

## Nr. 75

### **Extern segmentierte Laddering-Daten: Wann sind Segmentvergleiche zulässig und wann Unterschiede zwischen Segmenten signifikant?\*** **- Ein Vorschlag für einen Homogenitätstest -**

von

Andreas BÖCKER\*\*, Jochen HARTL\*\*,  
Christoph KLIEBISCH\*\*\* und Julia ENGELKEN\*\*\*\*

Gießen, März 2005

- \* Die Datenerhebung wurde finanziert durch den US Kongress im Rahmen des internationalen Forschungsprojekts „An international comparison of consumer acceptance of genetically modified foods“.
- \*\* Dr. und MSc, Dipl. oec. troph., Institut für Agrarpolitik und Marktforschung, Justus-Liebig-Universität Gießen, Senckenbergstr. 3, 35390 Gießen.
- \*\*\* Dr., AFC Consultants International, Dottendorfer Str. 82, 53129 Bonn.
- \*\*\*\* M.Sc. Dipl. Ing. agr., Institut für Agrarökonomie, Universität Göttingen, Platz der Göttinger Sieben 5, 37073 Göttingen.

---

Die „Agrarökonomischen Diskussionsbeiträge“ enthalten Manuskripte in einer vorläufigen Fassung, die noch nicht anderweitig veröffentlicht worden sind. Es wird daher gebeten, sich mit Anregungen und Kritik direkt an die Autoren zu wenden und etwaige Zitate vorher abzustimmen.

Die „Agrarökonomischen Diskussionsbeiträge“ werden herausgegeben vom: Institut für Agrarpolitik und Marktforschung, Justus-Liebig-Universität Gießen, Senckenbergstr. 3, 35390 Gießen, Bundesrepublik Deutschland, Tel.: (06 41) 99-3 70 20, Fax: (06 41) 99-3 70 29.



## 1 Einleitung

Erfolgreiche Werbung braucht einen gelungenen Werte-Transfer. Aufgabe der Marktforschung ist es, das dazu erforderliche Wissen über die Wertvorstellungen der Zielgruppen bereit zu stellen. Keine leichte Aufgabe. Zum einen sind moderne Gesellschaften einem mal abrupten, mal sanften, aber beständigen Wertewandel unterworfen. ZIEMS' Blick auf die gegenwärtige Konsumkrise (ZIEMS 2004) als Ausdruck eines Leitbildwandels zeigt dies sehr anschaulich. Zum anderen muss die Marktforschung valide messen, wie Werthaltungen von dem beworbenen Produkt berührt werden. Auf diesem Gebiet hat sich in der nordamerikanischen Marketingforschung der „*Means-End-Chain*“-Ansatz (MEC) etabliert (YOUNG & FEIGIN 1975; GUTMAN 1982; OLSON & REYNOLDS 1983), der nun auch in Deutschland und Europa zunehmend Fuß fasst. Die in der kognitiven Psychologie verankerte MEC-Theorie liefert zusammen mit der qualitativen semi-strukturierten *Laddering*-Interviewtechnik einen Ansatz zur Aufdeckung von subjektiv bedeutsamen Zusammenhängen zwischen Produktmerkmalen, Nutzen- und Wertvorstellungen. Demnach erfolgt die Repräsentation des konsumrelevanten Wissens im Gedächtnis in Form von hierarchisch angeordneten Strukturen, den *Means-End-Chains*. Die so illustrierten Wissensstrukturen der Konsumenten lassen sich unmittelbar für kommunikationsstrategische Zwecke nutzen.

Ursprünglich lag das Anwendungsgebiet des MEC-Ansatzes ausschließlich in der Entwicklung von Marketing- und Kommunikationsstrategien für Markenprodukte. Das Feld der Anwendungen hat sich in den vergangenen Jahren jedoch erheblich erweitert und umfasst nun auch Untersuchungsgebiete, die durch komplexere Beurteilungsprozesse und weniger klar umrissene Zielgruppen gekennzeichnet sind als im „klassischen“ Betätigungsfeld der Markenwerbung. Beispiele sind die Beurteilung der „Grünen Gentechnik“ bzw. genetisch veränderter Lebensmittel durch europäische Verbraucher (BREDAHL 1999; GRUNERT et al. 2001, BREDAHL et al. 2002), Regional- und Gemeinschaftsmarketing (KLIBISCH 2002), oder die Ermittlung des „Retailer Values“ (SKYTTE & BOVE 2004). Aus dieser Erweiterung des Anwendungsgebietes, aber auch aus dem natürlichen Bestreben von Forschung und Anwendung, einen Ansatz weiterzuentwickeln, entsteht die Notwendigkeit, kritische Annahmen des Ansatzes zu überprüfen.

Eine ganz zentrale Annahme für die Analyse von Laddering-Daten ist die Homogenität der ihr zugrunde liegenden Stichprobe. Ist diese verletzt, so dass die Gesamtstichprobe aus mehreren Segmenten besteht, die sich hinsichtlich ihrer produktbezogenen kognitiven Strukturen deutlich voneinander unterscheiden, sind verzerrte Ergebnisse und fehlerhafte Rückschlüsse für die Lösung von Marketingproblemen die unweigerliche Folge. Die daraus abzuleitende Notwendigkeit zur Überprüfung der Homogenitätsannahme hat die MEC-Forschung bereits vor geraumer Zeit erkannt

(REYNOLDS & GUTMAN 1988; ROEHRICH & VALETTE-FLORENCE 1991; GRUNERT et al. 1995). Allerdings ist bisher noch kein entsprechender statistischer Test entwickelt worden, der eine klare Aussage zuließe, wann die Homogenitätsannahme verletzt ist und somit die Segmentierung der Stichprobe erforderlich wird. Andersherum betrachtet, bedeutet dies, dass der umgekehrte Fall einer nicht zulässigen Segmentierung ebenfalls nicht anhand von statistischen Prüfmaßen festgestellt werden kann. So wird in der Literatur zwar an verschiedenen Stellen eine Segmentierung der Stichprobe vorgenommen, jedoch ohne deren Zulässigkeit, insbesondere im Hinblick auf unterschiedliche Gruppengrößen und Informationsgehalte der Ergebnisse zu diskutieren oder zu überprüfen.

Das Ziel dieses Artikels ist es daher, einen Beitrag zur Schließung dieser Forschungslücke zu leisten. Dazu wird ein Prüfmaß vorgeschlagen, das auf dem Grad der Deckungsgleichheit der segment-spezifischen Ergebnisse aufbaut. Mit diesem Ansatz werden zwei Unterziele verfolgt, die auf die Belange der praktischen Marktforschung zugeschnitten sind:

- a) Die Berechnung von Prüfmaßen soll intuitiv nachvollziehbar sein und auf Informationen aufbauen, die aus den standardmäßigen Ergebnisdokumentationen der zur Verfügung stehenden Softwarelösungen, wie z.B. den Implikationsmatrizen, ermittelt werden können.
- b) Die Entscheidungsunterstützung soll auf einer zentralen Kennzahl beruhen, die je nach Bedarf mit weiteren, mehr Details offenbarenden Informationen ergänzt werden kann.

Der Beitrag gliedert sich in drei Hauptabschnitte. Im ersten wird der MEC-Ansatz in seinen theoretischen und anwendungsbezogenen Grundzügen dargestellt und aufgezeigt, wie sehr sich das Anwendungsgebiet in den vergangenen Jahren erweitert hat und welche Anforderungen sich daraus ergeben. Im nächsten Abschnitt werden dann die Ansätze beschrieben und diskutiert, die bisher zur Überprüfung der Homogenitätsannahme bzw. zur Segmentierung von Stichproben vorgeschlagen worden sind. Im abschließenden Abschnitt stellen wir unseren Ansatz vor und präsentieren und diskutieren erste Ergebnisse, die auf den Laddering-Daten aus einer Studie zur Akzeptanz von genetisch veränderten Lebensmitteln basieren. Der Beitrag schließt mit einer Zusammenfassung der wesentlichen Ergebnisse und einem Ausblick auf eine Forschungsagenda zur Weiterentwicklung von Ansätzen zur Überprüfung der Homogenitätsannahme in Laddering-Daten.

## **2 Grundlagen des Means-End-Ansatzes**

### **2.1 Theorie und Anwendung**

In der MEC-Theorie stellen Produkte und deren Eigenschaften die Instrumente („means“) zur Erreichung von übergeordneten Zielen und Wertvorstellungen („ends“) dar. Die Verbindung zwi-

