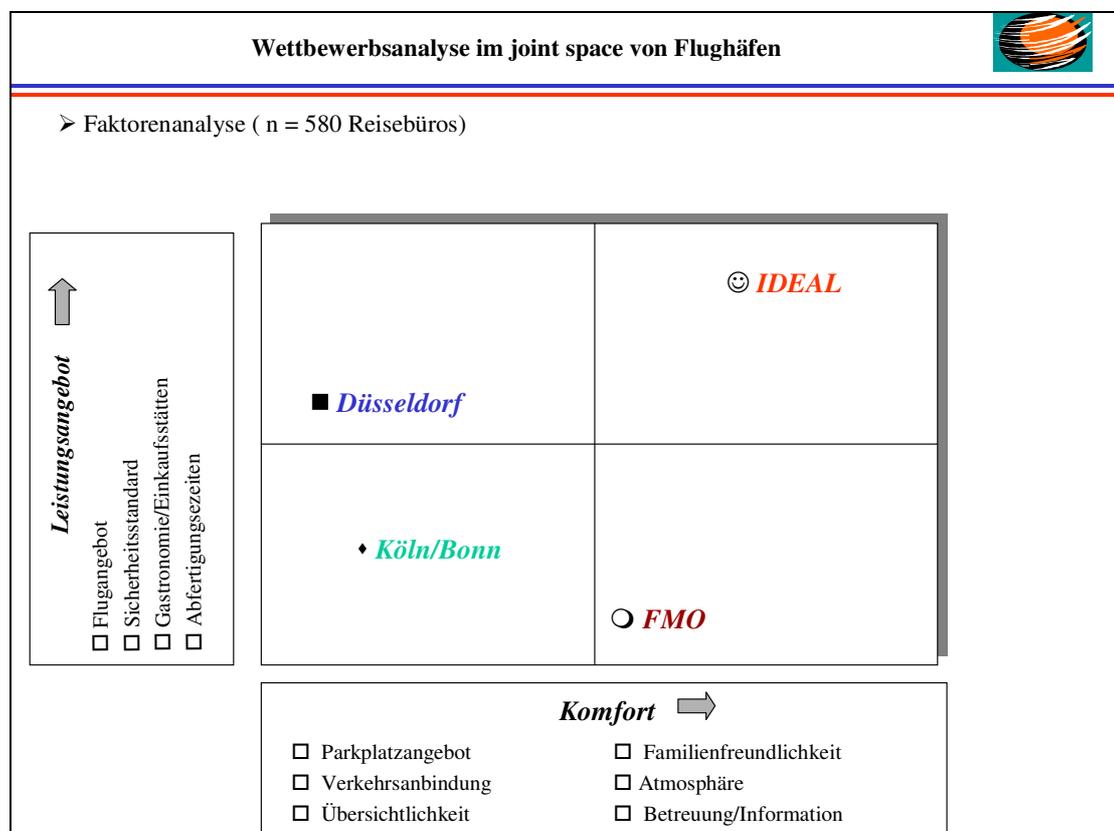


Abbildung 26: Joint space von Flughäfen

- Ausgangspunkt der faktoriellen Positionierungsanalyse bildet die Überlegung, dass die zehn Imagemerkmale im Beurteilungsprozess der Nachfrager nicht unabhängig voneinander sind, sondern in einer korrelativen Beziehung zueinander stehen. Für solche Merkmale, welche stark miteinander korrelieren, kann vermutet werden, dass diesen eine gemeinsame, hypothetische Hintergrundvariable („Faktor“) zugrunde liegt. Mittels einer Faktorenanalyse konnten zwei Faktoren extrahiert werden, welche die **Imagebeurteilung** bzw. das Buchungsverhalten der Reisebüros beschreiben und erklären: Faktor 1, den wir begrifflich als „Komfort eines Flughafens“ umschreiben, wird durch Leistungen wie z.B. das Parkplatzangebot, die Verkehrsanbindung oder Informationsangeboten geprägt. Demgegenüber setzt sich der Faktor 2, der von



uns mit dem Begriff „Leistungsangebot eines Flughafens“ versehen wird, u.a. aus dem Flugangebot sowie den Abfertigungszeiten zusammen. Die beiden Faktoren erklären 78,5% der Gesamtvarianz der zehn Imagemerkmale, so dass die Analysegüte bzw. der statistische Informationsverlust von 21,5 % als befriedigend beurteilt werden kann.

- Im Marktraum sind die **Marktpositionen** der Beurteilungsobjekte (hier: Flughäfen) auf Basis von sog. Faktorwerten eingetragen. Faktorwerte bringen die Ausprägungen der Untersuchungsobjekte hinsichtlich der extrahierten Faktoren zum Ausdruck. Faktorwerte von Null indizieren, dass das betreffende Objekt eine lediglich durchschnittliche Ausprägung besitzt und entsprechen in Abbildung 26 den mittleren Bezugslinien der Grafik. Demgegenüber zeigt ein positiver (negativer) Faktorwert an, dass das betreffende Objekt bezüglich dieses Faktors eine im Vergleich zu allen anderen Objekten überdurchschnittliche (unterdurchschnittliche) Ausprägung aufweist. So ist aus Abbildung 26 u.a. ersichtlich, dass der Flughafen Münster/Osnabrück eine geringfügig überdurchschnittliche Komfortausprägung aufweist, während das von den Nachfragern erwartete bzw. als ideal empfundene Komfortniveau jedoch deutlich größer ist.
- Die **Wettbewerbsposition**, d.h. die Wettbewerbsstärke oder –schwäche eines Objektes kommt durch dessen relative Lage auf den jeweiligen Raumdimensionen zum Ausdruck. Für den Flughafen „Düsseldorf“ ist z.B. festzustellen, dass dieser aus Sicht der Reisebüros zwar ein wettbewerbsüberlegenes Leistungsangebot bietet, jedoch bezüglich des Komforts deutliche Defizite aufweist. Ein umgekehrtes Bild vermittelt die Bewertung des Flughafens „Münster/Osnabrück“. Dieser besitzt Wettbewerbsnachteile bezüglich des Leistungsangebotes und Wettbewerbsvorteile hinsichtlich des Komfortfaktors.
- **Konkurrenzintensität**: Die räumlichen Distanzen zwischen den Objekten vermitteln einen Eindruck von der Wettbewerbsintensität, die um so größer (geringer) ist, je näher (weiter) die Objekte voneinander platziert sind. Aus der Abbildung 26 ist daher ersichtlich, dass die beiden Flughäfen Düsseldorf und Köln/Bonn in einer vergleichsweise engen Wettbewerbsbeziehung zueinander stehen, die insbesondere auf den weitgehend ähnlichen bzw. profilierungsarmen Leistungsmerkmalen der Komfordimension beruht.
- Zur Verbesserung einer Wettbewerbsposition empfiehlt sich eine **Repositionierung** in Richtung des „idealen Flughafens“, denn je geringer die Distanz zwischen einer realen Marktposition und dem fiktiven Ideal ist, desto größer ist die Buchungswahrscheinlichkeit für den betreffenden Flughafen. Die konkrete Ausgestaltung des relevanten Marketing-Mix ist dabei von jeweiligen Marktdimension abhängig. So ist z.B. eine Verbesserung des Komforteindrucks u.a. durch ein größeres Parkplatzangebot möglich.



(3) „Wettbewerbspositionierung von Möbelhäusern“: In methodisch vergleichbarer Weise wurden in einem regionalem Möbelmarkt die Wettbewerbspositionen von Möbelhäusern untersucht. Auf Basis von dreizehn relevanten Merkmalen der Einkaufsstättenwahl, die einer Zufallstichprobe von 200 privaten Nachfragern eines Möbelhauses mittels einer fünfstufigen Qualitätsskala zur Bewertung vorgelegt wurden, erbrachte eine Hauptkomponentenanalyse das in Tabelle 15 sowie in Abbildung 27 angeführte Ergebnis (erklärte Gesamtvarianz: 89 %).

Rotierte Komponentenmatrix^a

| | Komponente | |
|-------------------------------|-------------|-------------|
| | 1 | 2 |
| Möbelqualität | ,938 | ,233 |
| Möbelsortiment | ,937 | ,332 |
| Warenpräsentation | ,930 | ,304 |
| Präsenz des Verkaufspersonals | ,907 | ,411 |
| Sachkundiges Verkaufspersonal | ,900 | ,404 |
| Serviceangebot | ,790 | ,611 |
| Freundliches Verkaufspersonal | ,781 | ,585 |
| Einkaufsatmosphäre | ,652 | ,294 |
| Preis-/Leistungsverhältnis | ,292 | ,954 |
| Sonderpreise | ,248 | ,927 |
| Kulanz bei Reklamationen | ,356 | ,915 |
| Möbelprogramm | ,497 | ,742 |
| Parkplatzangebot | ,410 | ,737 |

Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse.
Rotationsmethode: Varimax mit Kaiser-Normalisierung.
a. Die Rotation ist in 3 Iterationen konvergiert.

Tabelle 15: Rotierte Faktorladungsstruktur

Die Einkaufsstättenbewertung privater Möbelnachfrager unterliegt zwei Dimensionen, die als „Wirtschaftlichkeit“ und „Leistungsangebot“ bezeichnet wurden. Der auf Basis von Faktorwerten erstellte Marktraum, in welchem reale Möbelhäuser und ein fiktives, ideales Möbelhaus positioniert sind, lässt recht anschaulich erkennen, dass z.B. IKEA bezüglich der Wirtschaftlichkeitsdimension eine wettbewerbsüberlegene Marktposition einnimmt, während im Hinblick auf das Leistungsangebot eine gewisse Distanz zum „Ideal“ besteht bzw. Defizite vorliegen. Aus diesen Informationen können unmittelbare Ansatzpunkte zur Gestaltung des Marketing-Mix gewonnen werden:

- Durch kommunikationspolitische Maßnahmen können jene Eigenschaften, bei denen eine Unternehmung besonders gut abschneidet bzw. eine wettbewerbsüberlegene Marktposition einnimmt, kommunikativ hervorgehoben werden.
- Mit Hilfe von produkt-, vertriebs- oder personalwirtschaftlichen Maßnahmen kann aktuelle Marktposition in Richtung der Idealvorstellungen der Zielgruppen verändert, d.h. umpositioniert werden.
- Schließlich kann versucht werden, die Art, die Anzahl und /oder das Beurteilungs-gewicht der kaufrelevanten Merkmale umzustrukturieren. Dieser



Positionierungs-ansatz ist allerdings überaus schwierig durchzusetzen und erfolgt daher gewöhnlich im Rahmen einer Neueinführung von Produkten.

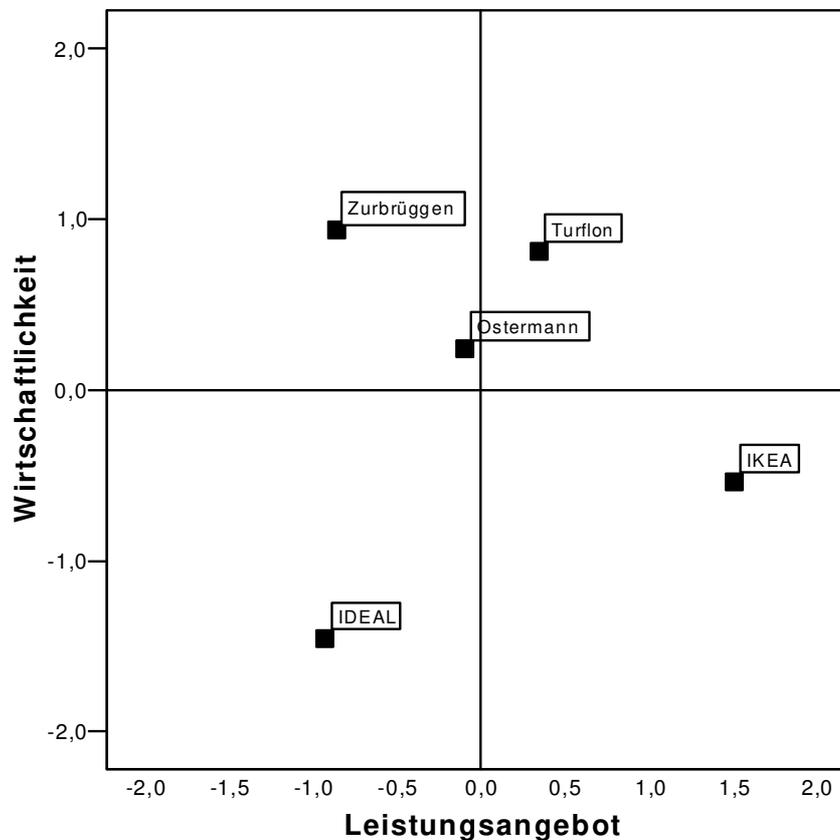


Abbildung 27: Joint space eines regionalen Möbelmarktes

4.2. Clusteranalyse

4.2.1. Problemstellung

Eines der Hauptprobleme in den empirischen Sozialwissenschaften besteht darin, umfangreiche Gesamtheiten von Objekten anhand von relevanten Merkmalen zu erfassen und in beschreibbare bzw. sachlich interpretierbare Gruppen aufzuteilen. Solche Teilgruppen können sowohl natürliche Gruppierungen darstellen (z.B. Käufer, Nichtkäufer einer Produktart) als auch das Resultat eines statistischen Klassifikations-verfahrens bilden. Gegenstand der Clusteranalyse bildet eine heterogene Menge von Untersuchungsobjekten (z.B. Personen, Produkte, Unternehmen, Regionen), die auf Basis von a priori ausgewählten Objektmerkmalen und unter Verwendung spezieller Fusionierungsalgorithmen zu möglichst homogenen Teilgruppen (Cluster, Klassen) zusammengefasst werden (vgl. Aaker/Kumar/Day 2001, S. 566 ff.; Bacher 1996; Backhaus et. al. 2003, S. 480 ff.;



Böhler 2004, S. 230 ff.; Bortz 1993, S. 522 ff.; Büschken/von Thaden 2000; Churchill/Iacobucci 2005, S. 585 ff.; Eckey/Kosfeld/ Rengers 2002; S. 203 ff.; Hammann/Erichson 2000, S. 270 ff.; Hüttner 1997, S. 319 ff.; Litz 2000; S. 384 ff.; Malhotra 1999, S. 610 ff.; Müller 2005a; Rudolf/Müller 2004, S. 151 ff.; Sudman/Blair 1998, S. 558 ff.; Voß 2004, S. 565 ff.).

Kennzeichnend für die Clusteranalyse sind vorrangig drei **Charakteristika**:

- **Zielsetzungen:** Die grundsätzliche Aufgabe einer Clusteranalyse besteht darin, Objekte entsprechend ihrer Ähnlichkeit bezüglich untersuchungsrelevanter Klassifizierungsmerkmale zu gruppieren. Hiermit sind drei Teilzeile verbunden: Zum einen wird angestrebt, dass die in einer einzelnen Teilgruppe zusammengefassten Objekte einander möglichst ähnlich bzw. homogen sind. Zusätzlich soll zum anderen gewährleistet sein, dass die Unterschiede zwischen den Teilgruppen möglichst groß bzw. die Teilgruppen einander möglichst unähnlich bzw. heterogen sind. Schließlich sollen die solcherart gebildeten Cluster eine tragfähige Grundlage für den Maßnahmen Einsatz des Anwenders bilden (z.B. die zielgruppenspezifische Gestaltung von Marketing-Instrumenten).

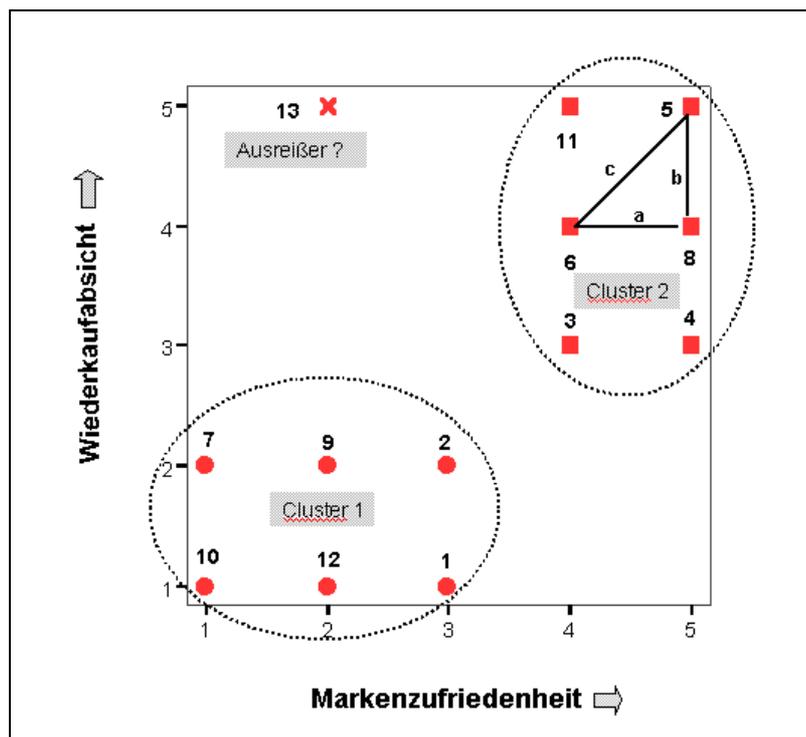


Abbildung 28: Grundprinzip der Clusterbildung

Das **clusteranalytische Grundprinzip** verdeutlicht die vorstehende Abbildung 28, in welcher die exemplarisch betrachtete Gesamtheit von 13 Nachfragern anhand der beiden Merkmale „Markenzufriedenheit“ und „Wiederkaufabsicht“ in zwei Cluster unterteilt ist. Aus dem Streudiagramm ist ersichtlich, dass Gruppe 1 aus Nachfragern besteht, die bezüglich beider Merkmale jeweils eine unterdurchschnittliche



Ausprägung aufweisen und somit als die Gruppe der Markenwechsler beschrieben werden kann. Demgegenüber befinden sich im Cluster 2 solche Nachfrager, die hinsichtlich beider Merkmale eine jeweils überdurchschnittliche Ausprägung besitzen und sich damit als die Gruppe der Stammkunden kennzeichnen lässt. Für Nachfrager 13 hingegen, der trotz einer geringen Markenzufriedenheit eine hohe Wiederkauf-absicht gegenüber der betreffenden Marke äußert, erweist sich eine Gruppen-zuordnung als nicht zweckmäßig. Denn wenngleich das scheinbar widersprüchliche Verhalten beispielsweise durch das Konzept der sog. Wechselbarrieren erklärt werden könnte, so bleibt im Rahmen einer Clusteranalyse dennoch zu prüfen, ob dieser nicht als ein Ausreißer aufzufassen und damit möglicherweise vom Untersuchungsprozeß auszuschließen wäre.

- ❑ **Klassifikationsansatz:** Die Clusteranalyse lässt sich als ein interdependenz-analytisches Klassifikationsverfahren kennzeichnen. Sie bildet zum einen ein Verfahren der Inderpendenzanalyse, das wechselseitige Beziehungen zwischen Objekten zur Aufdeckung von Strukturen untersucht. Ihr exploratorischer Einsatz ist insbesondere dann zweckmäßig, wenn zu Beginn der Analyse keinerlei Informationen über die Anzahl sowie Charakteristika von Teilgruppen vorliegen. Die Clusteranalyse stellt zum anderen ein spezielles objektzentriertes Klassifikationsverfahren dar, das eine Zusammenfassung der in einer Datenmatrix enthaltenen Objekte bzw. eine Gruppierung der Matrixzeilen anstrebt. Im Gegensatz zur Clusteranalyse knüpft eine Faktorenanalyse an den Variablen der Datenmatrix an und beinhaltet daher eine Gruppierung von Variablen bzw. eine Reduktion der Matrixspalten. Eine Gruppierung von Objekten kann auch mit Hilfe von dependenzanalytischen Klassifikationsverfahren vorgenommen werden. Während mit der Diskriminanzanalyse die Zugehörigkeit von Objekten zu vorab bereits unterteilten Gruppen erklärt und prognostiziert werden kann, strebt die Kontrastgruppenanalyse an, eine abhängige Variable dadurch zu erklären, dass die Ausgangsmenge von Objekten sukzessive in Gruppen aufgeteilt wird..
- ❑ **Verfahrensflexibilität:** Die Clusteranalyse bildet kein standardisiertes Verfahren, sondern bietet vielfältige Optionen zur Durchführung des Analyseprocedures. Hinsichtlich des Dateninputs ermöglicht die Clusteranalyse eine Objekt-gruppierung auf Basis von nominalen, ordinalen, metrischen oder gemischt-skalierten Klassifizierungsvariablen. Im clusteranalytischen Untersuchungsprozeß stehen dem Anwender ferner zahlreiche Wahlmöglichkeiten zur Verfügung, die einerseits die Messung der Unterschiedlichkeit von Objekten betreffen und sich andererseits auf die Auswahl von Fusionierungsalgorithmen beziehen. Hinzu kommt, dass die Clusteranalyse zwar prinzipbedingt zur Gruppenbildung führt, jedoch keine aussagefähigen Gütekriterien, wie z.B. Teststatistiken zur Ergebnisbewertung bereitstellt. Daher ist dem Anwender stets eine zweifache Aufgabe gestellt: Er hat zum einen über die Auswahl der statistischen Teil-prozeduren der Clusteranalysen zu entscheiden. Und zum anderen bedarf es stets einer Beurteilung darüber, ob die gewonnenen Cluster sachlich interpretierbar, hinreichend stabil und intern ausreichend homogen bzw. extern heterogen sind.