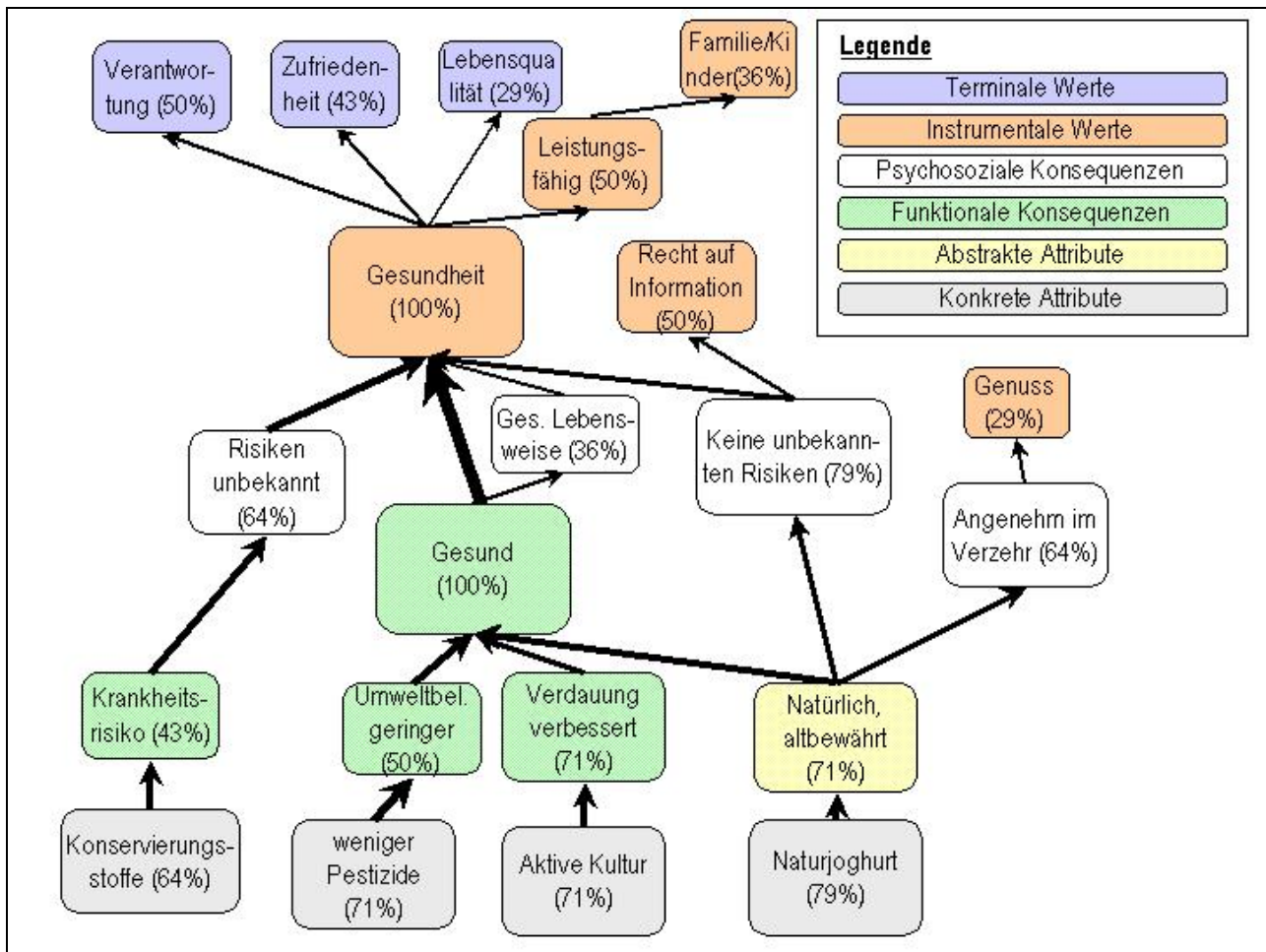
schen Produkt und dem Selbst bzw. den Werthaltungen des Verbrauchers stellen die Konsequenzen her, die aus dem Konsum des Produkts resultieren und spezifische Werthaltungen berühren (GUTMAN & REYNOLDS 1979). Der MEC-Ansatz unterscheidet daher zwischen drei Abstraktionsebenen: den Produktattributen, den Konsequenzen und den Werthaltungen. Die drei Ebenen lassen sich nach dem Abstraktionsgrad in jeweils zwei weitere Kategorien zu insgesamt sechs Stufen untergliedern (OLSON & REYNOLDS 1983): konkrete – abstrakte Attribute, funktionale – psychosoziale Konsequenzen, instrumentale – terminale Werte. Mit zunehmendem Abstraktionsgrad steigt die Bedeutung für die Kaufentscheidung. Auf individueller Ebene wird die Verknüpfung der verschiedenen MEC-Elemente als Leiter (*Ladder*) bezeichnet. Eine Leiter muss nicht zwangsläufig alle sechs Stufen (Sprossen) umfassen. Auch kann sich auf einer Abstraktionsebene mehr als eine Stufe finden.

Die ermittelten Leitern lassen sich nun über Individuen zu Means-End-Ketten aggregieren. Die Abbildung aller Ketten in einem Schaubild wird als *Hierarchical Value Map* (HVM) bezeichnet. Sie illustriert die Häufigkeit der Nennung einzelner MEC-Elemente, aber auch die Stärke der Verknüpfung zwischen ihnen. Dominante Verbindungsstrukturen hierarchisch angeordneten Produktwissens werden daraus ersichtlich. Ein hypothetisches Beispiel zur Beurteilung von Joghurt ist in Abbildung 1 dargestellt. Die Erstellung dieser Beispiel-HVM basiert auf drei Prinzipien, die zu einer verbesserten graphischen Präsentation der Studienergebnisse führen (GENGLER et al. 1995):

- Die verschiedenen Abstraktionsebenen sind farblich differenziert.
- Die Kästchengröße für die Darstellung der MEC-Kategorien entspricht der relativen Häufigkeit der Nennung in der Erhebung, die als Prozentwert dargestellt ist. Je größer demnach ein solches Kästchen ist, desto bedeutender ist das entsprechende Konstrukt für die Produktbeurteilung bzw. für die Unterscheidung von Produkten.
- Die Dicke der Verknüpfungen zwischen den MEC-Kategorien entspricht der Häufigkeit der Nennung in der Erhebung und stellt somit die Intensität einer Assoziation von Konstrukten in den kognitiven Strukturen der Zielgruppe dar.

Es wird deutlich, dass für die Verknüpfungen dieser Ebenen keine strikt einzuhaltende Rangordnung existiert: Konkrete Attribute führen z.B. nur in einem Fall über ein abstraktes Attribut zu funktionalen Konsequenzen, häufiger jedoch direkt. Ebenso treten mehrere Verknüpfungen auf einer Ebene auf, wie z.B. bei den instrumentalischen Werten.

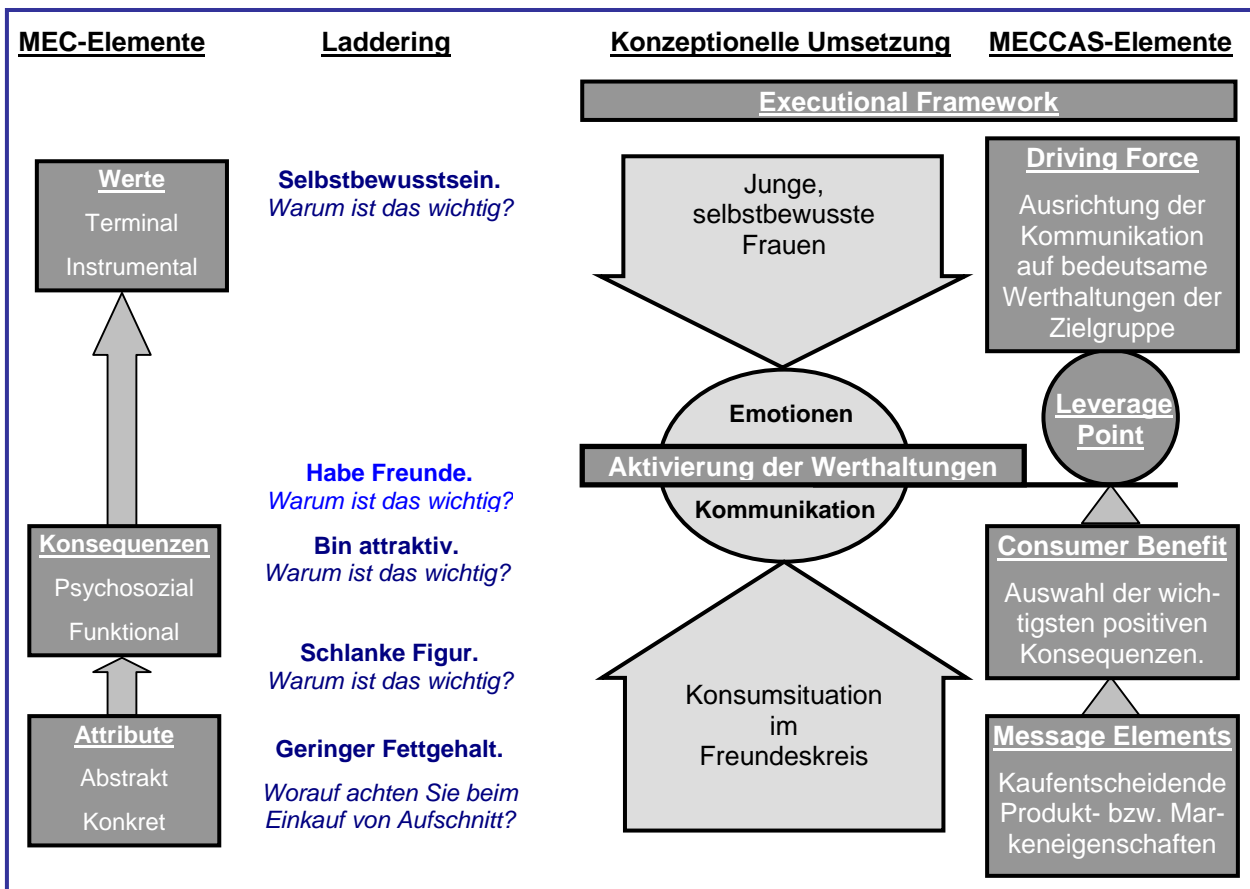
**Abbildung 1: Hypothetische Hierarchical Value Map (HVM) für Joghurt**



Quelle: Eigene Erstellung.

Die „klassische“ Nutzung des MEC-Ansatzes liegt in der Unterstützung marketingpolitischer Aktivitäten, insbesondere bei der Entwicklung von Kommunikationsstrategien (REYNOLDS & GUTMAN 1984; REYNOLDS et al. 2001). OLSON und REYNOLDS (1983) haben dazu das MECCAS-Modell (*Means-End Conceptualization of Components for Advertising Strategy*) entwickelt. Das MECCAS-Modell umfasst fünf Komponenten: *Driving force*, *Consumer benefit*, *Message elements*, *Executional framework* und *Leverage point*. Die ersten drei korrespondieren direkt mit Werthaltungen, Konsequenzen bzw. Attributen im MEC-Modell. Die beiden weiteren MECCAS-Elemente dienen der Umsetzung der zentralen Aussagen in der Kommunikationsstrategie bzw. der Festlegung eines Instruments zur Aktivierung der Werthaltungen. Wie aus Abbildung 2 hervorgeht, sind vor allem psychosoziale Konsequenzen zur Aktivierung der Werthaltungen in der Werbung geeignet.

**Abbildung 2: MEC- und MECCAS-Elemente in einem Fallbeispiel**



Quelle: Eigene Erstellung.

Allerdings muss nicht in jedem Fall eine strikte Übereinstimmung zwischen den drei „äquivalenten“ MEC- und MECCAS-Elementen gegeben sein (ROSSITER & PERCY 2001). So ist es durchaus sinnvoll, neben den kaufrelevanten Produktattributen auch Konsequenzen zu den Elementen der Werbeaussagen zu machen. Auch sind bei weitem nicht bei allen Kaufentscheidungen Werte involviert, so dass ROSSITER und PERCY (2001) als Alternative das a-b-e-Modell vorschlagen, dass die Beziehungen zwischen Produkteigenschaften (*attributes*), Vorteilen und Nutzen (*benefits*) und Emotionen (*emotions*) herausstellt. Obwohl oberflächlich dem MECCAS-Modell ähnlich, ist die zentrale Aussage dieses Modells, dass die Werbestrategie nicht auf die Verknüpfung aller drei Elemente abzielt, sondern je nach Produkt-, Konkurrenz- und Käuferkonstellation eines davon, a, b oder e, zum Schwerpunkt macht.