4.2.2. Untersuchungsprozess

Der clusteranalytische Verfahrensablauf umfasst vier Phasen, wobei die Auswahl der Klassifizierungsvariablen, die Erstellung der Proximitätsmatrix sowie die Festlegung des Fusionierungsverfahrens den methodischen Kern der Clusterprozedur darstellen (vgl. Abbildung 29):

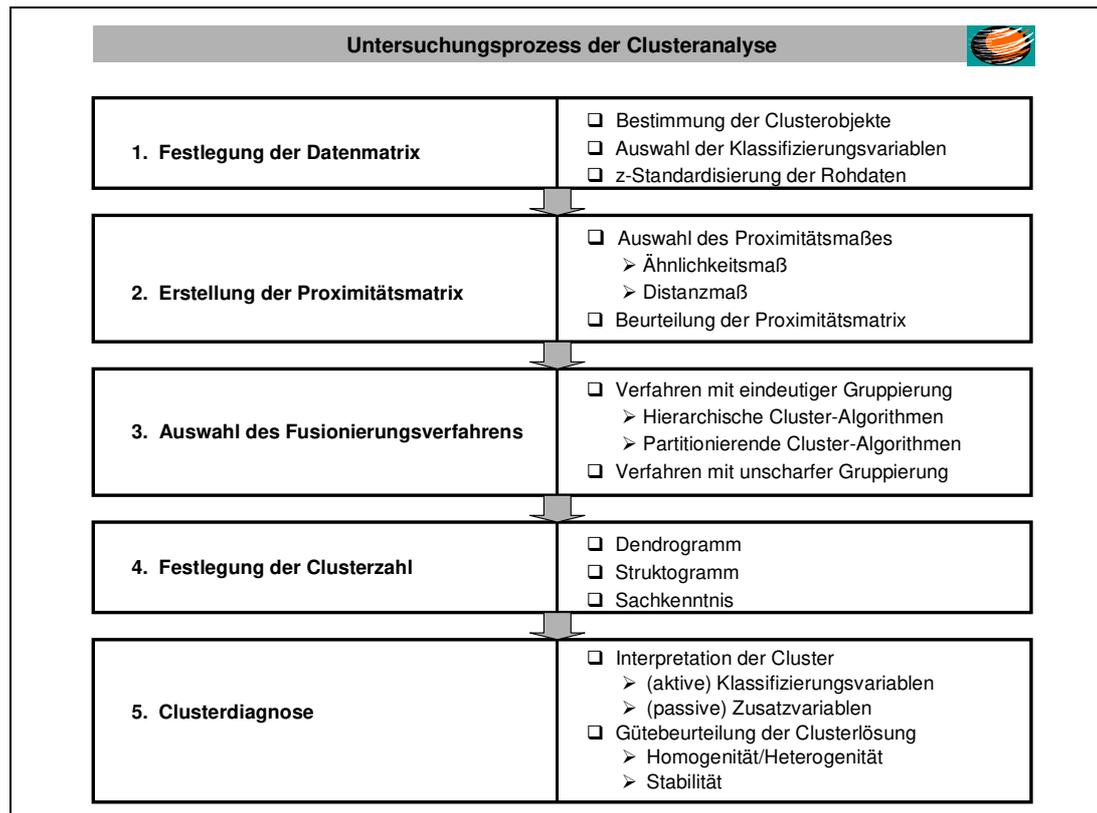


Abbildung 29: Verfahrensablauf der Clusteranalyse

(1) Festlegung der Datenmatrix: Die Auswahl jener Objekte und Merkmale, die als Dateninput des clusteranalytischen Vorgehens dienen sollen, ist grundsätzlich aus der marketingspezifischen Aufgabenstellung abzuleiten. Dabei kann es im Einzelfall sinnvoll sein, die Ausgangsmerkmale mittels einer Faktorenanalyse zu verdichten und die dadurch erzeugten Faktorwerte der Objekte als Klassifizierungsmerkmale heranzuziehen (= faktorielle Clusteranalyse). Nach der Zahl der Klassifizierungsvariablen lassen sich eindimensionale (monothetische) und mehrdimensionale (polythetische) Clusteransätze unterscheiden. In der Regel wird man im Marketing auf polythetische Ansätze zurückgreifen, bei denen die Clusterbildung auf Basis der simultanen Analyse mehrerer Merkmale vorgenommen wird.

(2) Erstellung der Proximitätsmatrix: Um die betrachteten Objekte entsprechend ihrer Ähnlichkeit zu Teilgruppen zusammenfassen zu können, muß die Unter-



schiedlichkeit (Proximität) von Objekten anhand einer statistischen Maßzahl erfasst werden. Daher wird im zweiten Schritt einer Clusteranalyse die Datenmatrix der Rohdaten in eine Proximitätsmatrix überführt. In dieser wird die paarweise Unterschiedlichkeit zwischen den Objekten quantifiziert und dargestellt. Zur Messung der Unterschiedlichkeit von Objekten existiert eine Vielzahl von sog. Proximitätsmaßen (vgl. Abbildung 30), die auf dem Ähnlichkeits- oder dem Distanzkonzept beruhen (vgl. ausführlich Müller 2005 a). **Ähnlichkeitsmaße**, die gewöhnlich auf das Intervall [0,1] normiert sind, reflektieren die Ähnlichkeit zwischen zwei Objekten: Je größer der Wert eines Ähnlichkeitsmaßes, desto ähnlicher sind sich zwei Objekte. Dem-gegenüber bringen **Distanzmaße** die Unähnlichkeit zwischen zwei Objekten zum Ausdruck: Je größer die Distanz zwischen zwei Objekten, desto unähnlicher sind sie sich. Gleichwohl gilt anzumerken, dass sich jedes Ähnlichkeitsmaß in ein Distanzmaß transformieren lässt und umgekehrt. Proximitätsmaße können entweder direkt erhoben (z.B. durch Befragung) oder aber indirekt, durch einen merkmalsbezogenen Vergleich der Objekte berechnet werden. Im zweiten, weitaus häufigeren Fall hängt die Wahl des Proximitätsmaßes entscheidend vom Skalenniveau der Klassifizierungsvariablen ab.

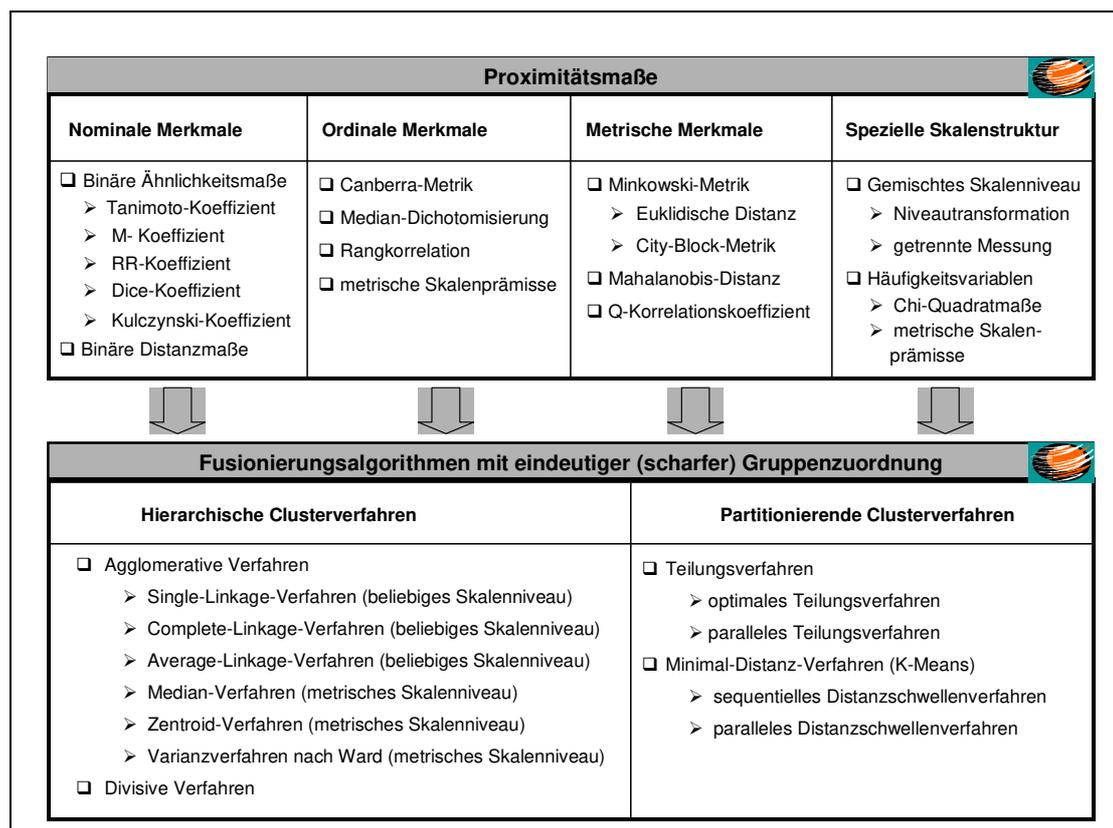


Abbildung 30: Überblick über ausgewählte Proximitätsmaße und Fusionierungsverfahren

Eines der gebräuchlichsten Distanzmaße für metrische Daten ist die **Euklidische Distanz**, die sich als Quadratwurzel aus der Summe der quadrierten Differenzen zwischen den Merkmalsausprägungen zweier Objekte ergibt. Durch die Quadrierung werden große Differenzwerte stärker gewichtet als kleinere Differenzwerte. Die Euklidische Distanz ist jedoch vergleichsweise robust gegenüber Daten-



transformationen und entspricht unserer räumlichen Anschauung. Im Beispiel der Abbildung 28 lässt sich die Euklidische Distanz zwischen z.B. den beiden Nachfragern 6 und 5 berechnen als: $d_{(6,5)} = \sqrt{(4-5)^2 + (4-5)^2} = 1,41$. Geometrisch entspricht die Euklidische Distanz der direkten Distanz zwischen den Objekten.

(3) Fusionierungsverfahren: Die Werte der Proximitätsmatrix bilden die Datenbasis zur Gruppierung von Objekten. Das Gruppierungsprinzip besteht allgemein darin, Objekte mit geringen Distanzen bzw. großer Ähnlichkeit zu einem Cluster zusammen-zufassen und solche Objekte, zwischen denen große Distanzen bzw. geringe Ähnlichkeiten bestehen, unterschiedlichen Clustern zuzuordnen. Zur Gruppierung einer gegebenen Objektmenge ist der Einsatz eines algorithmischen Fusionierungs-verfahrens (vgl. Abbildung 30) erforderlich, wozu dem Anwender ein breites Methodenspektrum zur Verfügung steht (vgl. ausführlich Müller 2005 a).

Der Einsatz von **hierarchischen Clusterverfahren** bietet sich dann an, wenn im Rahmen der Marketinganalyse keinerlei Vorkenntnisse über die Anzahl der zu bildenden Gruppen vorhanden sind (z.B. bei einer Marktsegmentierung für ein Innovationsprodukt). Im Zuge der Gruppierung wird eine hierarchische Verschachtelung von Ober- und Untergruppen gebildet, die mit Hilfe agglomerativer oder divisiver Fusionierungsalgorithmen vorgenommen werden kann. **Divisive Verfahren**, die in der empirischen Statistik überaus selten zur Anwendung gelangen, starten den Gruppierungsprozeß mit einer Gruppe, die alle Objekte enthält, und spalten dann von dieser schrittweise solange Untergruppen ab, bis alle Objekte jeweils eine Gruppe bilden. **Agglomerative Verfahren** beschreiten den umgekehrten Weg, indem Objekte ausgehend von der feinsten Gruppierung ein-elementiger Cluster sukzessive solange zusammengefasst werden, bis alle Objekte in einem gemeinsamen Cluster enthalten sind. Auf diese Weise entsteht eine Hierarchie von Clustern innerhalb des mehrstufigen Gruppierungsprozesses, wobei jene Objekte, die bereits einmal zu einem Cluster zusammengefasst wurden, auf den späteren Stufen der Clusterbildung nicht mehr getrennt werden und die Cluster auf jeder Stufe disjunkt sind. Bei der agglomerativen Gruppierung werden somit die Klassen von Stufe zu Stufe heterogener, da immer „entferntere“ Objekte hinzukommen, bis sich schließlich alle Objekte in einem Cluster befinden.

Im Gegensatz zu hierarchischen Verfahren gehen **partitionierende Ansätze** von einer bereits gegebenen Zerlegung der Objektmenge in Cluster aus. Diese wird jedoch nicht als „optimal“ erachtet, so dass versucht wird, die Ausgangspartition durch eine Umgruppierung der Objekte sukzessive zu verbessern. Dabei bleibt jedoch – im Gegensatz zu den hierarchischen Methoden – die Anzahl der Cluster in jeder Verfahrensstufe konstant. Partitionierende Verfahren besitzen somit den Vorteil, dass die Zuordnung von Objekten im Gruppierungsprozeß revidierbar ist, um zu einer besseren Clusterlösung zu gelangen. Ihr Einsatz bietet sich insbesondere dann an, wenn der Anwender bereits über Vorkenntnisse bezüglich der relevanten Objekt-strukturen (z.B. die Zusammensetzung von Marktsegmenten) verfügt. In der Marketingpraxis erfolgt deshalb recht häufig eine kombinierte Anwendung von



agglomerativen und partitionierenden Fusionierungsmethoden („sog. two-stage-clustering“).

(4) Bestimmung der Clusterzahl: Während bei partitionierenden Verfahren die Zahl der Cluster a priori vorzugeben ist, bedarf es bei hierarchischen Fusionierungsverfahren der Festlegung der „richtigen“ Clusterzahl bzw. einer Entscheidung darüber, an welcher Stelle des Verschmelzungsprozesses die Objektgruppierung abgebrochen werden soll. Hierfür steht dem Anwender allerdings kein fest definiertes Abbruchkriterium zur Verfügung. Neben sachlichen Überlegungen erfolgt daher zumeist ein Rückgriff auf graphische Darstellungen des Fusionierungsprozesses in Form eines Dendrogramms und/oder eines Struktogramms (vgl. Abbildung 31).

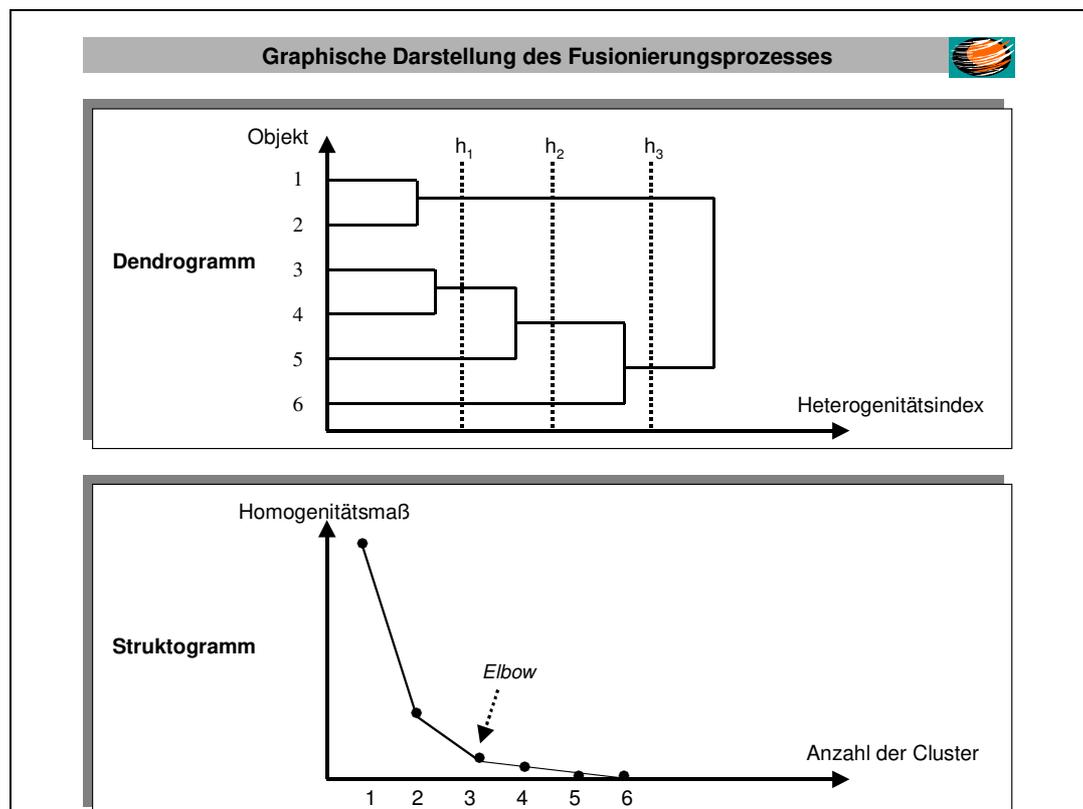


Abbildung 31: Dendrogramm und Struktogramm

Im **Dendrogramm** ist der hierarchische Verschmelzungsprozess schematisch dargestellt. Zusätzlich wird angezeigt, bei welchem Heterogenitätsgrad eine Fusion zweier Objektmengen, d.h. Objekte oder Cluster stattfindet. Die Messung der Heterogenität erfolgt anhand des dem betreffenden Fusionierungsverfahren zugrunde liegenden Vereinigungsmaßes, wie z.B. der Distanz der beiden zuletzt fusionierten Objektmengen (z.B. bei Linkage-Verfahren) oder der Fehlerquadratsumme (z.B. beim Ward-Verfahren). Im Extremfall bildet jedes Objekt einen eigenen Cluster (d.h. Heterogenität = Max. bzw. Homogenität = 0) oder alle Objekte sind in einem Cluster vereinigt (d.h. Heterogenität = 0 bzw. Homogenität = Max). Im Beispiel der Abbildung 31 werden im ersten Fusionierungsschritt die Objekte 1 | 2 zu einer Gruppe vereinigt, während auf der letzten Fusionierungsstufe



die aus den Objekten 1|2 zusammengesetzte Gruppe mit der aus den Objekten 3|4|5|6 bestehenden Gruppe zu einem Cluster verschmolzen werden.

Der Anwender kann anhand des Verlaufs des Heterogenitätsmaßes über die Zahl der „richtigen“ Cluster entscheiden. Legt man hierzu bei einem vorgegebenen Heterogenitätsindex eine vertikale Linie durch das Dendrogramm, dann entspricht die Anzahl der Cluster jener Anzahl der horizontalen Linien, die von dieser geschnitten werden. Legt der Anwender seinen Überlegungen beispielsweise den Heterogenitäts-index h_3 zugrunde, dann geht aus Abbildung 31 hervor, dass hieraus einerseits zwei Zweiergruppen mit den Objekten 1|2 sowie 3|4 und andererseits zwei einelementige Gruppen der Objekte 5 und 6 resultieren. Betrachtet man hingegen den Indexwert h_2 so wird ersichtlich, dass in diesem Fall nur noch zwei Gruppen vorliegen: Das erste Cluster besteht aus den Objekten 1|2, während das zweite Cluster aus den Objekten 3|4|5|6 zusammengesetzt ist. Als visuelle Entscheidungshilfe zur Festlegung der Clusterzahl kann jener Bereich des Dendrogramms dienen, bei welchem einer starker Anstieg des Heterogenitätsmaßes erfolgt. Im vorliegenden Beispiel zeigt sich eine sprunghafte Zunahme des Heterogenitätsmaßes beim Index h_2 , die eine 3-Clusterlösung nahe legt.