Dahingegen ist das zentrale Anliegen der praktischen Marktforschung auf Basis des MECCAS-Modells die Identifikation derjenigen MEC-Leitern, die die stärkste Verknüpfung zwischen dem Produkt und dem Selbst widerspiegeln. Denn nur wenn der Schwerpunkt der Kommunikationsstrategie auf diese stärksten Verknüpfungen abzielt, kann eine Aktivierung der potentiellen Käufer erfolgreich sein. Allerdings liefert der MEC-Ansatz auch gleich das Erhebungsinstrumentarium, mit

dem überprüft werden kann, ob solche Verknüpfungen überhaupt in ausreichender Intensität existieren. Die einzelnen Arbeitsschritte für die Erhebung und Auswertung von Laddering-Daten im Rahmen einer MEC-Studie sind:

- die Identifizierung der relevanten Attribute,
- die Durchführung der Laddering-Interviews,
- die Kodierung der qualitativen Laddering-Daten,
- die Erstellung einer Implikationsmatrix,
- die Erstellung und Interpretation einer Hierarchischen Wertekarte (*Hierarchical Value Map*, HVM) als Ergebnis der Datenauswertung.

Diese werden in den folgenden Abschnitten beschrieben und dann ein Überblick über die Erweiterung des Anwendungsgebietes des MEC-Ansatzes gegeben. Aus dieser Erweiterung ergeben sich neue Anforderungen, insbesondere in Bezug auf die Überprüfung der Homogenitätsannahme bzw. auf die Segmentierung, die Gegenstand des anschließenden Kapitels 3 sind.

## **2.2 Identifizierung der relevanten Attribute**

Die Identifizierung der relevanten Attribute erfolgt im Rahmen persönlicher Interviews stets vor dem eigentlichen *Laddering*. Ziel dieses ersten Schritts der Datenerhebung ist die Aktivierung der kognitiven Strukturen der Interviewten. Dazu stehen eine Reihe von Verfahren zur Auswahl (BECH-LARSEN & NIELSEN 1999; REYNOLDS & GUTMAN 1988; STEENKAMP & VAN TRIJP 1997). Das Laddering setzt in aller Regel an den konkreten Attributen als Ausgangspunkt für individuelle Leitern an. Daher sind generell solche Verfahren von Vorteil, die explizit auf Ähnlichkeits- bzw. Unähnlichkeitsurteilen aufbauen. Dazu gehören:

- Triadic Sorting (TS): Aus der Gesamtzahl der betrachteten Produkte werden wiederholt drei ausgewählt. Der Interviewte sortiert das Produkt aus, das den beiden anderen am unähnlichsten ist, und muss begründen, warum. TS wird seit Beginn der MEC-Forschung eingesetzt und ist so etwas wie ein Standard geworden. Die Methode produziert in der Tat sehr viele konkrete Attribute. Allerdings ist sie zeitraubend und wird von Interviewten, insbesondere bei Produkten von geringem Involvement, eher ungünstig beurteilt.
- Free Sorting (FS): Der Interviewte unterteilt die betrachteten Produkte nach ihrer Ähnlichkeit frei in Gruppen und begründet dies. FS steht TS in der Anzahl der erzeugten konkreten Attribute kaum nach, ist aber deutlich weniger zeitaufwendig.



- Hierarchische Dichotomisierung (HD): Der Interviewte unterteilt die betrachteten Produkte nach ihrer Ähnlichkeit zunächst in zwei Gruppen und begründet dies. Die beiden Gruppen werden danach jeweils wieder in zwei Gruppen untergliedert. Dies wird solange fortgeführt, bis der Interviewte keine weitere Unterteilung mehr vornehmen kann. HD erzeugt in etwa die gleiche Anzahl an Attributen wie TS, erfordert etwa den gleichen Zeitaufwand, wird aber von den Befragten tendenziell als „unangenehmer“ eingestuft als TS.

Neben den auf Ähnlichkeits- bzw. Unähnlichkeitsurteilen basierenden Verfahren haben drei weitere, grundsätzlich verschiedene Ansätze in der praktischen MEC-Forschung Bedeutung:

- Free Elicitation (FE): Die Interviewten nennen die Konstrukte, die sie mit der betrachteten Produktgruppe in Verbindung bringen, frei. Dabei können Vorgaben hinsichtlich der Beurteilungsgrundlage erwünscht oder unerwünscht sein. Eine entsprechende Fragestellung ohne Vorgabe würde lauten: „Worauf achten Sie beim Einkauf von Produktkategorie X besonders?“ Es bliebe den Befragten überlassen, in welchem Maße sie ihre Antworten auf Ähnlichkeits- oder Präferenzurteilen aufbauen. Sind hingegen Ähnlichkeitsurteile anvisiert, müsste die Frage entsprechend geändert werden, z.B. in: „Woran kann man ihrer Meinung nach die Marken in der Produktgruppe X besonders deutlich voneinander unterscheiden?“ Da FE den Befragten alle Spielräume lässt, ihre Gedanken in ihrer Sprache auszudrücken, wird diese Methode i.d.R. als angenehm empfunden. Sie braucht weniger Zeit als die ersten drei und erzeugt zwar etwas weniger konkrete Attribute, dafür aber deutlich mehr Konstrukte auf höherem Abstraktionsniveau. Dadurch ist FE prädestiniert für Vorstudien: sie ist kostengünstig, liefert Konzepte in der Sprache der Zielgruppe und gibt bereits Einblicke in zu erwartende abstraktere Kategorien.
- Attributlisten (AL): Die Befragten wählen diejenigen Attribute aus einer Liste aus, die den Konstrukten, die sie selbst zur Produktbeurteilung bzw. zum Produktvergleich heranziehen, am nächsten kommen. Hier kann – je nach Forschungsfrage und -design – eine maximale Attributanzahl vorgegeben oder zusätzlich die Gewichtung der einzelnen Attribute erfragt werden. Die Listen werden den Befragten mit den gleichen Frageoptionen wie unter FE vorgelegt und stammen in aller Regel aus einer Vorstudie auf Basis von FE oder Tiefen- oder Gruppeninterviews. FE und AL unterscheiden sich grundsätzlich von den anderen vier Methoden dadurch, dass keine konkreten Produkte bzw. Stimuli eingesetzt werden. Hinsichtlich des Zeitaufwandes in Befragung und Kodierung ist AL am günstigsten zu beurteilen, auch unter Berücksichtigung des Aufwandes für die Vorstudie.
- Product Ranking (PR): Die Interviewten bringen die Produkte in eine Rangfolge und begründen im Anschluss daran ihre Entscheidung Produkt für Produkt. PR erzeugt in etwa so viele

konkrete Attribute wie FE, ist jedoch zeitaufwendiger und anspruchsvoller. Allerdings produziert das Ranking bereits ein erstes Präferenzurteil. Im Anschluss an das Laddering können die Interviewten mit relativ geringem Zusatzaufwand angeben, wie geneigt sie sind, die Produkte zu kaufen. Bei den anderen Verfahren wäre dazu ein höherer Aufwand erforderlich.

Abschließend ist hervorzuheben, dass bisherige vergleichende Studien<sup>1</sup> zwar signifikante Unterschiede hinsichtlich Anzahl und Abstraktionsgrad der erhobenen Attribute feststellen konnten. Jedoch basieren diese Ergebnisse auf Erhebungen zu unterschiedlichen Produkten und widersprechen sich teilweise. Darüber hinaus konnte bisher kein Unterschied hinsichtlich der Prognosefähigkeit der einzelnen Erhebungsverfahren festgestellt werden (BECH-LARSEN & NIELSEN 1999). Dieser Befund und die Tatsache, dass STEENKAMP & VANTRIJP (1997) für die Verfahren TS, FS und HD eine konvergierende Validität feststellen, lassen den Schluss zu, dass keine systematischen Unterschiede in den ermittelten kognitiven Strukturen zwischen den genannten Verfahren zu erwarten sind.

### 2.3 Das Laddering-Interview

Nach REYNOLDS und GUTMAN (1988) besteht der Vorteil der Laddering-Methode vor allem darin, dass exakt aufgedeckt wird, *wie* Konsumenten Produktattribute in Beziehung zu sich selbst setzen. Die Art, wie Produktinformation im Denkprozess des Konsumenten verarbeitet wird, kann deutlich machen, warum ein Attribut oder dessen Konsequenz wichtig ist. Bei der Laddering-Methode werden Intensivbefragungen von Einzelpersonen durchgeführt. Die Fragen sind offen, es gibt keine vorformulierten Antwortkategorien. Der Befragte muss über die von ihm bevorzugten Produktattribute, die daraus resultierenden Konsequenzen und letztlich die Gründe für seine Präferenzen nachdenken. Nach der Attributermittlung wird, ausgehend von jedem einzelnen Attribut, gefragt: „*Warum ist das wichtig für Sie?*“ (s. Abbildung 2) Die Antwort auf diese Frage ergibt in der Regel eine Konsequenz. Auch zu dieser wird wiederum gefragt: „*Warum ist das wichtig für Sie?*“ Dieses wird in Variationen so oft wiederholt, bis der Befragte keine Antwort mehr geben kann oder wenn der einer Leiter zugrunde liegende Wert ermittelt ist. In einigen Fällen kann das Interview aber schon zuvor ins Stocken geraten. Zwei typische Probleme mit den jeweiligen Lösungsmöglichkeiten sind:

#### Der Befragte hat sich noch nicht ausreichend mit seiner Kaufmotivation beschäftigt:

- Negatives Laddering: „Was würde passieren, wenn die Eigenschaft/Konsequenz fehlte?“

---

<sup>1</sup> Die hier ausgewiesenen Ergebnisse und Empfehlungen basieren auf der Auswertung der Studien von BECH-LARSEN & NIELSEN (1999) und STEENKAMP & VANTRIJP (1997) in BÖCKER & KOCZOR (2005).

- Den Satz umformulieren und auf eine konkrete Situation beziehen. Warum bestimmte Attribute oder Konsequenzen wichtig sind, wird häufig erst deutlich, wenn der Befragte sich in die Situation des Kaufs oder Konsums versetzt.

Dem Befragten werden die Themen zu persönlichen oder zu heikel:

- Vergleich der Situation mit der einige Jahre zuvor: Hat sich etwas verändert, wenn ja was?
- Die Frage zurückstellen und zu einem späteren Zeitpunkt, wenn der Befragte sich entspannt hat, erneut aufgreifen.

Um Verzerrungen durch falsche oder ungeschickte Interviewtechnik zu vermeiden, muss der Interviewer im Vorfeld intensiv geschult werden.

## 2.4 Kodierung

Nach Durchführung und Dokumentation der Laddering-Interviews werden die individuellen Aussagen der Probanden in zwei Schritten kodiert:

- Die Identifizierung von elementaren Aussagen (*chunks of meaning*) erfordert zunächst die Elimination irrelevanter Textelemente aus den Transkripten. Dem folgt die Zuordnung relevanter Aussagen zu einer passenden MEC-Ebene, z.B. die Aussagen „Ich bevorzuge Deospray X, weil es hautfreundlich ist. Es verursacht keine Hautreizungen.“ zum abstrakten Attribut „hautfreundlich“ und zur funktionalen Konsequenz „verursacht keine Hautreizungen“.
- Im zweiten Schritt, der eigentlichen Kodierung, werden diejenigen Textbausteine, die über eine ähnliche oder gleiche Sinnbedeutung verfügen, zu einer übergeordneten Kategorie zusammengefasst, z.B. die Aussagen „Das Deo hat einen ziemlich guten Duft.“ und „Der Duft des Deos gefällt mir.“ zur abstrakten Attribut-Kategorie „guter Duft“.

Die Zuordnung zu MEC-Ebenen oder Kategorien ist nicht immer eindeutig. So kann die Antwort „gesund“ auf die Frage „Warum ist Ihnen ein frischer Geschmack bei Buttermilch wichtig?“ als abstraktes Attribut „Buttermilch ist gesund.“, aber auch als funktionale Konsequenz „Buttermilch hält mich gesund.“ interpretiert werden. Der geübte Interviewer erkennt dieses Problem und hakt mit einem *reverse laddering* nach: „Was verstehen Sie unter ‚gesund‘?“. In jedem Fall sind aber Kontextinformationen für die Kodierung wichtig. Daher ist es durchaus sinnvoll, wenn der Interviewer selbst das Interview - möglichst zeitnah - kodiert. Unabhängige Kodierer kommen aber auch nur dann in Frage, wenn die Interviews vollständig transkribiert vorliegen und mit wichtigen Kontextinformationen versehen sind. Der erhöhte Aufwand muss gegen die erhöhte Objektivität abgewogen werden.

Bei mehr als einem Kodierer tritt aber stets das Problem einer möglicherweise zu geringen Reliabilität zwischen den Kodierern auf. Dies kann durch eine Reihe von Maßnahmen – einzeln und in Kombination – gemildert werden:

- Intensive Schulung der Interviewer und ggfs. der Kodierer.
- Gemeinsame Kodierung von Interviewaufzeichnungen. Dies ist neben der Erhöhung der Reliabilität auch wichtig für die Homogenität des Interviewstils, insbesondere den Umgang mit schwierigen Situationen.
- Interviewaufzeichnungen werden von den Kodierern getrennt kodiert, um einen Reliabilitätsindex anhand der Übereinstimmung zwischen ihnen zu ermitteln, z.B. nach PERRAULT & LEIGH (1989). Bereiche mit unzureichender Übereinstimmung werden anschließend diskutiert und ein einheitliche Vorgehensweise für die künftige Arbeit festgelegt.

Nach der Bildung von Kategorien werden mit Hilfe der sog. Implikationsmatrix deren Häufigkeiten sowie die Häufigkeiten der direkten und indirekten Verknüpfungen zwischen den Kategorien erfasst.

## **2.5 Bildung einer Implikationsmatrix**

Eine Implikationsmatrix ist eine quadratische Matrix, deren Zeilen- und Spaltenzahl gleich der Anzahl der kodierten Kategorien ist. Je eine Zeile und eine Spalte stehen somit für eine bestimmte Kategorie, während die Zellen die Anzahl der Verknüpfungen zwischen den beiden jeweiligen Kategorien enthalten. Es können dabei zwei Arten von Beziehungen zwischen den Kategorien unterschieden werden: *direkte* und *indirekte*. Direkte Verknüpfungen liegen dann vor, wenn in einer MEC-Kette, die über alle Individuen der Stichprobe ermittelt worden ist, eine Kategorie auf individueller Ebene direkt zur nächsten führt. In einer Kette der Form  $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E$  wäre dies für die folgenden Einzelverknüpfungen der Fall: A-B, B-C, C-D oder D-E (wobei die Buchstaben *A, B, C, D, E* verschiedene Attribute, Konsequenzen oder Werthaltungen darstellen). Hier ist also keine weitere Kategorie zwischen zwei Elementen präsent. Es können jedoch auch indirekte Beziehungen in einer Kette vorliegen, wenn z.B. auf individueller Ebene folgende Verknüpfungen bestehen: A-C, A-D, A-E, B-D,... Da die Summe der direkten sowie der indirekten Beziehungen die Stärke einer gegebenen Assoziation ergibt, sollte man beide Arten von Beziehungen in einer Untersuchung berücksichtigen, um dominante Assoziationen in einer HVM erkennen zu können (GENGLER & REYNOLDS 1995: 129; HERRMANN 1996: 157-158; KLIEBISCH 2002: 202; REYNOLDS

& Gutman 1988: 43-44). Abbildung 3 gibt eine solche Implikationsmatrix in ihrer Grundform wieder.

**Abbildung 3: Beispiel-Implikationsmatrix für die Auswahl eines Skiurlaubs**

			Attribute				Konsequenzen				Werte			
			A1 Pau...	A2 Bek..	A3..	..An	K1 Geld..	K2 Viel..	K3..	..Kn	W1 Sich.	W2 Spa.	W3..	..Wn
n = 90			8*	9	...	...	26	30	...	...	27	64	...	...
A t t r i b. .	A1 Pauschalreisen	8*	•				7.3**	2.0				2.7		
	A2 Bekanntheit	9		•				1.1				3.6		
	A3...	...			•									
	An	...				•								
K o n s e q. .	K1 Geld sparen	26					•	7.2				4.3		
	K2 Viel Ski fahren	30					2.0	•		2.0	15.3			
	K3...	...							•					
	Kn	...								•				
W e r t e .	W1 Sicherheit	27								•				
	W2 Spaß & Freude	64									•			
	W3 ...	..										•		
	Wn	..											•	

\* Zahlen direkt unterhalb bzw. rechts neben Kategorien geben die Anzahl der Individuen an, die das jeweilige Konzept genannt haben.

\*\* Angaben in den Zellen stehen für direkte (vor dem Punkt) und indirekte (nach dem Punkt) Verknüpfungen, in der Reihenfolge Zeile-Spalte.

Quelle: Verändert und erweitert aus GENGLER et al. (1995: 249)

In den Spalten bzw. Zeilen, die den Kategorien direkt folgen, ist angegeben, wie viele Individuen das betreffende Konstrukt (mindestens einmal) genannt haben. In dem Beispiel nannten acht der 90 Studienteilnehmer das Attribut „Pauschalreise“, 26 die Konsequenz „Geld sparen“ oder 64 den Wert „Spaß und Freude“. Beim *Laddering* kommt es häufig vor, dass Befragte mehrere Leitern produzieren. Die Anzahl der Leitern, die von einem Befragten gewonnen werden, ist von den Produktkenntnisse, dem Involvement und weiteren Faktoren abhängig. Somit kann es z.B. vorkommen, dass einzelne Konzepte, aber auch einzelne Assoziation zwischen zwei Konzepten häufiger als einmal in den verschiedenen Leitern einer Person auftauchen. In einem solchen Fall wird die Beziehung nur einmal pro Person gezählt, damit keine Verzerrung in den Gesamtergebnissen vorliegt (GENGLER & REYNOLDS 1995: 129). Dies ist wichtig für die Interpretation der Matrixzellen.

## 2.6 Erstellung einer HVM

Auf Basis der Implikationsmatrix werden die individuellen Leitern zu Means-End-Ketten aggregiert. Dazu stehen verschiedene Verfahren zur Verfügung, die hier nicht weiter erörtert werden sol-

len (s. z.B. REYNOLDS & GUTMAN 1988; oder VALETTE-FLORENCE & RAPACCHI 1991). Diese Ketten sind nicht mit den Leitern auf individueller Ebene gleichzusetzen, sondern stellen eine über die Stichprobe aggregierte Abfolge von miteinander verknüpften Kategorien dar.

Die Ausgangslösung für die Erstellung einer *HVM* berücksichtigt alle nicht leeren Zellen der Implikationsmatrix, also alle Verknüpfungen, die zumindest von einem Befragten genannt worden sind. In der Darstellung einer *HVM* können jedoch nicht alle Zellenwerte einer Implikationsmatrix mit Wert  $> 0$  eingehen, da es bei durchschnittlich 30-50 MEC-Kategorien schnell unübersichtlich werden würde. Auch wäre es theoretisch nicht begründet, eine Vielzahl von Einzelphänomenen zu berücksichtigen, die durchaus auf Messfehler, Interviewereinflüsse und andere unkontrollierbare Faktoren zurückzuführen wären. Daher wird bei der Erstellung einer *HVM* ein *Cut-Off Level* eingeführt, der nur Verknüpfungen mit einer mindestens genauso hohen Anzahl von Nennungen berücksichtigt. Ein *Cutoff* von 1 entspräche dabei der Ausgangslösung mit der gesamten in der Implikationsmatrix enthaltenen Information. Mit der Festlegung des *Cutoff* wird ein Trade-Off zwischen Informationsgehalt und Detaillierungsgrad auf der einen und Übersichtlichkeit und Aussagekraft einer *HVM* auf der anderen Seite entschieden. Für die Bestimmung eines geeigneten Cut-Off Levels bestehen Heuristiken und Erfahrungswerte, wie z.B. die folgenden:

- REYNOLDS und GUTMAN (1988: 45) geben als Anhaltswert einen *Cutoff* von 3 bis 5 bei einem für MEC-Studien typischen Stichprobenumfang von 50 bis 60 an. Um zu einer endgültigen Lösung zu kommen, sollen zunächst für verschiedene Cutoff-Werte *HVMs* erstellt werden, von denen dann diejenige auszuwählen ist, die am aufschlussreichsten und stabilsten erscheint.
- Nach der 5%-Regel von GENGLER et al. (1995: 250) werden Verbindungen zwischen zwei Kategorien nur dann berücksichtigt, wenn mindestens 5% der Probanden diese Verbindung nennen.
- Der sog. Konzentrations-Index beschreibt für einen gegebenen *Cutoff* das Verhältnis des prozentualen Anteils der in der *HVM* verbliebenen Verknüpfungen (gegenüber der Ausgangslösung mit *Cutoff* = 1) zu dem prozentualen Anteil der Zellen in dieser Implikationsmatrix, die bei dem gegebenen *Cutoff* noch berücksichtigt sind. Das Niveau mit dem höchsten Konzentrationsindex sei dann auszuwählen, wobei allerdings weitere Faktoren, wie z.B. die Rigorosität beim Kodieren oder die Komplexität des Produkts, weitere Einflüsse auf das Ergebnis ausüben, die bisher noch nicht untersucht sind (GRUNERT et al. 2001: 80 f.).