Eine alternative Darstellungsweise bietet das **Struktogramm**, bei welchem an der Ordinate die Abnahme des Heterogenitätsmaßes und an der Abzisse die Anzahl der Cluster abgetragen ist. Analog zum sog. Scree-Test einer Faktorenanalyse kann die „richtige“ Anzahl von Clustern an derjenigen Stelle des Liniendiagrammes abgelesen werden, bei der dieses einen starken Knick (Elbow) aufweist. Bezogen auf das Beispiel der Abbildung 31 wäre demnach von einer 3-Clusterlösung auszugehen. Gleichwohl ist darauf hinzuweisen, dass es im praktischen Anwendungsfall durchaus vorkommen kann, dass man an mehr als einer Stelle einen „Ellenbogen“ vorfindet und dieses Kriterium somit keine eindeutige Lösung gestattet. Hiermit einher geht die generelle Empfehlung, die durch ein Dendrogramm oder Struktogramm identifizierte Clusterzahl stets auch vor dem Hintergrund sachlicher Überlegungen zu überprüfen.

(5) Clusterdiagnose: Die abschließende Phase einer Clusteranalyse besteht in der Diagnose der ermittelten Clusterstruktur. Diese beinhaltet Gütebeurteilung der Clusterlösung sowie die Interpretation von Clustern. Zur **Gütebeurteilung** der gewonnenen Clusterlösung kann der Anwender nicht auf verfahrensimmanente statistische Kriterien zurückgreifen. Ersatzweise bietet es sich daher an, zum einen mit Hilfe von Varianz- und/oder Diskriminanzanalysen zu untersuchen, ob signifikante Gruppenunterschiede hinsichtlich der Klassifizierungsvariablen vorliegen. Daneben kann zum die Stabilität der Clusterlösung bei Anwendung mehrerer Fusionierungs-verfahren überprüft werden. Eine vergleichbare Vorgehensweise ist bei der **Inter-pretation der Cluster** hilfreich. Diese knüpft zum einen an den relevanten Klassifizierungsvariablen an, für die sich z.B. im Fall metrischer Variablen graphische Mittelwertprofile und/oder varianz- bzw. diskriminanzanalytische Mittelwert-untersuchungen durchführen lassen. Um einen differenzierten Einblick in die Cluster-strukturen zu erlangen, ist es darüber hinaus zweckmäßig, Cluster mit Hilfe sog. passiver Zusatzvariablen, d.h. Merkmalen, die nicht als Klassifizierungsvariablen herangezogen wurden, zu beschreiben.



4.2.3. Einsatzbereiche im Marketing

Das Aufgabenfeld der Clusteranalyse erstreckt sich im Marketing primär auf sechs Entscheidungsbereiche:

- ❑ **Marktsegmentierung:** Ein zentrales marketingrelevantes Einsatzfeld der Clusteranalyse bildet die Abgrenzung und Beschreibung von Käufersegmenten, um konkrete Anhaltspunkte zur zielgruppengerechten Gestaltung der Marketing-Instrumente zu erhalten. Das Spektrum von Segmentierungsvariablen des Käuferverhaltens ist breit gesteckt und umfasst sozio-demographische Merkmale (z.B. Alter, Geschlecht von Personen), psychographische Merkmale (z.B. Lebensstile, Einstellungen von Personen) und Merkmale des beobachtbaren Käuferverhaltens (z.B. Markenwahl, Kaufintensität von Nachfragern).
- ❑ **Strategische Wettbewerbergruppen:** Daneben kann die Clusteranalyse zur Erfassung und Beschreibung von sog. strategischen Wettbewerbergruppen herangezogen werden. Strategische Wettbewerbergruppen setzen sich aus einer Teilmenge von Unternehmen einer bestimmten Branche zusammen, die sich im Hinblick auf den Einsatz von strategischen Unternehmensaktivitäten (z.B. Art des Produktionssystems, Maßnahmen der Personalentwicklung, Instrumente des Marketing-Mix) ähnlich sind. Aus solcherart abgegrenzten Wettbewerbergruppen sollen Anhaltspunkte über Erfolgspotentiale (z.B. Gewinnpotentiale) und die Wettbewerbsdynamik einer Branche gewonnen werden.
- ❑ **Markenpositionierung:** Ferner erweist sich die Clusteranalyse im Rahmen der sog. Markenpositionierung als überaus hilfreich. Hierbei wird auf Basis von Produkteigenschaften der in einem bestimmten Produktmarkt (z.B. Markt für Fruchtsaftgetränke) angebotenen Marken angestrebt, zunächst Markengruppen voneinander abzugrenzen und anschließend die Frage zu beantworten, ob Marken mit spezifischen Wettbewerbsvorteilen oder –nachteilen ausgestattet sind.
- ❑ **Selektion von Ländermärkten:** Die Clusteranalyse kann Entscheidungen bezüglich des internationalen Marketing dadurch unterstützen, indem diese dazu beiträgt, die Gesamtheit der relevanten Ländermärkte bezüglich von Merkmalen der Marktumwelt (z.B. politische Risiken) zu gruppieren und eine zieladäquate Ländermarktselektion vorzunehmen .
- ❑ **Standortanalyse:** Im Rahmen von betrieblichen Standortanalysen seitens z.B. von Handelsunternehmen ist es vielfach zweckmäßig, die Menge der Standortalternativen nach Maßgabe ihrer Attraktivität (z.B. verkehrstechnische Infrastruktur) zu Standortclustern zusammenzufassen und hieran anschließend vertiefende Detailanalysen der Standortbewertung und -auswahl durchzuführen.
- ❑ **Abgrenzung von Testmärkten:** Ein weiteres, gleichwohl spezielles Aufgabenfeld der Clusteranalyse besteht darin, im Zuge der experimentellen Untersuchung der Erfolgswirksamkeit von Marketingmaßnahmen (z.B. bei der Markteinführung von Neuprodukten) jene Testmärkte abzugrenzen, in denen der Einsatz bzw. die Variation der testrelevanten Instrumente erfolgen und gemessen werden soll.



4.2.4. Empirische Anwendungsbeispiele

Das Einsatzpotential der Clusteranalyse soll nun anhand zweier Beispiele aus der Marketingpraxis verdeutlicht werden.

(1) Kundenzufriedenheitsanalyse im Automobilmarkt: Im Rahmen einer vom Verfasser durchgeführten Serviceanalyse für einen Vertragshändler einer bundesdeutschen Premium-Automobilmarke, wurde auf Basis einer Stichprobe von 397 Automobilkunden u.a. die Servicezufriedenheit der Kunden analysiert (Messinstrument: standardisierter Fragebogen; Ratingskalierung: 1 = sehr zufrieden,..3 = weder zufrieden noch unzufrieden....,5 = sehr unzufrieden). Neben der Durchführung von Standardauswertungen, wie z.B. der Ermittlung von Zufriedenheitsprofilen oder der Gegenüberstellung von Zufriedenheitsausprägungen sowie den Beurteilungsgewichten relevanter Servicemerkmale in der sog. Kundenzufriedenheits-Matrix (vgl. Müller 1996), bestand ein wesentliches Analyseziel darin zu untersuchen, ob sich die betreffenden Kunden hinsichtlich ihres Zufriedenheitsgrades voneinander unterscheiden und in sog. Zufriedenheitsgruppen unterteilen lassen. Als Gruppierungsvariablen dienten hierbei die Einzelzufriedenheiten bezüglich von 14 Merkmalen des händlerseitigen Serviceangebots sowie die (globale) Gesamtzufriedenheit der Kunden. Mittels einer partitionierenden Clusterzentrenanalyse, die auf der zufriedenheits-theoretisch begründeten Vorgabe von drei Clustern beruhte, wurden u.a. die nach-stehenden Befunde gewonnen:

Die **Clusterprofile** können anhand der finalen Clusterzentren (Clustermittelwerte), die sich signifikant voneinander unterscheiden, wie folgt beschrieben werden (vgl. Tabelle 16):

- In Cluster 1 befinden sich Automobilkunden, deren Servicezufriedenheit lediglich durchschnittlich (Rating-Mittelwert bezüglich der Gesamtzufriedenheit = 3) aus-geprägt ist und diese demzufolge als die Gruppe der „**Indifferenten**“ gekennzeichnet werden kann. Dieser Gruppe gehören 67 Kunden bzw. 16,7 % der Stichprobe an.
- Cluster 2 setzt sich aus Nachfragern zusammen, die mit dem Händlerservice sehr zufrieden sind (Rating-Mittelwert bezüglich der Gesamtzufriedenheit = 1,19). Insofern liegt es nahe, diese Gruppe, in der sich 118 Kunden bzw. 29,7 % aller Kunden befinden, als die „**Begeisterten**“ zu interpretieren.
- Dem Cluster 3 gehören Kunden an, die bezüglich der angebotenen Händlerservices zufrieden sind (Rating-Mittelwert bezüglich der Gesamtzufriedenheit = 2,05). Daher kann diese Gruppe, der 213 Kunden bzw. 53,6 % der Stichprobe zugehörig sind, als die „**Zufriedenen**“ beschrieben werden.



Clusterzentren der endgültigen Lösung

| | Cluster ^a | | |
|--|----------------------|-------------|-------------|
| | 1 | 2 | 3 |
| atmosphäre im warteraum | 2,39 | 1,41 | 2,07 |
| vereinbarte servterm werden eingehalten | 2,19 | 1,07 | 1,67 |
| positives Preis-Leistungsverhältnis | 3,72 | 1,85 | 2,72 |
| vereinbarte Leistungsumfänge einhalten | 2,76 | 1,24 | 1,93 |
| kurze Wartezeit auf Insp. /Rep.termine | 2,46 | 1,29 | 1,92 |
| beratungsqualität des personals | 3,21 | 1,22 | 2,11 |
| Qualität der Reparaturarbeiten | 3,03 | 1,23 | 2,01 |
| Qualität der Inspektionsarbeiten | 2,76 | 1,23 | 1,99 |
| freundl. u. hilfsb. Auftreten d. Personals | 2,52 | 1,11 | 1,83 |
| Rechng. u. arbeiten werden erklärt | 2,96 | 1,40 | 2,19 |
| verhalten bei kundenbeschwerden | 3,66 | 1,52 | 2,35 |
| keine mängel bei auslieferung | 3,33 | 1,24 | 2,08 |
| unbuerok. verhalten b. kleinarbeiten | 3,21 | 1,17 | 2,17 |
| Fahrzeugabholung verläuft reibungslos | 2,07 | 1,05 | 1,79 |
| Gesamtzufriedenheit | 3,09 | 1,19 | 2,05 |

a. hoch-signifikante Gruppenunterschiede bezüglich aller Merkmale

Tabelle 16: Finale Clusterzentren

Im Zuge **weiterführender Analysen** wurde ferner der Frage nachgegangen, ob sich die Gruppen bezüglich ausgewählter Passualvariablen voneinander unterscheiden. So lässt z.B. eine Kreuztabellierung der beiden Variablen „Fahrzeugklasse“ und „Gruppenzugehörigkeit der Fälle“ erkennen, dass von den insgesamt 62 Besitzern eines Oberklassen-Pkw's ca. 21 % (= $13/62 \cdot 100$) der Gruppe der „Indifferenten“ angehören, während dieser Gruppe lediglich 13% der Besitzer eines Kompakt-Pkw's zugehörig sind (vgl. Tabelle 17). Hieraus kann die Hypothese formuliert werden, dass die Besitzer von Oberklassen-Pkw's einen tendenziell geringeren Zufriedenheitsgrad aufweisen als die Besitzer anderer Fahrzeugklassen. Diese Aussage steht im Einklang der theroretisch begründbaren Einsicht, dass die Besitzer von Oberklassen-Pkw's über höhere Erwartungen verfügen als die Besitzer von Mittelklasse- oder Kompaktfahrzeugen.



| Anzahl | | Cluster-Nr. des Falls | | | Gesamt |
|----------------|---------------|-----------------------|-----|-----|--------|
| | | 1 | 2 | 3 | |
| Fahrzeugklasse | Oberklasse | 13 | 18 | 31 | 62 |
| | Mittelklasse | 41 | 68 | 132 | 241 |
| | Kompaktklasse | 12 | 32 | 50 | 94 |
| Gesamt | | 66 | 118 | 213 | 397 |

Tabelle 17: Kreuztabelle der Clusterzugehörigkeit

(2) Strategische Wettbewerbergruppen im Großhandel: Im Rahmen einer umfassenden Analyse zu den Zukunftsperspektiven des regionalen Großhandels im Kammerbezirk Dortmund war dem Verfasser u.a. die Aufgabe gestellt, auf der Grundlage der Konzeption der strategischen Erfolgsfaktorenforschung strategische Wettbewerbergruppen zu identifizieren, voneinander abzugrenzen und die relevanten Erfolgsfaktoren der Marktbearbeitung herauszuschälen (vgl. Müller 2004 a). Die Erfassung und Abgrenzung von Wettbewerbergruppen auf Basis einer Zufallsstichprobe von 120 Großhandelsbetrieben (Meßinstrument: schriftliche Befragung) wurde mittels einer hierarchischen Clusteranalyse (Ward-Verfahren, quadriertes euklidisches Distanzmaß) vorgenommen, bei welcher insgesamt zehn ökonomische, psychographische und soziale Unternehmensziele von Großhandelsbetrieben als Gruppierungskriterien dienten. Der Analyseprozess erbrachte die nachstehenden vier zentralen Ergebnisse (vgl. Abbildung 32):

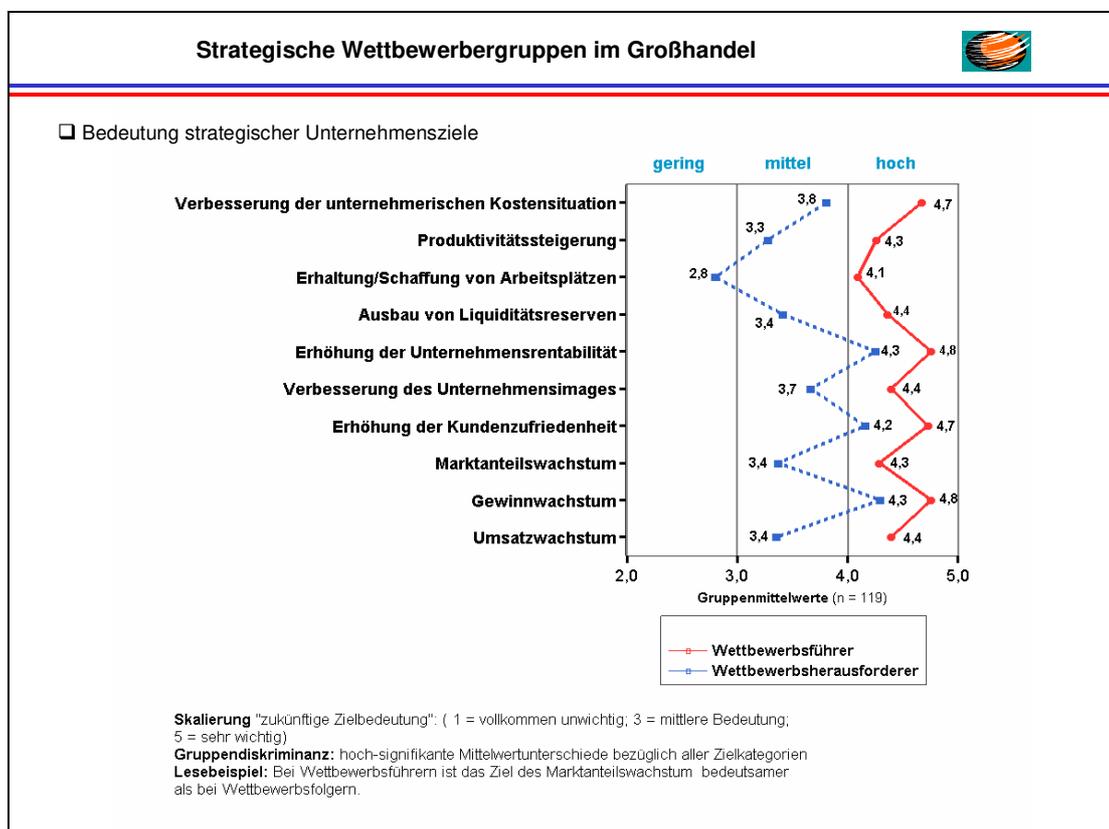


Abbildung 32: Unternehmensziele strategischer Wettbewerbergruppen im Großhandel



- Im Großhandel agieren zwei Wettbewerbergruppen, die sich als **Wettbewerbsführer** und **Wettbewerbsfolger** kennzeichnen lassen (vgl. Abbildung 32). Die Gruppe der Wettbewerbsführer, der 57 % der Großhandelsbetriebe angehören, verfolgt eine integrierte Zielkonzeption, bei der sämtliche zehn strategischen Zieldimensionen einen hohen Stellenwert einnehmen. Demgegenüber ist das Ziel-system der Wettbewerbsfolger durch eine konzentrierte Konzeption charakterisiert. Im Zentrum der Marktaktivitäten steht hierbei das Erreichen der drei Kernziele „Unternehmensrentabilität“, „Gewinnwachstum“ und „Kundenzufriedenheit“, während den übrigen Zielkategorien eine lediglich nachrangige Bedeutung beigemessen wird. Augenfällig ist ferner, dass Wettbewerbsfolger die „Sicherung von Arbeitsplätzen“ als unbedeutend erachten.

- Die Umsetzung strategischer Unternehmensziele erfolgt durch Marketing-, Beschaffungs-, Kooperations – und Managementstrategien (vgl. Müller 2004 a). Im Bereich der **Marketingstrategien** forcieren Wettbewerbsführer die strategische Erschließung neuer Kundengruppen sowie die Bindung des Kundenstamms (vgl. Abbildung 33). Nicht zuletzt vor dem Hintergrund des angestrebten Gewinnwachstums und der beabsichtigten Erhöhung der Kundenzufriedenheit, erscheint eine derartige strategische Schwerpunktbildung als sachlich angemessen. Im Rahmen marktfeldstrategischer Überlegungen nimmt die Durchdringung des nationalen Absatzgebietes einen zentralen Stellenwert ein; ein strategischer Ansatz, der angesichts der bislang praktizierten Absatzfokussierung auf NRW als folgerichtig gewertet werden muß. Der Aufbau bzw. die Festigung von Wettbewerbsvorteilen ist im regionalen Großhandel vorrangig auf das Konzept der Qualitätsführerschaft (im Verbund mit einem überdurchschnittlich hohen Preisniveau) ausgerichtet. Unternehmen, welche diese wettbewerbsstrategische Variante praktizieren, bemühen sich darum, einerseits den gewachsenen Qualitätsanforderungen ihre Abnehmergruppen umfassend gerecht zu werden und andererseits dem aggressiven Preiswettbewerb zu entgehen. Demgegenüber lassen Wettbewerbsfolger eine Fokussierung der Marketingstrategien vermissen. Vielmehr ist die strategische Marketingbearbeitung dieser Wettbewerbergruppe durch eine größtenteils durchschnittliche Einsatzintensität von zudem nicht auf das Zielsystem abgestimmten Marktstrategien gekennzeichnet.