Neben der Homogenitätsannahme, die in Abschnitt 3 näher betrachtet wird, ist die sog. Nichtredundanz-Annahme wichtig für die Erstellung von *HVMs* (GRUNERT et al. 2001: 83 f.). Sie besagt, dass beim gleichzeitigen Auftreten von direkten und indirekten Verknüpfungen zwischen zwei Kategorien nur die direkten Verbindungen in die *HVM* aufgenommen werden, solange deren Häufig-

keiten über dem gewählten *Cutoff* liegen. Zur Veranschaulichung sei angenommen, das abstrakte Attribut A (z.B. „leichter Geschmack“) führe zur funktionalen Konsequenz B (z.B. „bekömmlich“), die wiederum zum instrumentalen Wert C (z.B. „sich wohl fühlen“) führe. Somit entsteht die Kette A-B-C, neben der eine Kette der Form A-C nach der Nichtredundanzannahme nun redundant und damit nicht zulässig wäre. In der entsprechenden HVM lägen somit nur die direkten Verknüpfungen A-B und B-C vor, und zwar auch dann, wenn die Anzahl der indirekten Verknüpfungen zwischen A und C über dem gewählten *Cutoff* läge. Als Konsequenz bilden die existierenden Algorithmen für die Ableitung von HVMs bevorzugt lange Leitern. Dies gilt für die von REYNOLDS und GUTMAN (1988) beschriebene Methode ebenso wie für graphentheoretische Modelle (VALETTE-FLORENCE & RAPACCHI 1991). Dies ist wenig problematisch, solange die „ausgesparten“ indirekten Verbindungen zahlenmäßig von geringer Bedeutung sind. Aber in allen anderen Fällen erscheint die Forderung nach Nichtredundanz unangebracht.

Abschließend ist anzumerken, dass es zwei grundlegend verschiedene Betrachtungsweisen für die Interpretation einer HVM gibt (GRUNERT et al. 1995):

- In der bescheidenen Sichtweise fasst eine HVM lediglich die wichtigsten Ergebnisse einer Laddering-Studie über eine gewisse Zielgruppe im Überblick zusammen.
- In der ehrgeizigen Sichtweise stellt eine HVM hingegen die Schätzung der tatsächlichen kognitiven Struktur der Zielgruppe dar.

Allerdings spricht einiges für die ehrgeizige Sichtweise. Erstens müsste man sich bei Befolgung der bescheidenen Ansicht fragen, warum man den Erhebungs-, Kodierungs- und Auswertungsaufwand überhaupt betreibt. Zweitens sind individuelle kognitive Strukturen zu komplex, als dass ein einzelnes Interview auch zu einer eng definierten Fragestellung ausreichen könnte, um alle Facetten der Produktbeurteilung und Kaufentscheidung eines Individuums zu erfassen. Drittens sind Messfehler nicht auszuschließen, denn manchmal werden bedeutende Konzepte in der Erhebung nicht erinnert oder ein Ereignis lenkt des Interviewten Aufmerksamkeit auf ein ansonsten eher unwichtiges MEC-Element. Dass diese beiden Abweichungen von der vollständigen und fehlerfreien Erhebung in der Aggregation aller individuellen Leitern zu einer Gesamt-HVM nicht zu stark ins Gewicht fallen, ist die Grundannahme der ehrgeizigen Sicht auf die MEC-Analyse, die erst eine sinnvolle Interpretation weniger bedeutender neben bedeutenden Ketten erlaubt. Bei allen Gruppenmitgliedern sind sie prinzipiell in der kognitiven Struktur vorhanden, werden aber in der Erhebung aufgrund ihrer geringeren Bedeutung seltener benannt als die dominanten Verknüpfungen. Somit lässt die Kenntnis über die Stärke der Verknüpfung eine Wahrscheinlichkeitsaussage zu, wie häufig einzelne Produktattribute mit verschiedenen Konsequenzen und Werthaltungen assoziiert werden.

## 2.7 Das erweiterte Anwendungsgebiet des MEC-Ansatzes

Bis Anfang der 1990er Jahre lag die klassische Anwendung des MEC-Ansatzes in der Entwicklung von Kommunikationskonzepten für die Markenwerbung. Der Wert dieses Ansatzes für das Marketing Management liegt demnach überwiegend in der Kommunikationspolitik und – zu einem geringeren Grade – in der Produktpolitik. Keine oder kaum Anwendung fand der Ansatz hingegen in der Preis- bzw. der Distributionspolitik. Trotz umfassender Kritik an der theoretischen und methodischen Fundierung des Ansatzes (GRUNERT et al. 2001; ROSSITER & PERCY 2001) hat sich der Ansatz im Marketing Management zahlreicher Markenanbieter fest etabliert. Der MEC-Ansatz verdankt seine Verbreitung in der praktischen Marktforschung in den 1980er Jahren im wesentlichen den Arbeiten von REYNOLDS, GUTMAN und OLSON, die vor allem praxistaugliche Anweisungen und Heuristiken für den Umgang mit methodischen Problemen entwickelten (GUTMAN 1982; OLSON & REYNOLDS 1983; REYNOLDS & GUTMAN 1984; REYNOLDS & GUTMAN 1988). Deren grundlegendes Verständnis des MEC-Ansatzes einschließlich Datenauswertung und Darstellung von Ergebnissen hat sich in der Software *LadderMap* (Gengler & Reynolds 1995; GENGLER 1999) niedergelegt und mit der Verbreitung der Software in der Marktforschungspraxis fest etabliert. Unterstützt wurde die Verbreitung des MEC-Ansatzes aber insbesondere durch seine „Face Validity“, die daraus resultiert, dass Konzept und Ergebnisse des Ansatzes unter den führenden Marketing- und Werbefachleuten Akzeptanz fanden.

In den 1990er Jahren sind dann die ersten Beiträge in der Literatur zu finden, die den Ansatz und seine Anwendung in der Marktforschung kritisch beleuchten, um ihn auf ein solideres theoretisches und methodisches Fundament zu setzen (GRUNERT et al. 1995). Auf dem Gebiet der Datenauswertung waren es vor allem VALETTE-FLORENCE und Kollegen, die die pragmatische sequentielle Auswertungsmethodik der Software „*Laddermap*“ bemängelten und die Auswertung von Laddering-Daten mit Hilfe der Graphentheorie und der Korrespondenzanalyse vorschlugen (ROEHRICH & VALETTE-FLORENCE 1991; VALETTE-FLORENCE & RAPACCHI 1991; AURIFEILLE & VALETTE-FLORENCE 1995; VALETTE-FLORENCE 1998).

Anfang bis Mitte der 1990er Jahren sind auch die ersten Beiträge zu finden, die eine Reihe von grundlegenden Einflussfaktoren in ihrer Wirkung auf die Erhebung von Laddering-Daten und somit auf Ergebnisse von MEC-Studien theoretisch und empirisch überprüfen. Dabei stehen die Charakteristika von Befragten und Produktkategorien im Mittelpunkt. So stellten bspw. CLAEYS et al. (1995) fest, dass Laddering-Interviews bei sog. „Denk“-Produkten einen signifikant höheren Anteil



von funktionalen Konsequenzen produzierten als bei sog. „Fühl“-Produkten<sup>2</sup>. Der Vergleich der Anteile an psychosozialen Konsequenzen ergab das gegenteilige Ergebnis. Die Wirkung von Produkterfahrung, Produktinvolvement und verbaler Ausdruckfähigkeit auf die Struktur von Laddering-Daten wurde von SØRENSEN, GRUNERT und NIELSEN (1996) an der Produktgruppe Frischfisch untersucht. Auch sie decken systematische Einflüsse auf.

Aber auch thematisch hat sich die Anwendung des MEC-Ansatzes erweitert. Seit Mitte der 1990er Jahre ist eine Reihe von Veröffentlichungen erschienen, die sich mit Themen befassen, die eher einen generellen Sektorbezug haben als einen Bezug zur Markenwerbung. Die Abbildung 4 ordnet – ohne Anspruch auf Vollständigkeit – verschiedene Publikationen sechs Themengebieten aus dem Bereich der Agrar- und Ernährungswirtschaft zu.

**Abbildung 4: Das erweiterte Anwendungsfeld des MEC-Ansatzes**

Themengebiet	Autoren
Genetisch veränderte Lebensmittel	BREDAHL (1999), GRUNERT et al. (2001), BREDAHL et al. (2002)
Artgerechte Tierhaltung	KÖHLER & JUNKER (2000)
Lebensmittelsicherheit/Gesundheit	ROININEN et al. (2000), MILES & FREWER (2001)
Gemeinschafts- /Regionalmarketing	JAEGER & MCFIE (2000), KLIEBISCH (2002)
Ökologisch erzeugte Lebensmittel	MAKATOUNI (2002), ZANOLI & NASPETTI (2002)
Bewertung von Distributionskanälen	VANNOPPEN et al. (2002), SKYTTE & BOVE (2004)

Quelle: Eigene Erstellung.

Die Erweiterungen des Anwendungsgebietes schließen Themen ein, die sehr komplex sind. Darüber hinaus ist die Fragestellung in diesen neuen Anwendungsfeldern grundsätzlich verschieden von der in der Marktforschung für die Markenwerbung. Eine Konsequenz davon ist, dass die untersuchten Zielgruppen weniger scharf umrissen sind bzw. Unterschiede zwischen Stichprobensegmenten hinsichtlich der psycho- und soziodemografischen und verhaltensbezogenen Eigenschaften weniger bekannt sind. Für die Anwendung des MEC-Ansatzes bedeutet dies, sich neben der Überprüfung der Homogenitätsannahme eingehend mit der Segmentierung der Stichprobe und der Zuverlässigkeit von Segmentvergleichen befassen zu müssen. Ansätze dazu werden im folgenden Abschnitt vorgestellt und diskutiert.

---

<sup>2</sup> Aufbauend auf den Arbeiten von VAUGHN (1980) und RATCHFORD (1987) unterteilten CLAEYS et al. (1995) 20 Produkte von geringem Involvement in „Denk“- und „Fühl“-Produkte. In der Bewertung durch die Käufer zeichnen sich erstere durch die Betonung konkreter, funktionaler Merkmale aus, während letztere, denen sieben von neun Lebensmitteln in der Studie zugeordnet wurden, stärker ganzheitlich und mit einem größeren Selbstbezug bewertet werden.

### 3 Homogenitätsannahme und Stichprobensegmentierung in MEC-Studien

Eine ‚Hierarchical Value Map‘ (HVM) hat das Ziel, die kognitiven Strukturen einer Gruppe von Befragten abzubilden. Bei der Interpretation einer HVM wird implizit angenommen, dass die zugrunde liegenden kognitiven Strukturen der Befragten homogen sind. Wenn heterogene Befragte in eine HVM integriert werden, kann dies zu verzerrten Ergebnissen führen. Um eine HVM korrekt interpretieren zu können, ist es daher nötig, die Annahme der Homogenität zu überprüfen. Auf die bisher in der Literatur vorgestellten Ansätze geht der folgende Abschnitt ein. Daneben bestehen weitere Möglichkeiten, den Datensatz anhand interner, d.h. den Laddering-Daten entnommener, und externer Kriterien zu segmentieren. Darauf wird im anschließenden Abschnitt eingegangen.

#### 3.1 Tests auf Homogenität der Laddering-Daten

In der Literatur werden zwei verschiedene Ansätze für einen Test auf Homogenität der Laddering-Daten beschrieben, die sich hinsichtlich der Datenaggregation unterscheiden: (a) Tests auf Grundlage der individuellen Leitern nutzen nicht aggregierte Daten, und (b) Homogenitätstests auf Basis der HVM (für einen gegebenen *Cutoff*) setzen an den aggregierten Daten an (GRUNERT, et al., 1995).

##### Tests auf Basis nicht aggregierter Laddering-Daten

Die Entwicklung eines Homogenitätstests auf Grundlage individueller Leitern wird von GRUNERT et al. (1995) vorgeschlagen. Grundgedanke ist, die Homogenitätsannahme mit Hilfe eines stochastischen Tests zu prüfen. Laut GRUNERT et al. (1995) kann aus der Tatsache, dass Leitern zwischen Individuen unterschiedlich sind, noch nicht auf Heterogenität geschlossen werden. Variationen können auch auf Zufallsschwankungen im Zuge der Datenerhebung zurückgeführt werden. Die Autoren schlagen daher einen statistischen Test vor, der prüft, ob Unterschiede zwischen individuellen Leitern mit einem solchen Zufallsprozess kompatibel sind. Ein solcher Test wäre allerdings sehr komplex, müsste er doch eine Reihe von Testdimensionen berücksichtigen, wie z.B.:

- Anzahl der Leitern je befragter Person,
- durchschnittliche Länge der Leitern je befragter Person,
- (relative) Häufigkeit der Nennungen auf den sechs Abstraktionsebenen des MEC-Ansatzes, um zu einer Aussage über das durchschnittliche Abstraktionsniveau der Leitern einer befragten Person zu gelangen,

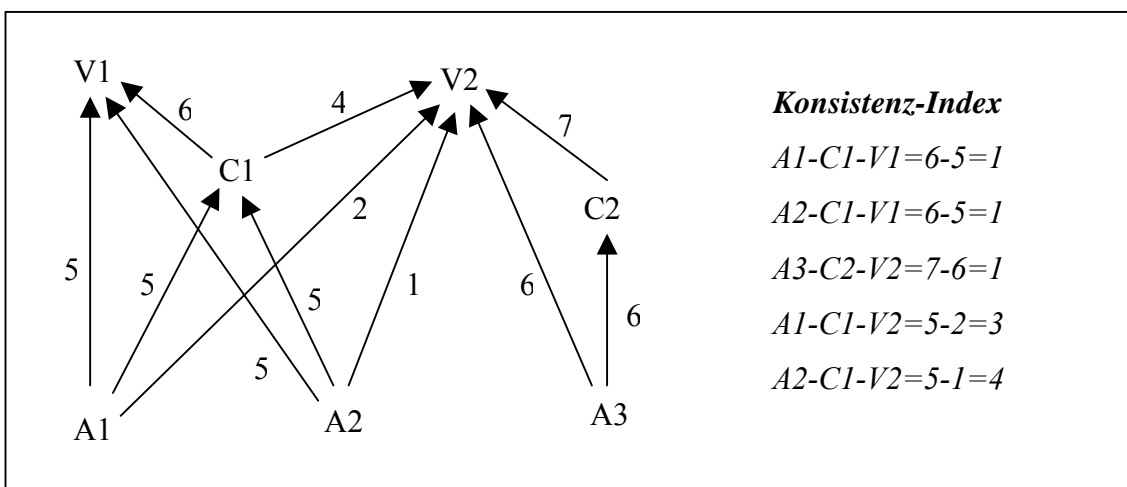
- Übereinstimmung zwischen den Individuen hinsichtlich des Inhalts der Leitern, also hinsichtlich der einzelnen Kategorien bzw. Codes in einer Leiter, die je befragter Person ermittelt wurden.

Insbesondere wegen der hohen Komplexität bei der inhaltlichen Überprüfung der individuellen Leitern wurde bisher jedoch noch kein Versuch unternommen, einen solchen Test zu entwickeln. Neben einem stochastischen Homogenitätstest ist auch ein deterministischer Test auf Basis einer Clusteranalyse denkbar. In dem Zusammenhang wäre es Ziel der Clusteranalyse, Befragte mit ähnlichen kognitiven Strukturen zusammenzufassen. Die Verbindungen zwischen den Kategorien der Leitern einzelner Befragten könnten dabei als Grundlage dienen. Wenn verschiedene Cluster mit klar abgrenzbaren Verbindungen identifiziert werden können, wäre dies ein intuitives Indiz für Heterogenität (GRUNERT, et al. 1995). Gleichzeitig stellt ein solcher Test eine Methode dar, Befragte mit homogenen Leitern zu Segmenten zusammenzufassen (s.u.).

Überlegungen zu Konsistenztests auf Grundlage der Hierarchical Value Map (HVM)

ROEHRICH und VALETTE-FLORENCE (1991) stellen einen Konsistenz-Index vor, auf dem GRUNERT et al. (2001) ihr Konzept für einen Homogenitätstest auf Grundlage einer HVM aufbauen. Ein Homogenitätsproblem liegt dann vor, wenn verschiedene Ketten der HVM auf jeweils verschiedene Gruppen von Befragten zurückgeführt werden können. Wie aus Abbildung 5 ersichtlich, ist für jede Kette der HVM der ‚Konsistenz-Index‘ als Differenz zwischen der höchsten Häufigkeit einer direkten Verbindung innerhalb einer Kette und der Häufigkeit indirekter Verbindungen zwischen dem Start- und dem Endpunkt dieser Kette definiert.

**Abbildung 5: Hypothetische HVM zur Illustration des Konsistenz-Index**



Quelle: GRUNERT et al. (2001: 83).

Ein hoher Index zeigt an, dass nur wenige Befragte Leiternangaben, die den Gesamtpfad, also sowohl die indirekten als auch die direkten Verbindungen, umfassen. Ein niedriger Index zeigt hingegen an, dass der Gesamtpfad exakt in derselben Weise von vielen Befragten genannt wurde. Laut GRUNERT et al. (2001: 82) deutet die Konstellation der fünf verschiedenen Konsistenzindizes darauf hin, dass sich die HVM aus zwei unterschiedlichen Gruppen von Befragten zusammensetzt. Eine Gruppe ist charakterisiert durch die Ketten A1-C1-V1 und A2-C1-V1, die andere durch die Kette A3-C2-V2. Allerdings wirft dieser Entwurf eines Konsistenzindex einige Probleme auf, die ihn als unvollständig erscheinen lassen:

- Die als Bewertungsgrundlage festgelegte zahlenmäßige Übereinstimmung bzw. Abweichung von indirekter Verknüpfung zwischen Kettenanfangs- und -endpunkt und bedeutendster direkter Verknüpfung in der Kette erscheint weder theoretisch noch methodisch fundiert. Vielmehr ist das hier dargestellte Inkonsistenzproblem direkt mit der Nichtredundanzannahme verknüpft. Nach strikter Befolgung der Nichtredundanzannahme würden alle indirekten Verknüpfungen in der HVM in Abbildung 5 (A1-V1; A1-V2; A2-V1; A2-V2; A3-V2) als redundant eingestuft werden, da sie in den jeweiligen längeren Ketten (A1-C1-V1; A2-C1-V2; A3-C2-V2) bereits enthalten sind.
- Darüber hinaus kann aus der Kombination von Ketten mit unterschiedlich hohen Konsistenzindizes nicht direkt auf das Vorhandensein von heterogenen Segmenten geschlossen werden. Denn ein Individuum kann in einem Laddering-Interview sehr wohl die gleichen Anfangs- und Endpunkte mit mehr als einer Kette verknüpfen.
- Die in Abbildung 5 dargestellte HVM blendet eine weitere Quelle der Inkonsistenz aus, die für empirische Studien weitaus relevanter sein dürfte als die mangelnde Übereinstimmung zwischen direkten und indirekten Verknüpfungen innerhalb einer Kette. Und zwar können innerhalb einer längeren MEC-Kette die einzelnen Verknüpfungen sehr stark in ihrer Intensität variieren. Ebenso kann zwischen der Anzahl der Nennungen einer Kategorie und der Anzahl von hinführenden und wegführenden Verknüpfungen eine hohe Divergenz vorliegen. Beide Fälle stellen Hinweise auf eine möglicherweise heterogen zusammengesetzte Stichprobe dar.

Abschließend kann daher nur festgehalten werden, dass die bisherigen Ansätze für einen Inkonsistenzindex höchstens Hinweise auf eine mögliche Verletzung der Homogenitätsannahme liefern können, denen in weiteren Analysen nachzugehen ist. Denn in keiner Weise kann festgestellt werden, ob die vorliegenden Divergenzen auch auf verschiedene Befragte zurückzuführen sind.

### 3.2 Methoden der Segmentierung

Eng mit der Frage der Homogenität ist die Frage der Segmentierung verbunden. Sind die kognitiven Strukturen der Befragten heterogen, stellt sich die Frage, wie Konsumenten am Besten in homogene Teilgruppen zerlegt werden können. In der Literatur werden verschiedene Ansätze der Segmentierung diskutiert, die sich zwei verschiedenen Gruppen zuordnen lassen. Zum die externe Segmentierung, bei der a priori anhand eines Außenkriteriums Segmente gebildet und die dazugehörigen HVMS erstellt werden. Zum anderen die interne Segmentierung, die auf Basis der Laddering-Daten, z.B. anhand einzelner Wertorientierungen oder dominanter MEC-Ketten, die Stichprobe segmentiert. Im Folgenden werden beide Möglichkeiten in einem Überblick beschrieben.