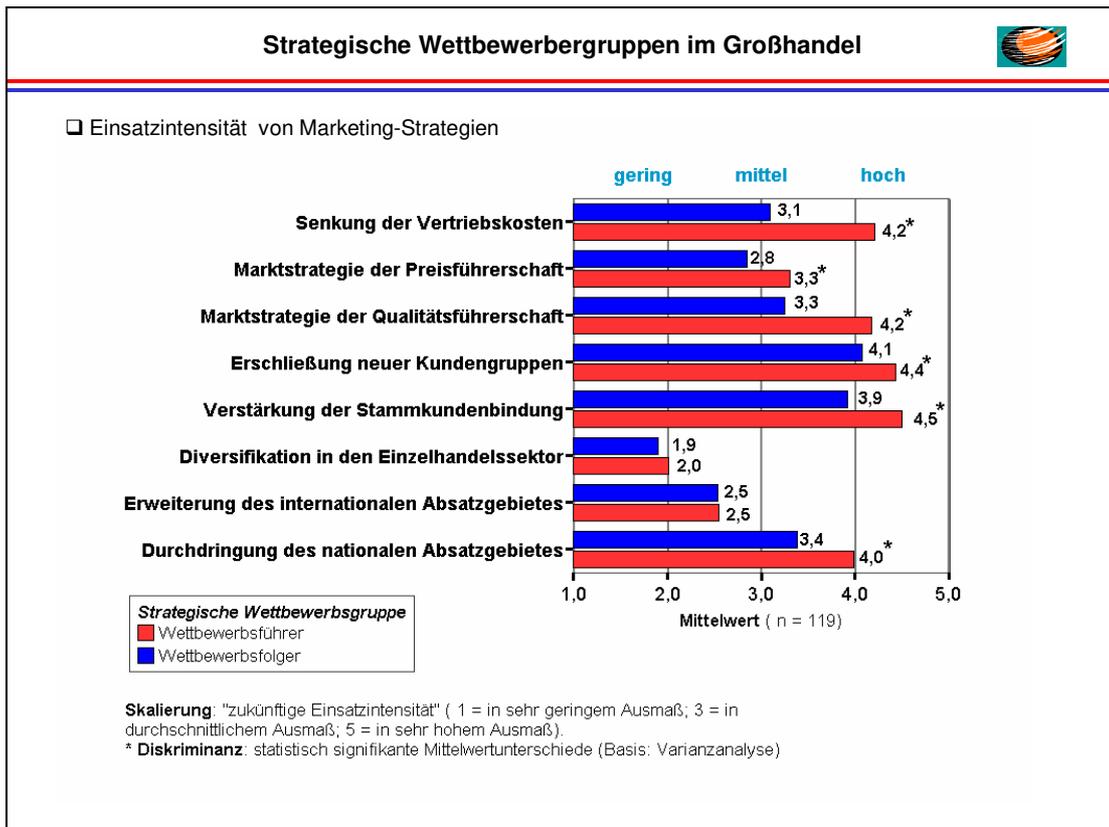


Abbildung 33 Marketingstrategien strategischer Wettbewerbergruppen im Großhandel

- **Management-Strategien** beinhalten den Aufbau der erforderlichen betrieblichen Ressourcenstruktur, mit deren Hilfe die marktgerichteten strategischen und operativen Unternehmensaktivitäten geplant, umgesetzt und kontrolliert werden können. Personalstrategien bilden den zukünftig bedeutsamsten Managementbereich des Großhandels (vgl. Abbildung 34). Dies gilt insbesondere für die Gruppe der Wettbewerbsführer, welche der Flexibilisierung des Personaleinsatzes, der Verbesserung von Mitarbeiterqualifikationen sowie der Personalkostensenkung einen gewichtigen Stellenwert beimessen. Von gleichfalls überdurchschnittlicher Bedeutsamkeit ist die Implementierung leistungsfähiger Managementsysteme. Wettbewerbsführer werden zukünftig verstärkt den Einsatz neuer Informations-, Controlling und Logistiksysteme forcieren. Darüber hinaus erfolgt im Rahmen des Investitionsmanagements zukünftig eine Fokussierung auf Erweiterungs- sowie auf Rationalisierungsinvestitionen, während Ersatzinvestitionen in vergleichsweise unterdurchschnittlichem Maße getätigt werden. Für die Gruppe der Wettbewerbsfolger ist hingegen – analog zum Bereich der Marktstrategien - keine managementstrategische Schwerpunktsetzung zu erkennen.

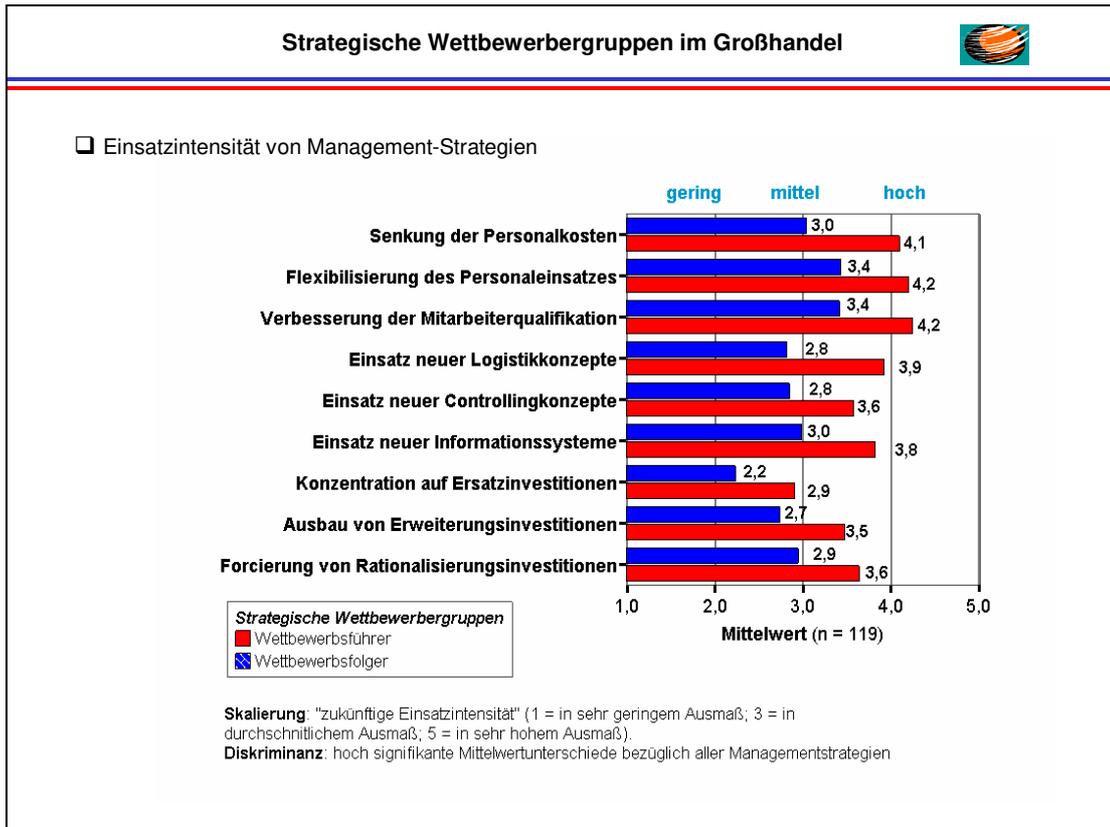


Abbildung 34: Managementstrategien strategischer Wettbewerbergruppen im Großhandel

- Eine abschließende Beschreibung der Wettbewerbergruppen mit Hilfe von ausgewählten **Merkmale der Unternehmensstruktur** macht deutlich, dass der Gruppe der Wettbewerbsführer tendenziell mehr größere Großhandelsbetriebe, d.h. Unternehmen angehören, deren Mitarbeiterzahl, Kundenzahl und Umsatzhöhe vergleichsweise hoch ist (vgl. Tabelle 18).

| | | Strategische Wettbewerbergruppen | | Gesamt | |
|---------------------|------------------------|----------------------------------|-------------------|--------|--------|
| | | Wettbewerbsführer | Wettbewerbsfolger | | |
| Branchentyp | Produktionsgüterhandel | 55,8% | 44,2% | 100,0% | |
| | Konsumgüterhandel | 58,1% | 41,9% | 100,0% | |
| Kundenzahl | < 250 Kunden | *a | 42,1% | 57,9% | 100,0% |
| | 251 - 1000 Kunden | | 56,4% | 43,6% | 100,0% |
| | > 1000 Kunden | * | 71,8% | 28,2% | 100,0% |
| Umsatzklasse | 6 - 10 Mio. DM | | 54,9% | 45,1% | 100,0% |
| | 11 - 50 Mio. DM | | 56,7% | 43,3% | 100,0% |
| | > 50 Mio. DM | * | 70,0% | 30,0% | 100,0% |
| Beschäftigtenklasse | < 10 Beschäftigte | | 45,5% | 54,5% | 100,0% |
| | 10 - 50 Beschäftigte | * | 59,2% | 40,8% | 100,0% |
| | > 50 Beschäftigte | * | 70,8% | 29,2% | 100,0% |

a. * = statistisch signifikante Merkmalsunterschiede (Basis: Verteilungstest)

Tabelle 18: Unternehmensmerkmale strategischer Wettbewerbergruppen im Großhandel



4.3. Diskriminanzanalyse

4.3.1. Problemstellung

Die Diskriminanzanalyse bildet ein (dependenzanalytisches) Verfahren, mit dessen Hilfe eine vorgegebene Gruppenzugehörigkeit von Untersuchungsobjekten anhand ihrer Ausprägungen bei zwei oder mehr metrisch skalierten unabhängigen Variablen erklärt sowie prognostiziert werden kann (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 155 ff.; Böhler 2004, S. 214 ff.; Decker/Temme 1999; Eckey/Kosfeld/Rengers 2002; S. 289 ff.; Litz 2000; S. 351 ff.; Malhotra 1999, S. 559 ff.; Müller 2005b; Sudman/Blair 1998, S. 526 ff.; Voß 2004, S. 583 ff.).

Im Kontext der Diskriminanzanalyse repräsentieren die Ausprägungen der nominalskalierten abhängigen Variablen die Zugehörigkeiten der Untersuchungsobjekte zu zwei oder mehr alternativen vorgegebenen Teilgruppen (z.B. Käufersegmenten). Daher wird die abhängige Variable in diesem Zusammenhang häufig auch als Gruppenvariable oder Gruppierungsvariable bezeichnet. Demgegenüber beschreiben die metrisch skalierten unabhängigen Variablen die betreffenden Teilgruppen anhand typischer Merkmale (z.B. dem Einkommen von Käufergruppen); deshalb bezeichnet man diese Variablen vielfach auch als Merkmalsvariablen. Nach der Zahl der vorgegebenen Teilgruppen sind zwei diskriminanzanalytische Grundtypen voneinander zu unterscheiden: Eine **einfache Diskriminanzanalyse** liegt vor, wenn lediglich zwei Teilgruppen untersucht werden. Demgegenüber spricht man im Fall der Analyse von mehr als zwei Teilgruppen von einer **multiplen Diskriminanzanalyse**.

Das diskriminanzanalytische Grundprinzip soll im Folgenden anhand eines (fiktiven) Beispiels verdeutlicht werden, Im Streudiagramm der Abbildung 35 sind zwei Gruppen von insgesamt zwölf Pkw-Besitzern (sechs VW-Besitzer, sechs Audi-Besitzern) enthalten. Sämtliche Personen werden anhand ihrer Ausprägungen bezüglich der beiden Merkmale „Einkommen“ und „Personenalter“ beschrieben.

Mit der Durchführung einer Diskriminanzanalyse verbinden sich vornehmlich zwei grundsätzliche **Zielsetzungen**. Eine erste Aufgabenstellung beinhaltet die Erklärung von Gruppenunterschieden, die eine bestmögliche Trennung (Diskrimination) vorgegebener Gruppen anhand von Merkmalsvariablen ermöglichen soll. Eine zweite Aufgabenstellung betrifft die prognostische Zuordnung (Klassifikation) von Objekten zu vorgegebenen Gruppen mit dem Ziel, eine möglichst geringe Fehlklassifikation von Elementen sicherzustellen. Aus beiden Aufgabenstellungen resultieren vier grundsätzliche Fragestellungen der Diskriminanzanalyse:

- Bestehen zwischen vorgegebenen Objektgruppen signifikante Unterschiede hinsichtlich der betrachteten Merkmalsvariablen? (Beispiel: Unterscheiden sich die Besitzer der beiden Marken VW und Audi hinsichtlich ihres jeweiligen Einkommens und/oder Alters?)



- Welche Merkmalsvariablen tragen am besten zur Gruppentrennung bei? (Beispiel: Welches der beiden Käufermerkmale ermöglicht eine besonders trennscharfe Unterscheidung der Käufer der Marke VW bzw. der Marke Audi?).
- Welche relative Diskriminanzbedeutung kommt den einzelnen Merkmalsvariablen bei der Gruppentrennung zu? (Beispiel: Leistet das Käufereinkommen einen größeren Beitrag zur Gruppentrennung als das Personenalter?).
- Welcher der a priori vorgegebenen Gruppen muß ein neu zu untersuchendes sowie zu klassifizierendes Objekt aufgrund seiner Merkmalsausprägungen zugeordnet werden? (Beispiel: Welcher Käufergruppe ist ein neuer bzw. bislang nicht betrachteter Nachfrager aufgrund der bei ihm erhobenen Einkommens und Altersausprägungen zuzuordnen?).

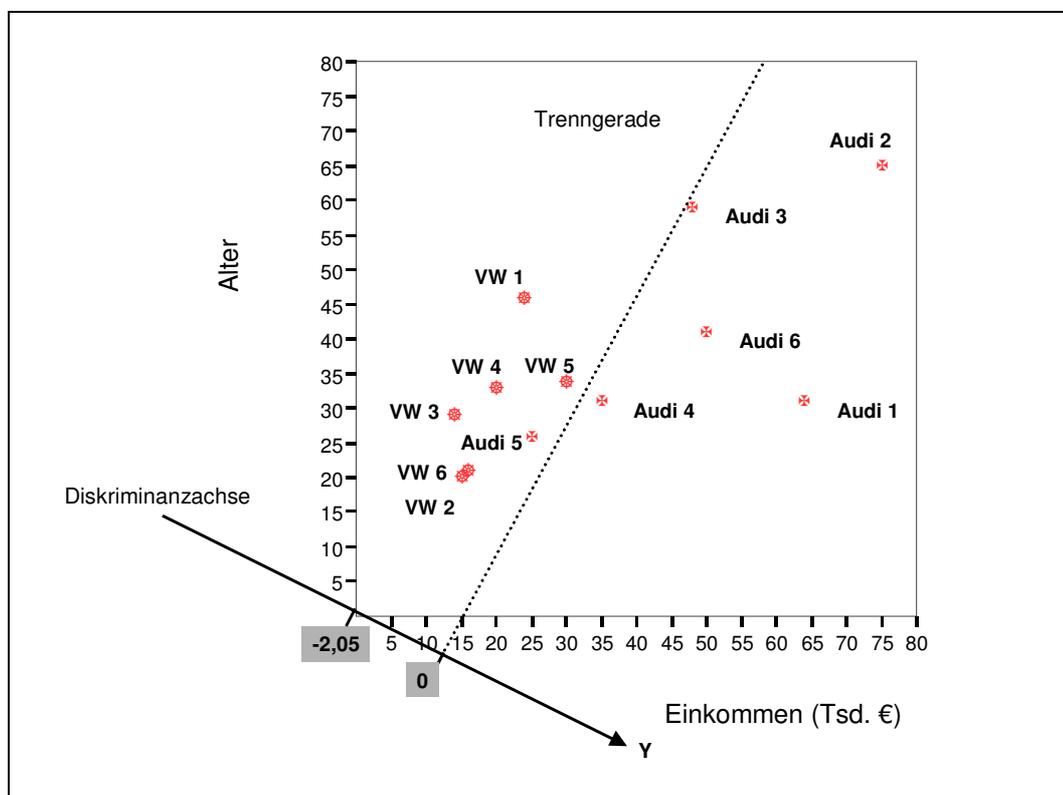


Abbildung 35: Diskriminanzfunktion im exemplarischen Streudiagramm

Die Ermittlung einer **Diskriminanzfunktion**, die den quantitativen Zusammenhang zwischen Gruppenunterschieden und den unabhängigen Variablen beschreibt, bildet den Verfahrenskern der Diskriminanzanalyse. Liegen K Gruppen ($k = 1, \dots, K$) vor, so sind $K-1$ Diskriminanzfunktionen zu bestimmen. Geht man nachfolgend aus Vereinfachungsgründen vom Fall zweier Gruppen und zweier Merkmalsvariablen aus, dann kann die Diskriminanzfunktion als eine Linearkombination zwischen der abhängigen Variablen „Unterschiedlichkeit der Gruppen“ und beiden Merkmalsvariablen beschrieben werden. Diese stellt sich formal dar als:



$$Y = a_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + e.$$

Hierbei bezeichnen Y die abhängige Diskriminanzvariable, x_1 und x_2 die Ausprägungen der unabhängigen Merkmalsvariablen, b_1 und b_2 die zu bestimmenden Diskriminanzkoeffizienten (synonym: Diskriminanzgewichte) und a ein konstantes Glied. e kennzeichnet den Fehlerterm, der die nicht im Modell berücksichtigten Einflußgrößen der abhängigen Variable abbildet. Aus der Diskriminanzfunktion erhält man für jedes einzelne Gruppenelement k_i einen Diskriminanzwert Y_{ki} . Jede Gruppe k lässt sich durch den Durchschnitts der Diskriminanzwerte ihrer Gruppenelemente, d.h. den Gruppencentroid (Schwerpunkt) beschreiben. Demzufolge lässt sich die Unterschiedlichkeit von zwei Gruppen durch den betragsmäßigen Unterschied zwischen den Centroiden zweier Gruppen kennzeichnen.

4.3.2. Untersuchungsprozeß

Der diskriminanzanalytische Untersuchungsprozeß besteht aus fünf Teilschritten (vgl. Abbildung 36).

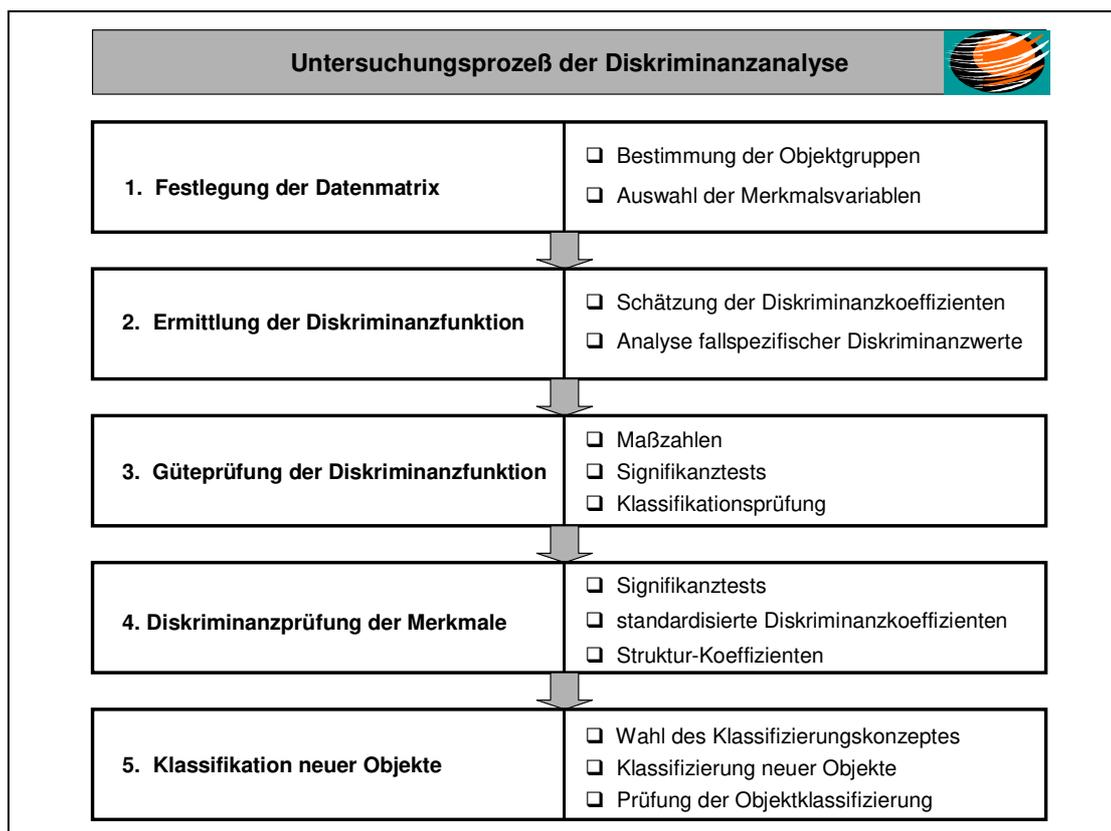


Abbildung 36: Verfahrensablauf der Diskriminanzanalyse

(1) Datenmatrix: Die Durchführung einer Diskriminanzanalyse beginnt mit der Erstellung bzw. Aufbereitung der zu untersuchenden Datenmatrix. Hierbei sind vom Anwender zwei Teilaufgaben zu erfüllen. Zum einen müssen die zu untersuchenden



Objektgruppen definiert werden, d.h. es ist festzulegen, welche Gruppen analysiert werden sollen. Die **Definition der Gruppen** kann sich einerseits unmittelbar aus dem Untersuchungskontext ergeben (z.B. die Gruppierung von Nachfragern hinsichtlich ihrer Markenwahl) oder aber das Resultat einer vorgeschalteten Gruppierungsanalyse (z.B. einer Clusteranalyse) darstellen.