#### Segmentierung auf Basis von Laddering-Daten

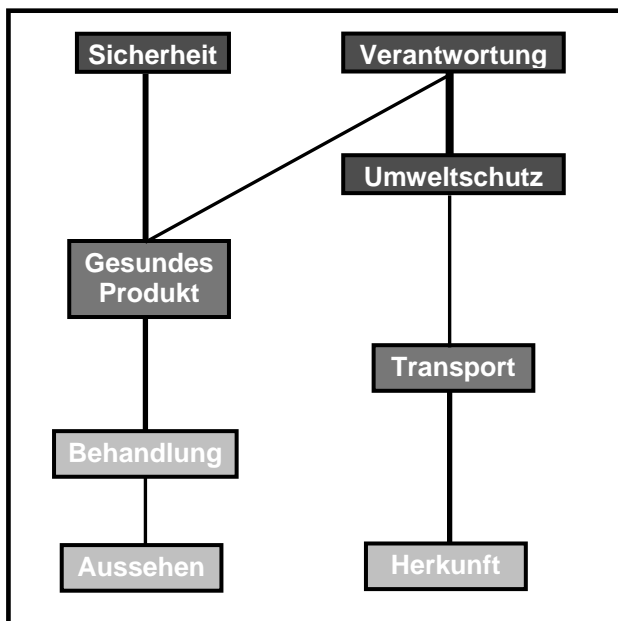
Interne, auf den Laddering-Daten beruhende Segmentierungsansätze versuchen, Befragte mit ähnlichen kognitiven Strukturen zu Gruppen zusammenzufassen. Eine Segmentierung anhand von Laddering-Daten ist insbesondere aus Sicht des Marketings interessant. Denn bisherige Segmentierungsstrategien verwenden häufig produktspezifische Kriterien (MOSKOVITZ & RABINO 1994) oder konsumentenspezifische Kriterien wie psychographische, lifestyle- oder wertbezogene Variable (KAHLE 1997; KAMAKURA & MAZZON 1991). Der MEC Ansatz vereinigt die Vorteile produkt- und konsumentenspezifischer Segmentierung, da explizit eine Verbindung zwischen dem Produkt und den Konsumenten herausgearbeitet wird (TER HOFSTEDÉ et al. 1999). MEC-Daten stellen somit eine besonders geeignete Basis für eine effektive Bearbeitung einzelner Segmente auf den verschiedenen Stufen der Produktentwicklung, -positionierung und Werbung dar (GUTMAN 1982; KAMAKURA & NOVAK 1992).

Daneben kann eine Segmentierung auch hilfreich sein, um MEC-Daten als unabhängige Variable in ökonomische Modelle einfließen zu lassen. In bisherigen sozialpsychologischen und ökonomischen Studien wurde meist untersucht, inwieweit Einstellungen als erklärende Variable das Kaufverhalten bestimmen. Die Theorie vernünftigen Handelns und die darauf aufbauende Theorie geplanten Verhaltens spiegeln diesen Zusammenhang wider (AJZEN & FISHBEIN 1980; COOK et al. 2002). Empirische Studien haben jedoch gezeigt, dass der Erklärungsbeitrag von Einstellungsvariablen limitiert ist. Laddering-Daten könnten in dem Zusammenhang überlegen sein, da Sie konsumentenspezifische Einstellungen konkret in Bezug auf bestimmte Produkteigenschaften erfassen. So werden beim Konsumenten in verschiedenen Kaufsituationen sowie bei verschiedenen Produkteigenschaften unterschiedliche Einstellungen angesprochen, die sich in den genannten Konsequenzen und Werte in einem Laddering-Interview niederschlagen (GRUNERT et al. 1995; LOUVIERE et al. 2001).

Allerdings sind Laddering-Daten aufgrund ihrer Komplexität schwierig in ökonomische Modelle zu integrieren. Anhand von Segmenten könnte die Komplexität der Daten reduziert und der Einfluss heterogener kognitiver Strukturen unterschiedlicher Segmente getestet werden. In der Literatur wurde dieser Schritt bisher noch nicht vollzogen.

Die Segmentierung kann im einfachsten Fall anhand der durch ein Individuum genannten terminalen Werte erfolgen. Dies ist aus theoretischer Sicht überzeugend, da in der MEC-Theorie insbesondere Werthaltungen als die kaufentscheidenden Faktoren gelten (KLIEBISCH 2002; REYNOLDS & GUTMAN 1988). Beispielsweise können Konsumenten aufgrund der Nennung einer der beiden Wertvorstellungen „Sicherheit“ oder „Verantwortung“ in zwei Verbrauchergruppen unterteilt werden, wie in Abbildung 6 dargestellt.

**Abbildung 6: HVM-Auszug für Apfelkauf**



Quelle: Auszug aus KLIEBISCH (2002: 246).

Der Auszug aus einer HVM stammt aus einer MEC-Studie zum Kauf von Äpfeln in Baden-Württemberg im Jahr 2000. Das Verantwortungsgefühl speist sich zum überwiegenden Teil aus dem Umweltschutzgedanken, der mit kurzen Transportwegen bei regionalen Herkünften verknüpft wird. Zwar oberhalb des *Cutoff*, aber von deutlich geringerer Bedeutung ist die Verknüpfung mit einem gesunden Produkt, das in der Wahrnehmung der Befragten aus nicht behandelten Früchten („Behandlung“) resultiert. Dieses abstrakte Attribut ist damit nicht nur für die vornehmlich an der Sicherheit orientierten Apfelkäufer von Bedeutung, sondern auch für die „Verantwortungsvollen“.

Sollte die nähere Betrachtung der Verteilung der beiden Werthaltungskategorien tatsächlich ergeben, dass nur wenige Befragte beide Kategorien genannt haben, also de facto zwei Segmente vor-

liegen, kann durchaus versucht werden, mit verschiedenen Kommunikationskonzepten die beiden Segmente gezielt anzusprechen. Dies ist grundsätzlich von der Segmentgröße und den damit verbundenen Kosten-Nutzen-Relationen einer segmentspezifischen Kommunikationsstrategie abhängig. Eine Alternative könnte aber auch der Versuch darstellen, beide Segmente mit einem einzigen Kommunikationskonzept anzusprechen. Und zwar könnte die Position regional vermarkteter Äpfel auch gestärkt werden, wenn es der Kommunikation gelänge, die regionale Herkunft mit dem abstrakten Attribut „unbehandelt“ zu verknüpfen und somit die Verantwortungsvollen mehr über die Vorteile eines gesunden Produkts anzusprechen.

Daneben wird diskutiert, anhand gesamter MEC-Ketten zu segmentieren. Dies ist eng im Zusammenhang mit der Bestimmung dominanter Ketten zu sehen. Dominante Ketten sind Pfade von Attributen zu Werten, die den Means-End-Prozess für eine große Anzahl von Konsumenten am besten darstellen. Prinzipiell werden dominante Ketten dadurch bestimmt, dass alle in der HVM vorhandenen Ketten miteinander verglichen werden. Dies geschieht im einfachsten Fall, indem man die Anzahl der direkten und indirekten Beziehungen zwischen den Elementen einer Kette betrachtet und intuitiv entscheidet oder indem man diese aufsummiert (REYNOLDS & GUTMAN 1988). AURIFEILLE und VALETTE-FLORENCE (1995) und KLENOSKY et al. (1993) identifizieren dominante Ketten, indem Sie die Distanzen der Ketten im Wahrnehmungsraum als Selektionskriterium heranziehen. So werden verschiedene Ketten anhand der Kriterien Häufigkeit sowie Repräsentativität zu Gruppen zusammengefasst. Die Häufigkeit zielt dabei auf die Anzahl von Leitern, die durch eine Kette dargestellt werden. Die Repräsentativität bezieht sich auf das Ausmaß, mit der eine Kette die ihr zugrunde liegende Leitern repräsentiert.

Ein Problem der beschriebenen Methoden stellt die Zuordnung einzelner Individuen zu den Segmenten dar. Da jeder Befragte in der Regel mehr als nur eine Werthaltungskategorie bzw. eine Leiter generiert, kann ein Individuum theoretisch auf mehrere Segmente aufgeteilt werden. Die dominanten Means-End Ketten entsprechen daher nicht automatisch Konsumentensegmenten. In der Literatur werden verschiedene Ansätze diskutiert, um dieses Problem lösen. Nach REYNOLDS und OLSON (2001) kann auch für jedes Individuum eine dominante, für die Kaufentscheidung ausschlaggebende Leiter, identifiziert werden. Anhand dieser ‚*individual’s perceptual orientation*‘ kann dann eine Zuordnung zu den dominanten Ketten erfolgen. Andere Ansätze schlagen ein sog. ‚*fuzzy clustering*‘ vor, d.h. jedes Individuum kann anhand einer Gewichtung verschiedenen dominanten Ketten zugeordnet werden (AURIFEILLE & VALETTE-FLORENCE 1995).

### Segmentierung auf Basis externer Kriterien

Bei der externen Segmentierung erfolgt die Gruppenbildung beispielsweise auf Basis soziodemografischer oder psychographischer Variablen oder anhand von Angaben über das Kauf- und Konsumverhalten oder diesbezüglichen Absichten. Für die identifizierten Segmente wird jeweils eine eigene HVM erstellt. Die segmentspezifischen Ergebnisse können dann für die Entwicklung von differenzierten Marketingkonzepten genutzt werden, vorausgesetzt, die festgestellten Unterschiede sind ausreichend groß und valide (GUTMAN 1982; REYNOLDS & GUTMAN 1988). Die folgende Abbildung 7 vermittelt einen Überblick über veröffentlichte Studien mit Segmentierung anhand von externen Kriterien.

**Abbildung 7: MEC-Studien mit Segmentierung auf Basis externer Kriterien**

Autoren	Studienmerkmale*	Segmentierung und Segmentgrößen*
KÖHLER & JUNKER (2000)	N: 60; P: Fleischerzeugnisse; E: Ranking nach Sorge über Wohlergehen der Tiere; U: Tierschutz in der landwirtschaftlichen Tierhaltung	<u>Alter</u> : a) 25-39, N:30; b) 40-60 Jahre, N:30 <u>Soziale Schicht</u> : a) ABC1, N:30; b) C2DE, N:30
KLIEBISCH (2002)	N: 125; P: Äpfel, Brot, Fleisch; E: Direkte Erhebung ( <i>Free Elicitation</i> ); U: Lebensmittel regionaler Herkunft	<u>Kauffrequenz</u> : a) hoch, N:52; b) mittel, N:43; c) niedrig, N:30 <u>Geschlecht</u> : a) weiblich, N:87; b) männlich, N:38 <u>Alter</u> : a) 15-35, N:66; b) 36-76 Jahre, N:59 <u>Haushaltsgröße</u> : a) 1 Person, N:42; b) 2 Personen, N:39; c) 3 und mehr Personen, N: 44 <u>Haushaltsstruktur</u> : a) ohne Kinder, N:90; b) mit Kindern, N:35 <u>Einkommen</u> : a) bis DM 2000, N:28; b) DM 2001-4000, N:60; c) über DM 4000, N:33 <u>Beschäftigung</u> : a) Student bzw. in Ausbildung, N:21; b) Hausfrau/ Hausmann, N:16; c) Angestellte, N:56 <u>Region</u> : a) Stuttgart, N:52; b) Freiburg, N:73 <u>Wohnort</u> : a) Stadt, N:69; b) Land, N:56
BREDAHL et al. (2002)	N: 60; P: Joghurt; E: Ranking nach Präferenz; U: genetisch veränderte Lebensmittel	Auswertung der Rankingdaten per multidimensionaler Skalierung: a) Nicht-GVO-Lebensmittel strikt bevorzugt, N:48; b) Heterogene Präferenzen, N:9; c) Unvollständiges Ranking, N:3
DEBOER & MCCARTH (2003)	N: 20; P: 15 Lebensmittel; E: Gruppierung nach Kaufhäufigkeit (oft, manchmal, nie); U: Convenience Food	2 Segmente aus der „Food-Related Lifestyle“-Typologie nach BREDAHL & GRUNERT (1997): a) Hedonische Verbraucher, N:10; b) Abenteuer suchende Verbraucher, N:10

\* N=Stichproben- bzw. Segmentumfang, P=Produktgruppe, E=Erhebungsmethodik, U=(übergeordneter) Untersuchungsgegenstand.