Zum anderen bedarf es insbesondere im zuletzt genannten Fall vorab einer sorgfältigen, problemrelevanten Auswahl der zur Gruppenbildung herangezogenen **Objektmerkmale**. Aus rechentechnischen Gründen sowie dem Aspekt der vereinfachenden Ergebnisinterpretation ist darauf zu achten, dass die Anzahl der zu analysierenden Gruppen nicht zu groß ausfällt bzw. nicht größer als die Anzahl der Merkmalsvariablen ist

(2) Schätzung der Diskriminanzfunktion: Die Ermittlung der Diskriminanzkoeffizienten beruht auf fünf grundlegenden Gedanken:

- ❑ Das **Ziel der Parameterschätzung** besteht darin, eine Diskriminanzfunktion so zu bestimmen, dass die Diskriminanzwerte der abhängigen Variable eine maximale Trennung der untersuchten Gruppen gewährleistet.
- ❑ Eine besonders trennscharfe Gruppenunterschiedlichkeit liegt dann vor, wenn zum einen die Gruppencentroide der Diskriminanzwerte möglichst weit auseinander liegen und zum anderen die gruppeninternen Streuungen der Diskriminanzwerte möglichst gering sind. Der Abstand zwischen den Gruppencentroiden, welche die **erklärte Streuung** (SQ_Z) anzeigt, wird durch die Summe der quadrierten Abweichungen der Gruppencentroide (\bar{y}_k) vom Gesamtmittelwert (\bar{y}) gemessen. Um unterschiedliche Gruppengrößen zu berücksichtigen, werden die Abweichungen jeweils mit der Gruppengröße (n_k) multipliziert. Demgegenüber wird die Streuung innerhalb der Gruppen durch die Summe der quadrierten Abweichungen der Gruppenelemente (y_{ki}) vom jeweiligen Gruppencentroid (\bar{y}_k) erfasst und als **nicht erklärte Streuung** (SQ_F) interpretiert. Dies bedeutet zusammenfassend, dass zum einen eine maximale Distanz zwischen den mittleren Diskriminanzwerten der Gruppen angestrebt wird und zum anderen der Abstand zwischen den Diskriminanzwerten einzelner Gruppenobjekte und dem jeweiligen Gruppen-Mittelwert minimiert werden soll.
- ❑ Zur Lösung des vorgenannten Problems wird auf ein spezielles Optimierungsmaß, das sog. **Diskriminanzkriterium** zurückgegriffen. Hiernach werden die Diskriminanzkoeffizienten solcherart bestimmt, dass der Quotient aus der Streuung zwischen den Gruppen (SQ_Z) und der Streuung innerhalb der

Gruppen (SQ_F) maximal wird:
$$\Gamma = \frac{SQ_Z}{SQ_F} = \frac{\sum_{k=1}^K n_k (\bar{y}_k - \bar{y})^2}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (y_{ki} - \bar{y}_k)^2} \rightarrow Max!$$

- ❑ Die Vorgehensweise zur Parameterschätzung ist dabei der Regressionsanalyse ähnlich (vgl. Litz 2000, S. 355 ff.): Zunächst wird das Optimierungskriterium formuliert, welches jedoch im Gegensatz zur Regressionsanalyse nicht die



Summe der quadrierten Abweichungen minimiert, sondern den Quotienten aus erklärter Streuung und nicht erklärter Streuung maximiert. Daraus wird sodann mittels der partiellen Ableitungen nach den gesuchten Diskriminanzkoeffizienten ein **Normal- Gleichungssystem** gebildet, aus dem die gesuchten Koeffizienten berechnet werden können. Auf diesem Weg erhält man beispielsweise im Zweigruppen-Zweivariablen-Fall die nachstehenden Gleichungen:

$$(1) d_1 = b_1 SQ_{11} + b_2 SQ_{12}$$

$$(2) d_2 = b_1 SQ_{12} + b_2 SQ_{22}$$

und hieraus ergibt sich:

$$(3) b_1 = [(d_2 * SQ_{12} - d_1 * SQ_{22})] / [(SQ_{12}^2 - SQ_{11} * SQ_{22})]$$

$$(4) b_2 = [(d_1 * SQ_{12} - d_2 * SQ_{11})] / [(SQ_{12}^2 - SQ_{11} * SQ_{22})]$$

Dabei sind:

b_1, b_2 = Diskriminanzkoeffizienten

d_1, d_2 = Differenz der Gruppenmittelwerte (Gruppenzentroide) bei x_1 und x_2

SQ_{11} = Summe der gruppeninternen Abweichungsquadrate bei x_1

SQ_{22} = Summe der gruppeninternen Abweichungsquadrate bei x_2

SQ_{12} = Summe der gruppeninternen Abweichungsprodukte von x_1 und x_2

Für unser Beispiel wird zur Berechnung der erforderlichen Größen die nachfolgenden Diskriminanztabelle 19 erstellt.

| Gruppe | i | x_1 = Einkommen (Tsd. €) | x_2 = Alter | $x_{1i} - x_1^*$ | $(x_{1i} - x_1^*)^2$ | $x_{2i} - x_2^*$ | $(x_{2i} - x_2^*)^2$ | $(x_{1i} - x_1^*) * (x_{2i} - x_2^*)$ |
|--|---|-------------------------------|-------------------|------------------|----------------------|------------------|----------------------|---------------------------------------|
| VW | 1 | 24 | 45 | 4,17 | 17,39 | 15,50 | 240,25 | 64,64 |
| VW | 2 | 16 | 20 | -3,83 | 14,67 | -9,50 | 90,25 | 36,39 |
| VW | 3 | 14 | 28 | -5,83 | 33,99 | -1,50 | 2,25 | 8,75 |
| VW | 4 | 20 | 32 | 0,17 | 0,03 | 2,50 | 6,25 | 0,43 |
| VW | 5 | 30 | 33 | 10,17 | 103,43 | 3,50 | 12,25 | 35,60 |
| VW | 6 | 15 | 19 | -4,83 | 23,33 | -10,50 | 110,25 | 50,72 |
| Summe | | 119 | 177 | | | | | |
| I. Gruppen- Mittelwerte | | $x_{1A}^* = 19,83$ | $x_{2A}^* = 29,5$ | | $SQ_{11A} =$ | | $SQ_{22A} =$ | $SQ_{12A} =$ |
| II. Gruppeninterne Abweichungsquadrate (SQ) | | | | | 192,83 | | 461,50 | 196,50 |

| Gruppe | | x_1 = Einkommen (Tsd. €) | x_2 = Alter | $x_{1i} - x_1^*$ | $(x_{1i} - x_1^*)^2$ | $x_{2i} - x_2^*$ | $(x_{2i} - x_2^*)^2$ | $(x_{1i} - x_1^*) * (x_{2i} - x_2^*)$ |
|--|---|-------------------------------|--------------------|------------------|----------------------|------------------|----------------------|---------------------------------------|
| Audi | 1 | 64 | 30 | 14,5 | 210,25 | -11,17 | 124,77 | -161,97 |
| Audi | 2 | 75 | 64 | 25,5 | 650,25 | 22,83 | 521,21 | 582,17 |
| Audi | 3 | 48 | 58 | -1,5 | 2,25 | 16,83 | 283,25 | -25,25 |
| Audi | 4 | 35 | 30 | -14,5 | 210,25 | -11,17 | 124,77 | 161,97 |
| Audi | 5 | 25 | 25 | -24,5 | 600,25 | -16,17 | 261,47 | 396,17 |
| Audi | 6 | 50 | 40 | 0,5 | 0,25 | -1,17 | 1,37 | -0,59 |
| Summe | | 297 | 247 | | | | | |
| III. Gruppen-Mittelwerte (x^*) | | $x_{1B}^* = 49,50$ | $x_{2B}^* = 41,17$ | | $SQ_{11B} =$ | | $SQ_{22B} =$ | $SQ_{12B} =$ |
| IV. Gruppeninterne Abweichungsquadrate (SQ) | | | | | 1673,50 | | 1316,83 | 952,50 |

| | | | | | | | | |
|---|--|--|--|--|--------------------------------------|--|--------------------------------------|--------------------------------------|
| V. Gesamtmittelwerte der Merkmalsvariablen | | $x_1^* = (x_{1A}^* + x_{1B}^*) / 2 =$ 34,67 | $x_2^* = (x_{2A}^* + x_{2B}^*) / 2 =$ 35,34 | | | | | |
| | | | | | $SQ_{11} =$ $SQ_{11A} + SQ_{11B}$ | | $SQ_{22} =$ $SQ_{22A} + SQ_{22B}$ | $SQ_{12} =$ $SQ_{12A} + SQ_{12B}$ |
| VI. Gesamtstreuung der Merkmale | | | | | 1866,33 | | 1778,33 | 1149,00 |
| V. Differenz der Gruppenmittelwerte (d) | | | | | | | | |
| $d_1 = x_{1A}^* - x_{1B}^* =$ | | 19,83 - 49,5 = -29,67 | | | | | | |
| $d_2 = x_{2A}^* - x_{2B}^* =$ | | | 29,5 - 41,17 = -11,67 | | | | | |



Zur Schätzung der Parameter werden nun im ersten Rechenschritt die Gruppenmittelwerte der Merkmalsvariablen (\bar{x}_1 ; \bar{x}_2), ihre Differenzen (d_1 , d_2), die Summe der gruppeninternen Abweichungsquadrate bei x_1 (SQ_{11}), die Summe der gruppeninternen Abweichungsquadrate bei x_2 (SQ_{22}) sowie die Summe der gruppeninternen Abweichungsprodukte von x_1 und x_2 (SQ_{12}) bestimmt. Im zweiten Rechenschritt lassen sich die zuvor ermittelten Werte in die oben angeführten Normalgleichungen (1-4) einsetzen (vgl. Tabelle 20):

| VI. Lösung mittels Umformung nach b_1 , b_2 |
|---|
| (1) $d_1 = b_1 * SQ_{11} + b_2 * SQ_{12}$ |
| (2) $d_2 = b_1 * SQ_{12} + b_2 * SQ_{22}$ |
| $b_1 = [(d_2 * SQ_{12} - d_1 * SQ_{22})] / [(SQ_{12}^2 - SQ_{11} * SQ_{22})]$ |
| $b_1 = [(-11,67 * 1149 + 29,67 * 1778,33)] / [(1149^2 - 1866,33 * 1778,33)]$ |
| $b_2 = [(d_1 * SQ_{12} - d_2 * SQ_{11})] / [(SQ_{12}^2 - SQ_{11} * SQ_{22})]$ |
| $b_2 = [(-29,67 * 1149 + 11,67 * 1866,33)] / [(1149^2 - 1866,33 * 1778,33)]$ |
| Diskriminanzfunktion $Y = - 0,0197 * x_1 + 0,0062 * x_2$ |

Tabelle 20: Normalgleichungen im Zweigruppen-Zweivariablen-Fall

Die gesuchte Diskriminanzfunktion lautet demnach:

$$(5) Y = -0,0197 * x_1 + 0,0062 * x_2.$$

Ein positives (negatives) Vorzeichen des Koeffizienten zeigt an, dass eine zunehmende Merkmalsausprägung der betreffenden Variablen zu einem steigenden (sinkenden) Diskriminanzwert der Untersuchungseinheit führt und somit eine Zuordnung zur Gruppe 1 wahrscheinlicher (unwahrscheinlicher) wird. An dieser Stelle ist auf einen gewichtigen Unterschied zur Software-gestützten Berechnung der Diskriminanzfunktion hinzuweisen. So wird z.B. von SPSS für unser Beispiel das konstante Glied a berechnet bzw. die Funktion

$$(6) Y = -2,054 + 0,087 * x_1 - 0,027 * x_2$$

ausgewiesen. Dieses besitzt keine inhaltliche Bedeutung, sondern dient lediglich einer Normierung der Diskriminanzwerte (vgl. Backhaus et. al. 2003, S. 176 f.).

Geometrisch lässt sich die Diskriminanzfunktion anhand einer Geraden darstellen, die als **Diskriminanzachse** bezeichnet wird. Sie verläuft durch den Nullpunkt des Koordinatensystems und ihre Lage bzw. die Steigung wird durch das Verhältnis b_2/b_1 der Diskriminanzkoeffizienten bestimmt (vgl. Abbildung 35). Bei gegebener Diskriminanzfunktion lässt sich die Diskriminanzachse recht einfach konstruieren. Man erhält sie, indem man für einen beliebigen Wert z den Punkt $(b_1 * z \quad b_2 * z)$ in das Koordinatensystem einträgt und mit dem Nullpunkt verbindet. Für $z = 100$ und unter Verwendung der von SPSS ermittelten Funktion (6) ergibt sich demzufolge

$$(7) x_1 = 0,087 * 100 = 8,70$$

$$(8) x_2 = - 0,027 * 100 = -2,70.$$

Hieraus resultiert somit ein Diskriminanzwert von



$$(9) Y_{(z=100)} = -2,054 + 8,70 - 2,70 = -3,95.$$

Ferner gilt im Koordinatenursprung $Y = a_0 = -2,054$, der auf der Diskriminanzachse verzeichnet ist (vgl. Abbildung 35). Die Diskriminanzwerte für die einzelnen Pkw-Besitzer entsprechen den Merkmalskoordinaten auf die Diskriminanzachse.

(3) Güteprüfung der Diskriminanzfunktion: Die diskriminanzanalytische Gütebeurteilung beinhaltet eine Untersuchung der Trennfähigkeit der ermittelten Diskriminanzfunktion. Diese kann erfolgen anhand der Bewertung von

- speziellen Zusammenhangsmaßen,
- ausgewählten Signifikanztests,
- Klassifikationsergebnissen.

Ein erster Beurteilungsansatz beinhaltet die Bewertung des **Klassifikationsergebnisses**. Hierzu erfolgt ein Vergleich zwischen der auf der Grundlage von Diskriminanzwerten erzielten Objektzuordnung und den tatsächlichen bzw. beobachteten Gruppenzugehörigkeiten der Objekte. Der Gesamtmittelwert der Diskriminanzwerte (Y^*_{gesamt}) wird als **kritischer Trennwert** bezeichnet. Dieser gibt an, ab welchem Diskriminanzwert die Untersuchungsobjekte der oder der anderen Gruppe zuzuordnen sind. Für unser Beispiel gilt daher: Personen, deren Diskriminanzwerte darunter liegen, werden der Gruppe der VW-Besitzer; Personen, deren Diskriminanzwerte darüber liegen, der Gruppe der Audi-Besitzer zugeordnet. Dieser lässt sich geometrisch durch die orthogonal auf der Diskriminanzachse liegende **Trenngerade** für die Gruppenzugehörigkeit veranschaulichen. Diese zeigt die Lage des kritischen Wertes Y^* auf der Diskriminanzachse an, den man dadurch erhält, indem man die Gruppenmittelwerte der SPSS-Schätzfunktion für $x_1 (= 34,07)$ und $x_2 (= 35,34)$ in die Diskriminanzfunktion (6) einsetzt:

$$(10) Y^* = -2,054 + 0,087 * 34,07 - 0,027 * 35,34 = 0.$$

Aus Abbildung 35 wird sodann ersichtlich, nach welchem ein Audi-Besitzer (hier: Nr.5) der falschen Gruppe bzw. der Gruppe der VW-Besitzer zugeordnet ist. Insgesamt kann der Diskriminanzfunktion jedoch eine hohe Trennfähigkeit bescheinigt werden, denn nur eine Person wird fehlerhaft klassifiziert. Die Trefferquote beträgt daher 91,67% ($= 11/12 * 100$) und ist demzufolge deutlich größer als jene Trefferquote, die sich bei einer zufälligen Gruppenzuordnung der Objekte ($= 50%$) ergeben würde.

Maßzahlen der Diskriminanzprüfung bringen die Trennstärke der geschätzten Diskriminanzfunktionen zum Ausdruck. Dabei wird gewöhnlich der kanonische Korrelationskoeffizient c berechnet, der ein Maß für die Korrelation zwischen den geschätzten Diskriminanzwerten und der Gruppenzugehörigkeit von Untersuchungseinheiten darstellt und den Wertebereich zwischen Null und Eins umfaßt. Er errechnet sich aus der Quadratwurzel des Quotienten aus nicht erklärter Streuung und der Gesamtstreuung. In unserem Beispiel beträgt der Wert des kanonischen Korrelationskoeffizienten 0,778, womit eine starke Trennkraft der Diskriminanzfunktion angezeigt wird. Eine ergänzende Information bietet das sog.



Wilks' Lambda λ , das sich aus dem Quotienten aus nicht-erklärter Streuung zur Gesamtstreuung bzw. als $\lambda = 1 - c^2$ bzw. in unserem Beispiel den Wert 0,39 ($= 1 - 0,778^2$) ergibt. Kleine (große) Werte des Wilks' Lambda deuten auf eine hohe (geringe) Trennkraft der Diskriminanzkoeffizienten hin. In unserem Beispiel werden demnach ca. 61 % der Streuung durch die Gruppenunterschiede erklärt bzw. 31 % der Streuung nicht erklärt. Wilks' Lambda lässt sich in ein annähernd Chi-Quadrat-verteiltes Maß überführen, auf dessen Grundlage ein **Hypothesentest** zur Überprüfung der Signifikanz der Gruppenunterschiede durchgeführt werden kann. Die relevante Nullhypothese trifft die Aussage, dass sich die durchschnittlichen Funktionswerte der Diskriminanzfunktion in beiden Gruppen nicht voneinander unterscheiden. Für unser Beispiel ist die Nullhypothese mit einer (beobachteten) Irrtumswahrscheinlichkeit von 1,5% zurückzuweisen, d.h. es ist von signifikanten Gruppenunterschieden auszugehen

(4) Diskriminanzprüfung von Merkmalsvariablen: Neben einer Prüfung der gesamten Diskriminanzfunktion ist es erforderlich, den Beitrag der einzelnen unabhängigen Variablen zur Gruppentrennung zu untersuchen. Hiermit verbindet sich das Anliegen, zum einen die diskriminatorische Bedeutung der Variablen zu ermitteln und zum anderen in jenen Fällen, in denen viele unabhängige Variablen vorliegen, Hinweise auf solche Merkmale zu erhalten, die unwichtig sind und daher möglicherweise von der Diskriminanzanalyse ausgeschlossen werden können. Hilfreiche Informationen hierzu liefern einerseits ein F-Test auf Gleichheit der Gruppenmittelwerte und andererseits die Berechnung von standardisierten Diskriminanzkoeffizienten. Mit Hilfe eines F-Testes auf Gleichheit der Gruppenmittelwerte kann für jede Merkmalsvariable die Nullhypothese getestet werden, dass die betrachtete Variable keinen Beitrag zur Gruppentrennung leistet bzw. dass der entsprechende Diskriminanzkoeffizient nicht signifikant von Null verschieden ist.

Um die relative Trennfähigkeit der einzelnen Merkmalsvariablen zu beurteilen, können zusätzlich die Diskriminanzkoeffizienten zunächst standardisiert und sodann miteinander verglichen werden. Eine Standardisierung der Koeffizienten ist – analog zu den Beta-Koeffizienten einer Regressionsanalyse - deshalb zweckmäßig, weil die gewöhnlich in unterschiedlichen Dimensionen gemessenen Merkmalsvariablen (z.B. Einkommen in €, Alter in Jahren) einen verzerrenden Einfluss auf die Größe der Diskriminanzkoeffizienten hervorrufen können. Der **standardisierte Diskriminanzkoeffizient** (b_i^*) einer Variablen ergibt sich durch die Multiplikation des unstandardisierten Koeffizientenwertes mit der Standardabweichung der betreffenden Merkmalsvariablen innerhalb der Gruppen. Hiernach erhält man für unser Beispiel einen standardisierten Diskriminanzkoeffizient des Merkmals Einkommens in Höhe von - 0,269, während jener des Merkmals Alter einen Wert von 0,082 aufweist. Die diskriminatorische Bedeutung eines Merkmals kann nun anhand der absoluten Größe des standardisierten Koeffizienten abgelesen werden, wobei das Koeffizienten-Vorzeichen keine Rolle spielt. Demzufolge ist dem Merkmal Einkommen die größere Trennkraft beizumessen.



(5) Klassifikation neuer Objekte

Der abschließende Analyseschritt einer Diskriminanzanalyse befasst sich mit der Zuordnung von neuen, zusätzlichen Untersuchungsobjekten zu einer Gruppe. Für die Klassifizierung von neuen Objekten auf der Grundlage ihrer Ausprägungen in den relevanten Merkmalsvariablen steht eine Reihe von alternativen Klassifizierungskonzepten zur Verfügung (vgl. hierzu ausführlich Eckey/Kosfeld/ Rengers 2002, S. 329 ff.).

Ein vergleichsweise einfaches Klassifizierungsverfahren stellt das - bereits im Rahmen der Klassifikationsprüfung vorgestellte - Distanzkonzept dar. Hiernach beruht die Gruppenzuordnung auf einem Vergleich des objektspezifischen Diskriminanzwertes mit dem kritischen Diskriminanzwert. In unserem Beispiel würde sich auf Basis der von SPSS geschätzten Diskriminanzfunktion für eine neue Person mit einem Einkommen von 40 (Tsd. €) und einem Alter von 50 Jahren ein Diskriminanzwert Y^* von $-0,08$ ($= -2,054 + 0,087 * 40 - 0,027 * 50$) ergeben. Da dieser Diskriminanzwert kleiner ist als der kritische Diskriminanzwert in Höhe von 0, wäre diese Person der Gruppe der VW-Besitzer zuzuordnen.

4.3.4. Empirische Anwendungsbeispiele

Das Einsatzpotential der Diskriminanzanalyse soll im folgenden anhand von zwei empirischen Fallbeispielen illustriert werden.

(1) „**Diskrimination von strategischen Erfolgsfaktoren**“: Das erste Beispiel knüpft an dem im Rahmen zur Clusteranalyse dargelegten Befunden an. Die Erfassung und Abgrenzung von zwei Wettbewerbergruppen wurde mittels einer Clusteranalyse vorgenommen, bei welcher die verschiedenen strategischen Unternehmensziele von Großhandelsbetrieben als Gruppierungskriterien dienten (vgl. Abbildung 32).

Das Ziel der hieran anschließenden Diskriminanzanalyse bestand darin zu untersuchen, ob sich die beiden Wettbewerbergruppen auch im Hinblick auf die von ihnen verfolgten strategischen und operativen Unternehmensaktivitäten voneinander unterscheiden lassen. Die folgenden Ausführungen beschränken sich angesichts der umfangreichen Ergebnisse auf eine Skizzierung der strategischen Marktaktivitäten. Um den Katalog strategischer Erfolgsfaktoren herauszuarbeiten, wurde den untersuchten Unternehmen ein Spektrum von insgesamt 48 strategischen Unternehmensaktivitäten aus dem Bereich des Marketing-, des Beschaffungs-, des Personal- sowie des Ressourcenmanagements vorgelegt und gebeten, diese im Hinblick auf die jeweils verfolgte Einsatzintensität zu bewerten. Mittels einer schrittweisen Diskriminanzanalyse wurden sodann jene strategischen Aktivitäten identifiziert, die eine besonders trennscharfe und signifikante Gruppentrennung gestatten. Im ersten Analyseschritt konnten **neun strategische Erfolgsfaktoren** ermittelt werden (vgl. Abbildung 37).

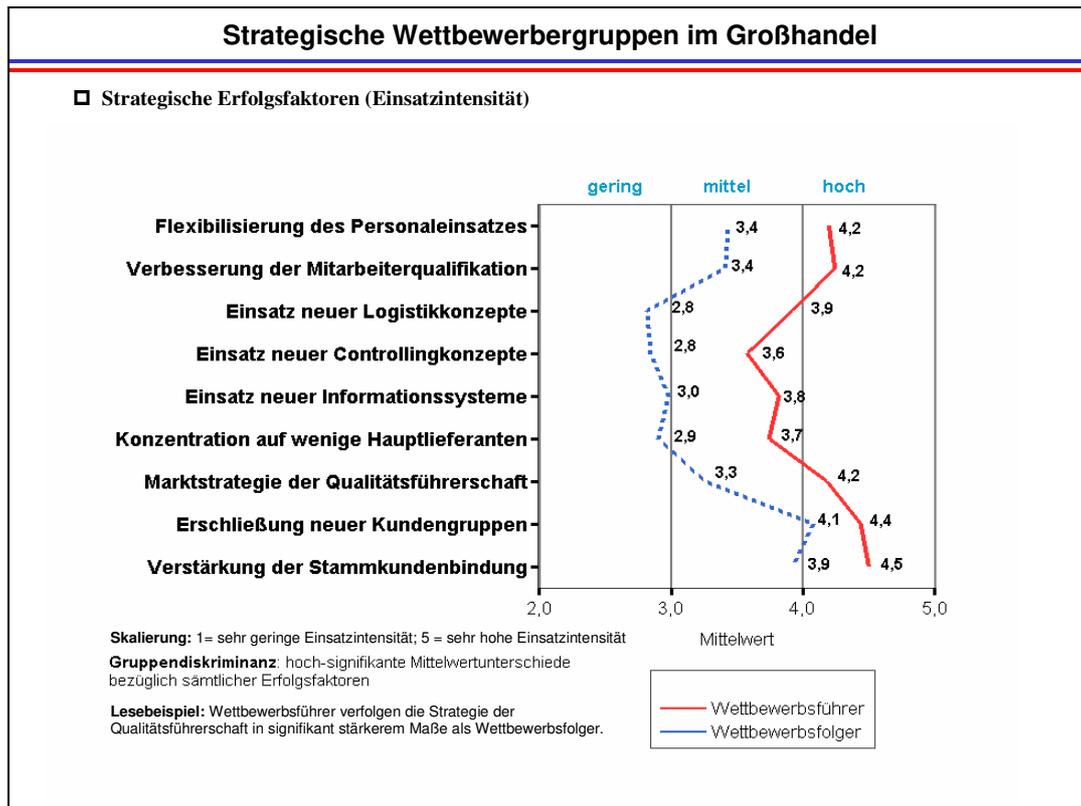


Abbildung 37: Strategische Erfolgsfaktoren des Großhandels

Hieran anschließend stellt sich in einem weiteren Analyseschritt die Frage nach der **relativen Trennfähigkeit der Erfolgsfaktoren**. Die diskriminatorische Bedeutung einer Unternehmensaktivität kann anhand der absoluten Größe des standardisierten Diskriminanzkoeffizienten abgelesen werden, wobei das Koeffizienten-Vorzeichen keine Rolle spielt. Den Befunden der nachfolgenden Tabelle 21 zufolge besitzt die „Flexibilisierung des Personaleinsatzes“ den größten Einfluss auf die Gruppentrennung, gefolgt von der „Strategie der Qualitätsführerschaft“ und der „Verstärkung der Kundenbindung“.

Kanonische Diskriminanzfunktionskoeffizienten

| | Funktion |
|---|----------|
| | 1 |
| Verstärkung der Stammkundenbindung | ,369 |
| Erschließung neuer Kundengruppen | -,028 |
| Marktstrategie der Qualitätsführerschaft | ,426 |
| Einsatz neuer Controllingkonzepte | -,173 |
| Einsatz neuer Logistikkonzepte | ,308 |
| Verbesserung der Mitarbeiterqualifikation | ,181 |
| Flexibilisierung des Personaleinsatzes | ,448 |
| (Konstant) | -5,981 |

Güteinformationen: Wilks' Lambda: 0,45; Anzahl korrekt klassifizierter Fälle (n = 111): 74%; Signifikanz: 5%

Tabelle 21: Bedeutung strategischer Erfolgsfaktoren



(2) „Diskrimination von Kundenzufriedenheitssegmenten“: Das zweite Beispiel bezieht sich auf eine Kundenzufriedenheitsstudie für einen Reiseveranstalter. Die betreffende Untersuchungskonzeption wurde im Rahmen der Ausführungen zur Regressionsanalyse vorgestellt. Auf der Grundlage der durchschnittlichen Zufriedenheitswerte wurde u.a. eine Clusteranalyse (n = 4888) durchgeführt, die zur Abgrenzung von **zwei Kundengruppen** führte (vgl. Abbildung 38). Segment 1 setzt sich aus solchen Nachfragern zusammen, die überdurchschnittlich zufrieden ist und besitzt einen Stichprobenanteil von 70%. Demgegenüber gehören Kundengruppe 2 jene Nachfrager an, die überdurchschnittlich unzufrieden sind.

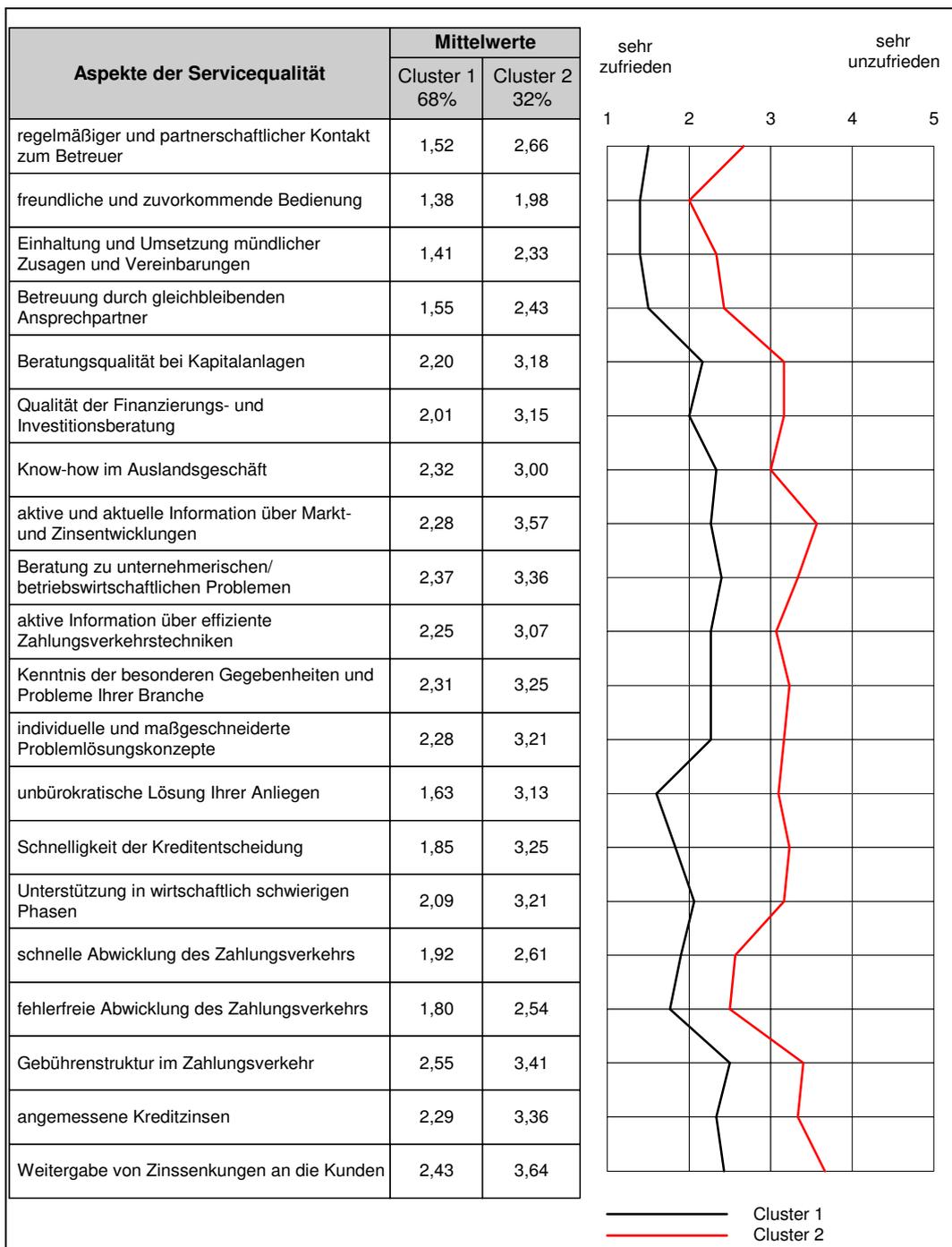




Abbildung 38: Clusteranalytische Abgrenzung von Kundenzufriedenheitsgruppen (n = 4888)

Im Zuge einer anschließenden Diskriminanzanalyse war die Frage zu beantworten, welche Leistungsmerkmale des Dienstleistungsangebots ins besonderem Maße zur signifikanten Gruppentrennung beitragen. Die **diskriminatorische Bedeutung** der einzelnen Zufriedenheitskriterien kann anhand der absoluten Größe der standardisierten Koeffizienten beurteilt werden (vgl. Tabelle 22). Demzufolge üben die Leistungsmerkmale „vertrauter Ansprechpartner“ und „persönliche Beratung hinsichtlich individueller Reisewünsche“ die höchste Trennkraft aus. Das Gütemaß Wilks` Lambda` erklärt den Anteil der nicht erklärten Streuung an der Gesamtstreuung. Kleinere Werte deuten auf eine hohe Trennkraft der Diskriminanzfunktion hin und umgekehrt. Wilks` Lambda beträgt im vorliegenden Beispiel 0,348. Dieser Werte verweist darauf, dass die Diskriminanzfunktion ca. 65% (= 1- 0,348) der Varianz erklärt und somit eine relativ hohe Trennkraft besitzt.

| Merkmale des Dienstleistungsangebotes | standardisierter Diskriminanzkoeffizient |
|--|--|
| vertrauter Ansprechpartner | 0,30250 |
| persönliche Beratung hinsichtlich individueller Reisewünsche | 0,27545 |
| Auskunftsbereitschaft am Telefon | 0,23703 |
| persönliche Urlaubsempfehlungen der Reisebüromitarbeiter | 0,22680 |
| verständliche Reisedokumente | 0,20995 |
| Standort des TUCs | 0,15087 |
| freundliches und höfliches Auftreten der Mitarbeiter | 0,13480 |
| hohe fachliche Kompetenz der Mitarbeiter | 0,10247 |
| vielfältige Auswahl an Reiseveranstaltern | 0,07938 |
| äußeres Erscheinungsbild des TUCs | 0,07512 |
| zuverlässige, termingerechte Reisebuchungsabwicklung | 0,07005 |
| umfangreiche Auswahl an Reiseserviceleistungen | 0,05837 |
| Umfang an Zusatzleistungen | 0,05678 |
| Güteinformationen: | |
| Wilks` Lambda: 0,39 | |
| Signifikanzniveau: 1% | |
| Anzahl korrekt klassifizierter Fälle: 90% | |

Tabelle 22: Diskriminanzanalytische Trennung von Kundenzufriedenheitssegmenten im Reiseveranstaltermarkt (n = 4888)



5. Empirisch-integrierter Methodeneinsatz: die Standortattraktivität des Kammerbezirkes Dortmund

5.1. Problemstellung und Meßinstrumentarium

Die Standortwahl bildet für Unternehmen eine konstitutive Investitionsentscheidung mit langfristigen ökonomischen Auswirkungen. Dies gilt in besonderem Maße für Handelsbetriebe, bei denen aus der Standortwahl entscheidende Einflussfaktoren des Unternehmenserfolges (z.B. Transportkosten, das Nachfragepotential) resultieren. Jeder Standort unterliegt im Zeitablauf Veränderungen seiner Rahmenbedingungen, die zu einer Gefährdung der betrieblich standortoptimalen Konstellation von technischen, ökonomischen und wirtschaftspolitischen Standortbedingungen führen können. Angesichts des Umstandes, dass Unternehmen nur begrenzt imstande sind, auf die unternehmens-externen Standortbedingungen nachhaltig einzuwirken, stellt sich diesen im Rahmen der betrieblichen Standortpolitik die Aufgabe, betriebs-spezifische Standortanforderungen zu formulieren, diese mit den gegenwärtigen und zukünftigen Standortbedingungen zu vergleichen und hieraus angemessene Standortstrategien (z.B. eine Standortanpassung, -verlagerung) zu entwickeln.

Die damit angesprochene Standortbewertung kann aus verschiedenen Perspektiven erfolgen: neben einer unternehmensspezifischen Sichtweise ist eine Standortbeurteilung u.a. auch vom Standpunkt der kommunalen Entscheidungsträger, von Wirtschaftsverbänden, von Lieferanten oder von Nachfragern möglich. Im Rahmen der vorliegenden Studie bestand das Ziel darin, die Standortattraktivität der Region Dortmund - Kreis Unna – Hamm aus der Perspektive der beteiligten Großhändler zu beleuchten. Zu diesem Zweck wurden im Zuge vorgeschalteter Sekundäranalysen zunächst 11 Schlüsselfaktoren der Standortattraktivität herausgefiltert, welche anschließend den beteiligten Großhändlern zur Bewertung vorgelegt wurden (vgl. Tabelle 23).

Ein entscheidendes Problem bei der empirischen Erfassung von Standorturteilen bildet die Festlegung der **Mess- und Auswertungsmethodik**. Hinsichtlich des messtechnischen Vorgehens wurde eine zufriedenheitstheoretische, fünfstufige Beurteilungsskala gewählt (vgl. Tabelle 23). Hiermit verbinden sich eine Reihe von Vorzügen: Eine zufriedenheitsbasierte Messung beinhaltet generell die Erfassung des individuellen, subjektiven Vergleiches zwischen einer erwarteten Leistung und einer erhaltenen Leistung in einer aktuellen, individuell erlebten Austauschbeziehung. Insofern bildet die Zufriedenheit einerseits einen verlässlichen Indikator der von einer beurteilenden Person wahrgenommenen Leistungsqualität. Kundenzufriedenheit ist ferner eine Grundvoraussetzung zur Kundenbindung. Übertragen auf die Standortproblematik bedeutet dies, dass die Standortbindung von Unternehmen umso stärker ist, je zufriedener die betreffenden Unternehmen mit den jeweiligen Standortbedingungen sind.



| Standortbarometer | | | | | |
|--|---|---|---|---|---|
| Bewerten Sie bitte abschließend die Standortattraktivität der Region Dortmund – Kreis Unna – Hamm aus der Perspektive Ihres Unternehmens. Wie zufrieden sind Sie gegenwärtig mit den folgenden Standortmerkmalen? (1= sehr zufrieden; 2 = zufrieden; 3 = weder noch; 4 = etwas unzufrieden; 5 = sehr unzufrieden). | | | | | |
| Verfügbarkeit von Gewerbeflächen (z.B. für Erweiterungen) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Verkehrsanbindung (Straßen-, Schienen-, Wasser-, Luftverkehr) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Technische Infrastruktur (z.B. Ausstattung mit Energie, Wasser etc.) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Natürliches Betriebsumfeld (z.B. Sicherheitslage, Nachbarbetriebe) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Baurechtliche Genehmigungen/Auflagen (z.B. Flächennutzungspläne) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Steuern und Gebühren (z.B. Gewerbesteuer) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Verfügbarkeit externer Logistikanbieter | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Verfügbarkeit qualifizierter Mitarbeiter | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Standortkosten (z.B. Mieten, Errichtungskosten) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| regionales Absatzpotential (z.B. Marktvolumen des Absatzgebietes). | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| regionales Beschaffungspotential (z.B. Beschaffungsvolumen) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Angebot standortspezifischer Förderungsprogramme (z.B. Betriebsansiedlung) | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |
| Unterstützung durch Wirtschaftsförderung und Behörden | * | * | ● | ⊗ | ⊕ |

Tabelle 23: Messinstrument zur Standortattraktivität

5.2. Das Standortattraktivitäts-Profil

Der erste Auswertungsschritt zufriedenheitsbasierter Messungen beinhaltet die Ermittlung und Interpretation eines Zufriedenheitsprofils. Im Hinblick auf die vorliegende Standortbewertung verdeutlicht das nachstehende Standortprofil der Abbildung 39, dass die regionalen Großhändler

- hinsichtlich des regionalen Beschaffungspotentials, der Verfügbarkeit externer Logistikanbieter, dem natürlichen Betriebsumfeld, der technischen Infrastruktur sowie der Verkehrsanbindung zufrieden sind,
- gegenüber standortspezifischen Förderungsprogrammen, dem regionalen Absatzpotential, den Standortkosten sowie den baurechtlichen Genehmigungen/Auflagen in gewissem Maße indifferent, d.h. weder zufrieden noch unzufrieden sind
- und bezüglich der Verfügbarkeit qualifizierter Mitarbeiter sowie den steuerrechtlichen Restriktionen unzufrieden sind.

Ein erstes Fazit ziehend bleibt festzuhalten, dass die regionalen Standortbedingungen mit Ausnahme infrastruktureller Gegebenheiten insgesamt als indifferent und teilweise unzufriedenstellend beurteilt werden.

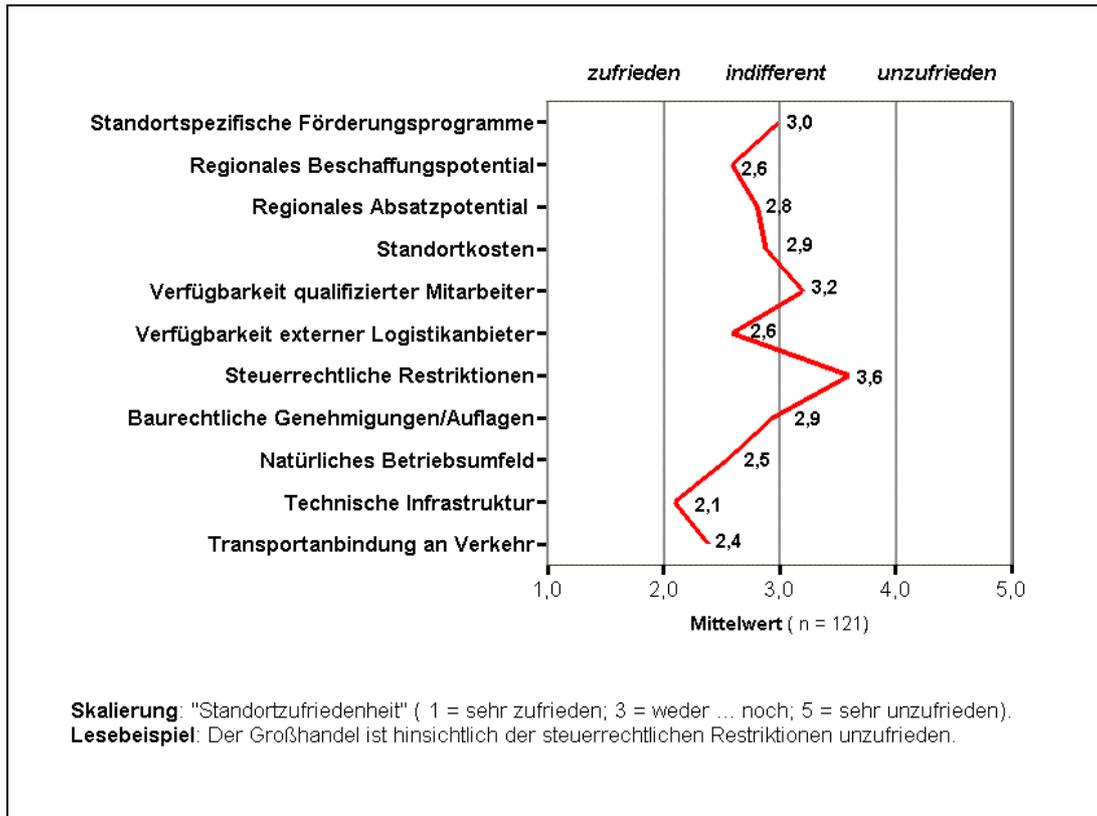


Abbildung 39: Standortattraktivitäts-Profil des Kammerbezirkes Dortmund

5.3. Der Standortattraktivitäts-Index

Um einerseits die Stossrichtung des erforderlichen Handlungsbedarfes zu erkennen und andererseits ein sensitives Instrument zur Erfassung und Kontrolle zeitablaufbezogener Attraktivitätsveränderungen bereitzustellen, ist es zweckmäßig, einen zufriedenheitsbasierten Standortindex zu berechnen. Hierzu werden die unternehmensspezifischen Ratingurteile je Standortmerkmal in jeweils korrespondierende Punktwerte transformiert (vgl. Tabelle 24). So wird z.B. der Ratingwert „3“, der eine indifferente Zufriedenheitsbeurteilung anzeigt, in den Indexwert „50“ überführt.

| Zufriedenheitsgrad | sehr zufrieden | zufrieden | weder noch | etwas unzufrieden | sehr unzufrieden |
|--------------------|----------------|-----------|------------|-------------------|------------------|
| Ratingwert | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Indexwert | 100 | 75 | 50 | 25 | 0 |

Tabelle 24: Transformation von Ratingwerten zu Indexwerten

Die nachstehende Abbildung 40 veranschaulicht den daraus resultierenden regionalen **Standortattraktivitäts-Index** des Großhandels, der eine Reihe von grundlegenden Informationen bereitstellt:

- Es ist ersichtlich, dass der Infrastrukturindex einen Wert von 73 Punkten und somit den höchsten Indexwert aufweist. Demzufolge sind die Großhändler mit



der regionalen Infrastruktur (Ausstattung mit Energie, Wasser etc.) überaus zufrieden.

- Mit einem Wert von 50 besitzt der Förderprogrammindex ein lediglich durchschnittliches Indexniveau, das eine indifferente Beurteilung zum Ausdruck bringt.
- Demgegenüber liegt der Personalindex mit einem Wert von 45 im Bereich der unterdurchschnittlichen Indexwerte bzw. im Bereich jener Standortmerkmale, die als unzufriedenstellend bewertet werden.
- Der regionale Globalindex, der sich als Mittelwert aller Indexwerte ergibt, beträgt 55 Indexpunkte. Dies bedeutet, dass die Standortattraktivität insgesamt als indifferent beurteilt wird und demzufolge ein Potential zur Attraktivitätsverbesserung von maximal 45 Indexpunkten ($= 100 - 55$) besteht.

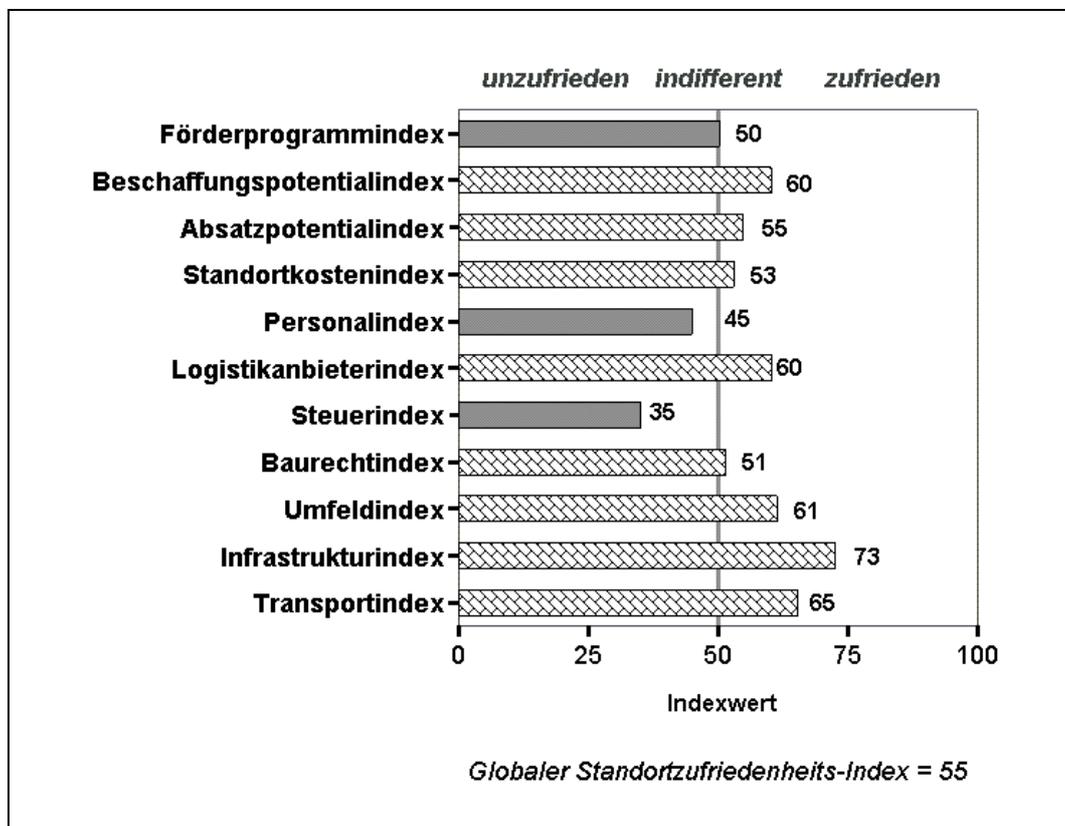


Abbildung 40: Standortattraktivitäts-Index des Kammerbezirkes Dortmund

Auf der Grundlage der vorliegenden Indexwerte können nunmehr spezielle Zielsetzungen und Handlungsprogramme geplant, umgesetzt und kontrolliert werden. So wäre es z.B. denkbar, bezüglich standortspezifischer Förderprogramme einen Ziel-index von 70 Einheiten vorzugeben, der binnen eines bestimmten Zeitraumes (z.B. 2 Jahre) durch entsprechende Förderungsmaßnahmen erreicht werden soll und durch eine anschließende Indexkontrolle auf den realisierten Zielerreichungsgrad hin überprüft werden kann.

5.4. Standortzufriedenheits-Gruppen im regionalen Großhandel



Die empirische Zufriedenheitsforschung lehrt uns von der Hypothese auszugehen, dass die Analyse der auf Durchschnittswerten beruhenden Zufriedenheitsprofile und Indexwerte die Gefahr in sich birgt, jene Teilgruppen von Beurteilern nicht angemessen zu berücksichtigen, die ein polarisiertes Urteilsverhalten aufweisen und demzufolge mit dem Beurteilungsobjekt entweder durchgängig zufrieden oder unzufrieden sind (Müller 1996). Insofern soll nachfolgend der Frage nachgegangen werden, ob sich solche Urteilsgruppen auch im Hinblick auf die Standortattraktivität identifizieren lassen. Hierzu wurde ein Methodenbündel eingesetzt, bestehend aus Clusteranalyse, Varianzanalyse und Kontingenzanalyse.

(1) Gruppenabgrenzung: Den methodischen Ansatzpunkt zur Lösung dieser Aufgabenstellung bildete eine Clusteranalyse, bei welcher jene Großhändler zu einer Teilgruppe zusammengefasst werden, deren Indexwerte ein nahezu gleich hohes bzw. niedriges Niveau aufweisen. Um die Aussagefähigkeit der Gruppenbildung zu untersuchen, d.h. zu überprüfen, ob sich die gefundenen Unternehmensgruppen bezüglich der Indexwerte nicht nur zufällig, sondern in beurteilungsabhängiger Weise voneinander unterscheiden, wurden zusätzliche Varianzanalysen durchgeführt. Das daraus resultierende Analyseergebnis ist in der nachfolgenden Abbildung 41 angeführt:

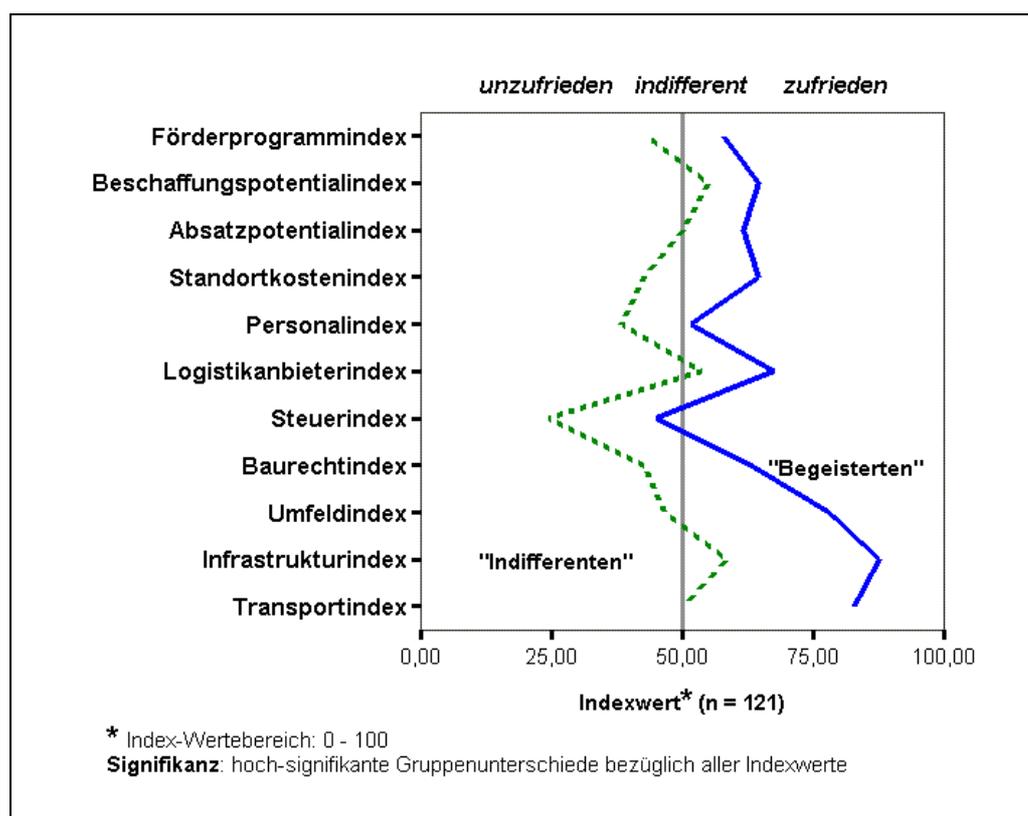


Abbildung 41: Standortzufriedenheitsgruppen im regionalen Großhandel

- Im Hinblick auf die regionale Standortzufriedenheit konnten zwei Teilgruppen von Großhändlern identifiziert werden: Eine erste Teilgruppe von Händlern, der 47% aller Großhändler angehören, setzt sich aus Händlern zusammen, die – mit Ausnahme des Steuerindex - bezüglich sämtlicher Standortmerkmale zufrieden



bzw. sehr zufrieden sind. Im Einklang mit der geläufigen Typologie in der empirischen Zufriedenheitsforschung liegt es daher nahe, diese Teilgruppe als die „**Begeisterten**“ zu umschreiben.

- In der zweiten Teilgruppe, der 53% aller Großhändler angehören, befinden sich Großhändler, die hinsichtlich sämtlicher Standortmerkmale indifferent bzw. unzufrieden sind. Insofern wird diese Gruppe nachfolgend als die „**Indifferenten**“ bezeichnet.

(2) Signifikanzprüfung der Gruppenlösung: Bezüglich der Trennfähigkeit beider Gruppen erbringen varianzanalytische Untersuchungen das Ergebnis, dass sich beide Gruppen bezüglich sämtlicher Standortmerkmale in jeweils hoch-signifikantem Maße voneinander unterscheiden und daher von systematischen Beurteilungsunterschieden auszugehen ist (vgl. Tabelle 25).

| <i>Standortindex</i> | Zufriedenheitsgruppen^a | |
|-----------------------------------|--|----------------------------------|
| | "Begeisterten" (47%) | "Indifferenten" (53%) |
| Transportindex | 82,7 | 50,0 |
| Infrastrukturindex | 87,5 | 58,3 |
| Umfeldindex | 77,9 | 46,5 |
| Baurechtindex | 63,0 | 42,5 |
| Steuerindex | 44,7 | 24,1 |
| Logistikanbieterindex | 67,3 | 53,5 |
| Personalindex | 51,4 | 38,2 |
| Standortkostenindex | 64,4 | 42,5 |
| Absatzpotentialindex | 61,5 | 50,0 |
| Beschaffungspotentialindex | 64,4 | 54,8 |
| Förderprogrammindex | 57,7 | 43,0 |

a. hoch-signifikante Gruppenunterschiede bezüglich sämtlicher Indexwerte (Basis: Varianzanalysen)

Tabelle 25: Indexwerte von Standortgruppen des Großhandels

(3) Gruppenprofile: Um zukünftig eine gezielte Ansprache der beiden Gruppen zu ermöglichen, wurde mit Hilfe von Kontingenztanalysen weiterhin untersucht, ob möglicherweise ein Zusammenhang zwischen speziellen Merkmalen der großhandels-betrieblichen Unternehmensstruktur und der Zugehörigkeit zu einer Zufriedenheits-gruppe vorliegt. Hiernach konnten zwei zentrale, jeweils einen signifikanten Beurteilungseinfluss ausübende Unternehmensmerkmale herausgefiltert werden:

- **Lieferantenstandort:** Die Gruppenzugehörigkeit hängt u.a. davon ab, an welchem Standort der Hauptlieferant eines Großhändlers ansässig ist. Der Tabelle 26 ist entnehmbar, dass sich in der Gruppe der „Indifferenten“ überdurchschnittlich viele Großhändler befinden, die mit Hauptlieferanten zusammenarbeiten, deren Standort außerhalb von NRW liegt. Umgekehrt ist der



Gruppe der „Begeisterten“ ein überproportional hoher Anteil von Großhändler angehörig, deren primären Einkaufsquellen innerhalb von NRW beheimatet sind.

% von Standort der Hauptlieferanten in 1999

| | | Gruppe | | Gesamt |
|--------------------------------------|---------------------------------|----------------|-----------------|--------|
| | | "Begeisterten" | "Indifferenten" | |
| Standort der Hauptlieferanten | Nordrhein - Westfalen | 59,3% | 40,7% | 100,0% |
| | sonstige alte Bundesländer | 45,2% | 54,8% | 100,0% |
| | europäisches Beschaffungsgebiet | 43,3% | 56,7% | 100,0% |
| | weltweites Beschaffungsgebiet | 50,0% | 50,0% | 100,0% |

Tabelle 26: Kreuztabellierung von Zufriedenheitsgruppen und Lieferantenstandort

- **Hauptabsatzgebiet:** Vergleichbare Aussagen lassen sich für das Unternehmensmerkmal des Absatzgebietes treffen (vgl. Tabelle 27). Hiernach befinden sich in der Gruppe der „Indifferenten“ überdurchschnittlich viele Großhändler, deren Hauptabsatzgebiet außerhalb von NRW liegt. Umgekehrt ist der Gruppe der „Begeisterten“ ein überproportional hoher Anteil von Großhändler angehörig, deren Kernabsatzgebiet sich auf NRW erstreckt.

% von Hauptabsatzgebiet in 1999

| | | Gruppe | | Gesamt |
|--------------------------|----------------------------|----------------|-----------------|--------|
| | | "Begeisterten" | "Indifferenten" | |
| Hauptabsatzgebiet | Nordrhein-Westfalen | 57,0% | 43,0% | 100,0% |
| | sonstige alte Bundesländer | 40,0% | 60,0% | 100,0% |
| | europäisches Absatzgebiet | 38,5% | 61,5% | 100,0% |
| | weltweites Absatzgebiet | 25,0% | 75,0% | 100,0% |

Tabelle 27: Kreuztabellierung von Zufriedenheitsgruppen und Absatzgebiet

5.5. Dimensionen der Standortzufriedenheit

Nicht alle Standortmerkmale sind zur Beurteilung der Standortattraktivität bzw. der Standortzufriedenheit gleichermaßen wichtig. Um eine standortpolitische Prioritätensetzung zu ermöglichen ist es zweckmäßig, den Stellenwert der einzelnen Standortbedingungen herauszufiltern. Ein in der verhaltenwissenschaftlichen Forschung populärer Ansatz besteht darin, solche Objektmerkmale zu grundlegenden Beurteilungsdimensionen zusammenzufassen, die nicht unabhängig voneinander beurteilt werden. So darf man implizit davon ausgehen, dass großhandelsbetriebliche Zufriedenheitsurteile z.B. bezüglich baurechtlicher Restriktionen sowie der steuerlichen Belastung, mehr oder minder stark miteinander korrelieren und daher zu



einer gemeinsamen Urteilsdimensionen zusammengefasst werden können. Den geeigneten methodischen Ansatzpunkt hierzu bietet eine sog. Faktorenanalyse (Müller 1996 a). Diese liefert für die vorliegende Standortbewertung die in Tabelle 28 angeführte Faktorladungsmatrix.

Varimax-rotierte Faktorenmatrix^{a,b}

| | Faktoren | | |
|----------------------------|------------------|-----------------------|---------------------|
| | "Standortumfeld" | "Standortinvestition" | "Standortpotential" |
| Transportindex | ,82 | -4,57E-02 | ,24 |
| Infrastrukturindex | ,75 | -2,47E-02 | ,38 |
| Umfeldindex | ,67 | ,27 | ,20 |
| Baurechtindex | ,13 | ,62 | -8,41E-02 |
| Steuerindex | -,22 | ,76 | 3,02E-02 |
| Logistikanbieterindex | ,77 | 4,95E-02 | -,22 |
| Personalindex | ,33 | ,42 | -,29 |
| Standortkostenindex | ,25 | ,60 | ,12 |
| Absatzpotentialindex | ,29 | -9,49E-02 | ,69 |
| Beschaffungspotentialindex | 3,44E-02 | ,26 | ,68 |
| Förderprogrammindex | -3,70E-02 | ,67 | ,20 |

a. Extraktionsmethode: Hauptkomponentenanalyse

b. erklärte Gesamtvarianz: 60%

Tabelle 28: Faktorladungen von regionalen Standortmerkmalen

Hiernach bewerten Großhändler die Standortattraktivität anhand von drei grundlegenden Dimensionen. Zur semantischen Bezeichnung der faktoranalytisch erzeugten, zunächst unbenannten Dimensionen werden die Faktorladungen herangezogen. Diese bilden – vereinfachend ausgedrückt – Korrelationskoeffizienten zwischen den einzelnen Standortmerkmalen und den betreffenden Dimensionen. An der absoluten Größe einer Faktorladung lässt sich nunmehr der Zusammenhang zwischen einem Standortmerkmal und einer Dimension ablesen. So korreliert z.B. der Transportindex in hohem Maße mit dem Faktor 1 („Standortumfeld“), aber nur vergleichsweise schwach mit dem Faktor 3 („Standortpotential“), so dass dieses Standortmerkmal der Dimension „Standortumfeld“ zugeordnet wird. Hiernach lassen sich die drei Bewertungsdimensionen wie folgt beschreiben:

- **„Standortumfeld“:** Der erste Faktor setzt sich aus der Verkehrsanbindung (= Transportindex), der technischen Infrastruktur (= Infrastrukturindex), dem natürlichen Betriebsumfeld (= Umfeldindex) sowie der Verfügbarkeit externer Logistikanbieter (= Logistikanbieterindex) zusammen. Das gemeinsame inhaltliche Bindeglied zwischen diesen Standortmerkmalen stellt offensichtlich das Umfeld eines Standortes dar, so dass wir diese Dimension als „Standortumfeld“ bezeichnen.
- **„Standortinvestition“:** Mit dieser Dimension korrelieren die Standortmerkmale der baurechtlichen Restriktionen, der steuerlichen Belastung, der Standortkosten, der Mitarbeiterqualität sowie der Förderungsprogramme. Diese Standortmerkmale beeinflussen allesamt die standortspezifische Kapitalbindung



eines Unternehmens, so dass es schlüssig erscheint, diese Dimension mit dem Begriff „Standortinvestition“ zu kennzeichnen.

- „**Standortpotential**“: Das Potential eines Standortes beinhaltet die regionalen Marktpotentiale der Absatz- sowie der Beschaffungsmärkte.

Um wirtschaftspolitische Maßnahmen zielwirksam und fokussiert formulieren zu können, ist ferner das **Bewertungsgewicht** der drei Dimensionen von Relevanz. Eine auf der Varianzzerlegung beruhende Erklärung des Standortzufriedenheitsurteils der Großhändler (vgl. Müller 2004 d) legt gemäß der Abbildung 42 offen, dass die Standortattraktivität bzw. -zufriedenheit der regionalen Großhändler

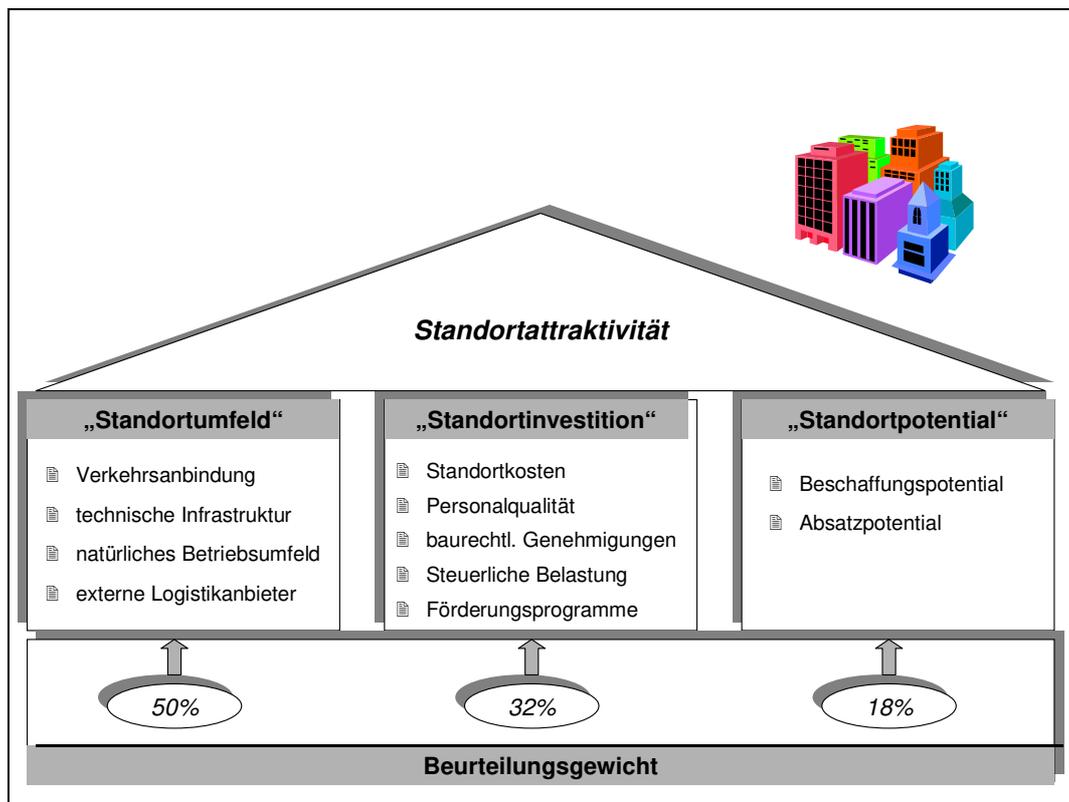


Abbildung 42: Dimensionen der regionalen Standortattraktivität

- in erster Linie durch das „Standortumfeld“ beeinflusst wird, welches ein Urteilsgewicht von 50% besitzt,
- gefolgt von den Bedingungen der „Standortinvestition“, die einen Urteilseinfluss von 32% ausüben und
- ergänzt durch das „Standortpotential“, welches ein Urteilsgewicht von 18% einnimmt.



Literaturverzeichnis

- Aaker, D., Kumar, V., Day, G.* (2001): Marketing Research, 7th Edition, New York, Chichester u.a..
- Bacher, J.* (1996): Clusteranalyse, 2. Auflage, München.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W., Weiber, R.* (2003): Multivariate Analysemethoden. Eine anwendungsorientierte Einführung, 10. Auflage, Berlin, Heidelberg, New York.
- Bauer, H., Huber, F.* (2000): Nutzenorientierte Produktgestaltung, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S.709-738.
- Becker, J.* (2000): Marketingstrategien, München.
- Berehoven, L., Eckert, W., Ellinger, P.* (2004): Marktforschung, 10. Auflage, Wiesbaden 2004.
- Böhler, H.* (1977): Methoden und Modelle der Marktsegmentierung, Stuttgart.
- Böhler, H.* (2004): Marktforschung, 3. Auflage, Stuttgart, Berlin u.a.
- Bortz, J.* (1993): Statistik für Sozialwissenschaftler, 4. Auflage, Berlin, Heidelberg u.a..
- Brosius, F.* (2002): SPSS 11, Bonn.
- Bryman, A., Cramer, D.* (2005): Quantitative Data Analysis with SPSS 12 and 13, London, New York.
- Bühner, M.* (2004): Einführung in die Test- und Fragebogenkonstruktion, München, Boston.
- Bühl, A., Zöfel, P.* (2005): SPSS 11, 8. Auflage, München.
- Büschken, J.* (1994): Conjoint-Analyse. Methodische Grundlagen und Anwendungen in der Marktforschungspraxis, in: Tomczak, T.; Reinecke, S. (Hrsg.): Marktforschung, St. Gallen, S. 72-89.
- Büschgen, J., Thaden, Ch.* (2000): Clusteranalyse, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 377-380.
- Bukhari, I.* (1998): Marktreaktionsfunktionen, in: Diller, H. (Hrsg.): Marketingplanung, 2. Auflage, München, S.293-337.
- Churchill, G., Iacobucci, D.* (2004): Marketing Research, 9th Edition, Mason.
- Cornelsen, J.* (1998): Operative Analyse, in: Diller, H. (Hrsg.): Marketingplanung, 2. Auflage, München, S. 73-117.
- Decker, R., Temme, T.* (2000): Diskriminanzanalyse, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 297-335.
- Diehl, J., Kohr, H.* (1999): Deskriptive Statistik, 123. Auflage, Frankfurt/M..
- Eckey, H.-F., Kosfeld, R., Rengers, M.* (2002): Multivariate Statistik. Grundlagen - Methoden - Beispiele, Wiesbaden.
- Fahrmeir, L., Künstler, R., Pigeot, I., Tutz, I.* (1997). Statistik. Der Weg zur Datenanalyse, Berlin.



- Freter, H., Obermaier, O.* (2000): Marktsegmentierung, in: Herrmann, A., Homburg, Ch. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S.739-763.
- George, D., Mallery, P.* (2003): SPSS For Windows, Boston, New York.
- Green, S., Salkind, N., Akey, T.* (2000): Using SPSS For Windows, 2nd Edition, Upper Saddle River.
- Gustafsson, A., Herrmann, A., Huber, F.* (2003): Conjoint Measurement: Methods and Applications, Third Edition, Berlin, Heidelberg.
- Hackl, P., Katzenbeisser, W.* (1996): Statistik für Sozial- und Wirtschaftswissenschaften, 10. Auflage, München, Wien.
- Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., Black, W. C.* (1998): Multivariate data analysis, Fifth Edition, New Jersey.
- Hammann, P., Erichson, B.* (2000): Marktforschung, 4. Auflage, Stuttgart.
- Hartung, J., Elpelt, B.* (1995): Multivariate Statistik. Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik, 5. Auflage, München, Wien.
- Herrmann, A., Homburg, C.* (Hrsg.) (2000): Marktforschung, Wiesbaden.
- Herrmann, A., Seilheimer, C.* (2000): Varianz- und Kovarianzanalyse, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 267-294.
- Hinton, P., Brownlow, C.* (2004): SPSS Explained, New York.
- Homburg, C.* (1998): Quantitative Betriebswirtschaftslehre, 2. Auflage, Wiesbaden.
- Homburg, C., Krohmer, H.* (2003): Marketingmanagement, Wiesbaden.
- Homburg, C., Pflesser, C.* (2000): Strukturgleichungsmodelle mit latenten Variablen, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 633-659.
- Huber, F., Herrmann, A.* (2002): Entwicklungsstand und Perspektiven der Conjoint-Analyse, in: Diller, H. (Hrsg.): Neue Entwicklungen in der Marktforschung, Nürnberg, S. 97-116.
- Hüttner, M., Schwarting, U.* (1999): Exploratorische Faktorenanalyse, in: Herrmann, A., Homburg, Ch. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 383-412.
- Kachigan, S. K.* (1991): Multivariate Statistical Analysis, 2nd Edition, New York.
- Kinnear, P., Gray, C.* (2000): SPSS For Windows, New York.
- Kinney, Th., Taylor, J.* (1996): Marketing Research. An Applied Approach, 5th Edition, New York, St. Louis u.a..
- Kockläuner, G.* (2000): Multivariate Datenanalyse. Am Beispiel des statistischen Programm-pakets SPSS, Braunschweig, Wiesbaden.
- Lilien, G., Kotler, P., Moorthy, K.* (1992): Marketing Models, Englewood Cliffs.
- Litz, P.* (2000): Multivariate Statistische Methoden, München, Wien.
- Marinell, G.* (1998): Multivariate Verfahren, 5. Auflage, München, Wien.
- Meffert, H.* (1992): Marketingforschung und Käuferverhalten, 2. Auflage, Wiesbaden.



- Meffert, H.* (2000): Marketing, 10. Auflage, Wiesbaden.
- Meffert, H., Giloth, M.* (2002): Aktuelle markt- und unternehmensbezogene Herausforderungen an die Markenführung, in: Meffert, H., Burmann, C., Koers, M. (Hrsg.): Markenmanagement, Wiesbaden, S. 99-132.
- Meffert, H., Steffenhagen, H.* (1977): Marketing-Prognosemodelle. Quantitative Grundlagen des Marketing, Stuttgart.
- Malhotra, N.* (1999): Marketing Research. An Applied Orientation, 3rd Edition, Upper Saddle River.
- Malhotra, N., Birks, D.* (1999): Marketing Research. An Applied Approach, Harlow, London.
- Martens, J.* (2003): Statistische Datenanalyse mit SPSS für Windows, 2. Auflage, München, Wien
- Müller, W.* (1991): Herausforderungen an die strategische Automobilmarktforschung, in: Thesis, Universität St. Gallen, Heft 4, 1991, S. 45-52.
- Müller, W.* (1994): Werbewirkungen und Werbeinstrumente. Werbewirkungsfunktionen, in: Das Wirtschaftsstudium, Heft 12, 1994, S. 951-963.
- Müller, W.* (1994), Strategische Marktforschung – dargestellt am Beispiel der Automobilindustrie, in: Müller, W., Bauer, H.H. (Hrsg.): Wettbewerbsvorteile erkennen und gestalten. Erfahrungsberichte aus der Marketingpraxis, Kriftel, 1994, S. 35-53.
- Müller, W.* (1995): Geschäftsfeldplanung, in: Tietz, B.; Köhler, R.; Zentes, J. (Hrsg.): Handwörterbuch des Marketing (HWM), 2. Aufl., Stuttgart 1995, Sp. 760-785.
- Müller, W.* (1996): Angewandte Kundenzufriedenheitsforschung, in: Marktforschung & Management, Heft 4, S. 149-159.
- Müller, W.* (1997a): Produktpositionierung, in: Das Wirtschaftsstudium, Heft 8/9, S. 739-748.
- Müller, W.* (1997b): Erfolgsfaktoren im Dienstleistungsmanagement des Automobilhandels - Eine empirische Bestandsaufnahme, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 1, S. 41-65.
- Müller, W.* (1998a): SPSS-gestützte Absatzprognosen, Teil I: Regressionsanalysen, in: Das Wirtschaftsstudium, Heft 1, 1998, S. S. 54-61.
- Müller, W.* (1998b): SPSS-gestützte Absatzprognosen, Teil II: Varianzanalysen, in: Das Wirtschaftsstudium, Heft 2, 1998, S. 153-157.
- Müller, W.* (1998c), Service-Qualität im Firmenkundengeschäft von Banken, , in: Bank und Markt, Heft 1, 1998, S. 45-51.
- Müller, W.* (1999): Gerechtigkeitsheoretische Modelle zur Kundenzufriedenheit, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 3, 1999, S. 239-266.
- Müller, W.* (2004a): Marktorientierte Unternehmensführung im Großhandel – eine empirische Bestandsaufnahme, in: Baumgarth, C. (Hrsg.): Marktorientierte



Unternehmensführung, Festschrift zum 60. Geburtstag von Univ.-Prof. Dr. Hermann Freter, Peter Lang Verlag, Frankfurt/M., S. 345-371.

Müller, W. (2004b): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil I: Regressionsanalyse, Band 6 des Instituts für Angewandtes Markt-Management Dortmund 2004

Müller, W. (2004c): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil II: Varianzanalyse, Band 7 des Instituts für Angewandtes Markt-Management Dortmund 2004

Müller, W. (2004d) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil III: Faktorenanalyse, Band 8 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2004.

Müller, W. (2005a): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil IV: Clusteranalyse, Band 9 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005b): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil V: Grundlagen der Diskriminanzanalyse, Band 10 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005c): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VI: Diskriminanzanalyse im Mehr-Gruppen-Fall, Band 11 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005d): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VII: Conjoint-Analyse, Band 12 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005e): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VIII: Conjoint-Analyse mit SPSS, Band 13 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005f): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil IV Kausalanalyse, Band 14 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W. (2005g): Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil V: Kontrastgruppenanalyse, Band 15 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.

Müller, W., Bauer, H.H. (Hrsg.) (1994): Wettbewerbsvorteile erkennen und gestalten. Erfahrungsberichte aus der Marketingpraxis, Kriftel.

Müller, W., Bräuer, C. (1998), Von Service-Stars lernen, in: absatzwirtschaft, Heft 2, 1998, S. 74-76.

Müller, W.; Herrmann, A. (1993): Strategic Automotive Marketing, in: Journal of International Marketing and Marketing Research, Vol. 18, 1993, No. 3, S. 59-79.

Müller, W.; Riesenbeck, H. (1991), Wie aus zufriedenen Kunden auch anhängliche Kunden werden, in: Harvard manager, Heft 3, 1991, S. 67-80.

Raab, G, Unger, A., Unger, F. (2004): Methoden der Marketing-Forschung, Wiesbaden.

Rinne, H. (2000): Statistische Analyse multivariater Daten, München, Wien.

Rudolf, M., Müller, J. (2004): Multivariate Verfahren, Göttingen, Bern.

Sander, M. (2004); Marketing-Management, Stuttgart.



- Schobert, R., Tietz, W.* (1998): Entwicklungsprognosen, in: Diller, H. (Hrsg.): Marketingplanung, 2. Auflage, München, S. 119-160.
- Schulze, P.* (1998): Beschreibende Statistik, 3. Auflage, München, Wien.
- Schulze, P.* (2000): Strukturgleichungsmodelle mit beobachteten Variablen, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 609-632.
- Skiera, B., Gensler, S.* (2002a): Berechnung von Nutzenfunktionen und Marktsimulationen mit Hilfe der Conjoint-Analyse (Teil 1), in: WiSt, Heft 4, April, S. 200-205.
- Skiera, B., Gensler, S.* (2002b): Berechnung von Nutzenfunktionen und Marktsimulationen mit Hilfe der Conjoint-Analyse (Teil 2), in: WiSt: Heft 5, Mai, S. 258-263.
- Steffenhagen, H.* (2003): Marketing, 4. Auflage, Köln, Stuttgart.
- Sudman, S., Blair, E.* (1998): Marketing Research. A Problem Solving Approach, Boston, Burr Ridge u.a..
- Tabachnick, B., Fidell, L.* (2001): Using Multivariate Statistics, 4th Edition, Boston, London.
- Teichert, T.* (2000): Conjoint-Analyse, in: Herrmann, A., Homburg, C. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 471-511.
- Toutenburg, H.* (2000): Deskriptive Statistik, 3. Auflage, Berlin.
- Trommsdorf, V., Bookhagen, A., Hess, C.* (2000): Produktpositionierung, in: Herrmann, A., Homburg, Ch. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S.767-787.
- Voß, W.* (2004) (Hrsg.): Taschenbuch der Statistik, 2. Auflage, München, Wien.
- Welge, M.; Al-Laham, A.* (1999): Strategisches Management, 2. Auflage, Wiesbaden.
- Wolfrum, B., Riedl, J.* (2000): Wettbewerbsanalyse, in: Herrmann, A., Homburg, Ch. (Hrsg.): Marktforschung, Wiesbaden, S. 687-708.



Die Forschungspapiere des iamm erscheinen in unregelmäßigen Abständen. Bisher sind erschienen:

- 1) Satisfaction-based Measurement of Service Quality. Forschungspapier, Band 1 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2000.
- 2) Customer Satisfaction at the German Travel Agency Markt. An empirical Analysis, Forschungspapier, Band 1 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2001.
- 3) Marktorientierte Unternehmensführung im mittelständischen Großhandel – eine empirische Bestandsaufnahme, Band 3 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2002.
- 4) Gerechtigkeitstheoretische Modelle zur Kundenzufriedenheit, Band 4 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2003.
- 5) Grundlagen der quantitativen Marketinganalyse, Band 5 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2004.
- 6) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil I: Regressionsanalyse, Band 6 des Instituts für Angewandtes Markt-Management Dortmund 2004
- 7) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil II: Varianzanalyse, Band 7 des Instituts für Angewandtes Markt-Management Dortmund 2004
- 8) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil III: Faktorenanalyse, Band 8 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2004.
- 9) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil IV: Clusteranalyse, Band 9 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 10) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil V: Grundlagen der Diskriminanzanalyse, Band 10 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 11) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VI: Diskriminanzanalyse im Mehr-Gruppen-Fall, Band 11 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 12) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VII: Conjoint-Analyse, Band 12 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 13) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil VIII: Conjoint-Analyse mit SPSS, Band 13 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.



- 14) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil IV Kausalanalyse, Band 14 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 15) Multivariate Statistik im Quantitativen Marketing - Teil V: Kontrastgruppenanalyse, Band 15 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 16) Multivariate Analysemethoden im Quantitativen Marketing – Statistische Konzeptionen und empirische Erfahrungsberichte -, Gesamtdokumentation des Forschungsprojektes, Band 16 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.
- 17) Gestaltungshinweise für schriftliche Studienarbeiten – Seminar-, Diplom-, Bachelor- und Masterschriften, Band 17 des Instituts für Angewandtes Markt-Management, Dortmund 2005.