Quelle: Eigene Erstellung nach Informationen aus den angegebenen Quellen.

Aus der Abbildung geht die große Bandbreite möglicher externer Segmentierungskriterien hervor. Zwar haben sie alle keine direkte Verbindung zu den Laddering-Daten. Sie können jedoch hinsicht-



lich ihrer Nähe zum Untersuchungsgegenstand weiter unterteilt werden. Die von KÖHLER und JUNKER (2000) sowie von KLIEBISCH (2002) verwendeten soziodemografischen Kriterien sind prinzipiell losgelöst von den jeweiligen Untersuchungsgegenständen „Tierschutz“ bzw. „regionale Herkunft“. Sie sind daher auch nur mit Vorbehalt für die Entwicklung von Kommunikationsstrategien zu nutzen. Denn obwohl sie eine klare Abgrenzung der einzelnen Segmente voneinander erlauben, müsste zuvor ermittelt werden, ob die verwendeten Kriterien mit dem Konsum oder der Beurteilung des betrachteten Lebensmittels in einem engeren Zusammenhang stehen. So müsste bspw. überprüft werden, ob mit steigendem Einkommen mehr Lebensmittel regionaler Herkunft bzw. aus artgerechter Tierhaltung nachgefragt werden.

Wenn jedoch Segmentierungskriterien mit einem engen Bezug zum Untersuchungsgegenstand verwendet werden, sind die Ergebnisse prinzipiell geeignet für die Entwicklung von Kommunikationsstrategien. Auf die von BREDAHL et al. (2002) verwendete Segmentierung auf Basis der Ranking-Daten trifft dies direkt zu, aber auch die von DEBOER und MCCARTHY (2003) verwendeten Segmente wurden in einer vorangegangenen Studie als diejenigen identifiziert, die die höchste Kaufhäufigkeit von Convenience-Produkten aufweisen.

Nachteil der externen Segmentierung bleibt jedoch, dass sie nicht auf den Laddering-Daten basiert, und die zuvor diskutierte Annahme der Homogenität unter Umständen verletzt ist. Hierauf soll im folgenden näher eingegangen werden. Dazu wird zunächst überprüft, ob dieses Problem in den oben angeführten Studien berücksichtigt worden ist. Das schließt die Zulässigkeit von Segmentvergleichen mit ein, an die bestimmte Voraussetzungen zu knüpfen sind:

- etwa gleich große Segmente, wenn eine Größe von 30 nicht überschritten wird,
- etwa gleicher Informationsgehalt in den einzelnen HVMs.

Wie aus Abbildung 7 zu erkennen ist, haben KÖHLER und JUNKER (2000) und DEBOER und MCCARTHY (2003) die erste Anforderung strikt eingehalten: die von ihnen gebildeten Segmente sind exakt gleich groß. Die von KLIEBISCH (2002) genutzten Segmentierungskriterien führen zwar zu ungleichmäßigen Verteilungen zwischen den jeweiligen Segmenten. Doch lediglich beim Kriterium ‚Beschäftigung‘, wo zwei der drei Gruppen deutlich kleiner als 30 sind und nur etwa 30% bis 40% des Umfangs der größten Gruppe haben, erscheint dies problematisch. Die Asymmetrie in der Gruppengröße bei BREDAHL et al. (2002) ist jedoch frappierend, auch wenn die kleinste Gruppe mit  $N = 3$  nicht weiter betrachtet wird. Aber die geringe Größe des zweiten Segments von nur 9 erscheint für den Vergleich mit dem mehr als fünfmal so großen Hauptsegment sehr problematisch.

Denn wie weiter unten gezeigt wird, hat die Veränderung des *Cutoff* einen sehr viel größeren Einfluss auf die Ergebnisse kleiner Stichproben als auf die großer Stichproben.

Während zu den Segmentgrößen aus allen vier Studien Informationen vorliegen, trifft dies für das erste Kriterium des annähernd gleichen Informationsgehalts nur auf die Untersuchung von KÖHLER und JUNKER (2000) zu. Der Informationsgehalt wird von den Autoren an dem Anteil der direkten Verknüpfungen gemessen, die bei dem gewählten *Cutoff* = 2 gegenüber der Ausgangslösung mit *Cutoff* = 1 erhalten bleiben (KÖHLER & JUNKER 2000: 32ff.). Für die einzelnen Segmente betragen die entsprechenden Anteile der berücksichtigten direkten Verknüpfungen:

- Alter: 25-39 Jahre: 27%; 40-60 Jahre: 47%.
- Soziale Schicht: ABC1: 49%; C2DE: 36%.

Der darin dokumentierte dramatische Informationsverlust bei steigendem *Cutoff* ist auf die sehr differenzierte Kodierung der Autoren zurückzuführen, die 34 Attribut-, 42 Konsequenz- und 36 Werthaltungskategorien produzierte. Mit 112 Kategorien übersteigt diese Studie den für MEC-Studien in der praktischen Marktforschung typischen Umfang von 30 bis 50 ganz erheblich.

Die Autoren haben zwar konsequent für gleich große Segmente (N = 30) den gleichen *Cutoff* gewählt, geben aber keine Begründung für diese Entscheidung an. Dies spiegelt die immer noch bestehende Forschungslücke hinsichtlich theoretisch oder statistisch fundierter Kriterien zur Festlegung des *Cutoff* wider (Grunert et al. 2001: 80 f.). Der von KÖHLER und JUNKER (2000) befolgte Grundsatz, bei gleichen Gruppengrößen den gleichen *Cutoff* zu wählen, erscheint bei oberflächlicher Betrachtung zwar intuitiv einleuchtend. Doch bei näherer Betrachtung wird deutlich, dass die zu vergleichenden HVMS sehr unterschiedliche Informationsgehalte aufweisen. Das beeinträchtigt z.B. beim Kriterium ‚Alter‘ insofern den Segmentvergleich, als bei einem Segment die als relevant eingestuften Verknüpfungen einen deutlich höheren Anteil der kognitiven Strukturen präsentieren als beim anderen Segment. Damit drängt sich die Frage auf, ob es zulässig sein kann, für den Vergleich bei einem Segment fast drei Viertel der Gesamtinformation zu vernachlässigen und beim anderen „nur“ gut die Hälfte. Unseres Wissens gibt es bisher keinen Beitrag in der Literatur, der diesen Effekt auf die Zulässigkeit von Segmentvergleichen thematisiert. Auch verdeutlicht die Tatsache, dass die übrigen drei oben genannten Studien keine Angaben zu den Informationsgehalten der segmentspezifischen HVMS machen, die Notwendigkeit, diese Frage aufzugreifen und empirisch zu überprüfen. Dies erfolgt im nächsten Kapitel.

## 4 Entwicklung eines Homogenitätstests bei externer Segmentierung

Der hier vorgestellte Entwurf eines Homogenitätstests setzt nach der Bildung von Segmenten an. Das gewählte Vorgehen wird zunächst im folgenden Abschnitt auf Basis sachlogischer Argumente begründet und die einzelnen Arbeitsschritte zur Gewinnung vergleichender Kennzahlen erläutert. Dem folgt die Beschreibung der empirischen Anwendung mit kurzer Darstellung der Datengrundlage, Segmentierungskriterien und der gebildeten Segmente sowie der ausführlichen Darstellung und Diskussion der Ergebnisse. Das Kapitel schließt mit einem Ausblick auf eine künftige Forschungsagenda zur Weiterentwicklung und Überprüfung des hier vorgestellten Ansatzes.

### 4.1 Beschreibung des Vorgehens

Die Überprüfung der Homogenität  $m$  extern gebildeter Segmente gliedert sich in drei Arbeitsschritte:

- Erstellung der segmentspezifischen HVMs mit den jeweiligen Cutoffs, die sicherstellen, dass der Vergleich der verschiedenen HVMs zulässig ist.
- Ermittlung des Grades der Übereinstimmung zwischen den HVMs der einzelnen Segmente. Dazu sind  $m*(m-1)/2$  Paarvergleiche erforderlich.
- Feststellung, ob bei den Paarvergleichen signifikante Unterschiede vorliegen.

Bevor jedoch die Paarvergleiche angestellt werden können, muss sichergestellt sein, dass ein Segmentvergleich, gemessen an den unter 3.2 genannten Kriterien, überhaupt zulässig ist. Die Höhe des *Cutoff*, die Segmentgrößen sowie der in den ausgewählten HVMs befindliche Informationsgehalt sind dabei zu berücksichtigen. Wie oben bereits angeführt, ist dieses Problem in bisherigen Veröffentlichungen nicht angemessen berücksichtigt worden. Denn die Unterscheidung von eigentlich nicht verschiedenen Segmenten kann zu Fehldeutungen und falschen Rückschlüssen führen. Das bisherige Standardvorgehen, für (annähernd) gleich große Stichproben den gleichen *Cutoff* zu wählen, umschifft das eigentliche Problem nur, ohne jedoch eine theoretisch fundierte Rechtfertigung und damit eine wirkliche Lösung zu liefern. Dies soll anhand der Ergebnisse von KÖHLER & JUNKER (2000) illustriert werden.

Zwar unterscheiden sich die HVMs der jeweils nach Alter und sozialer Schicht gebildeten zwei Segmente optisch. Und darüber hinaus deuten die verschiedenen hohen Informationsgehalte für gleiche Stichprobengrößen und gleiche *Cutoffs* auch auf Heterogenität hin. Doch ist die in der Studie

implizit getroffene Annahme, dass die kognitiven Strukturen der Segmente tatsächlich verschieden sind, aus zwei Gründen problematisch:

- Da das Niveau des *Cutoff* nur in diskreten Schritten geändert werden kann, die Intensität der Verknüpfungen in den kognitiven Strukturen der Befragten jedoch kontinuierlich variieren dürfte, besteht grundsätzlich das Problem von „Rundungsfehlern“. Denn dadurch können „auf einen Schlag“ in einem Segment erhebliche Anteile an Informationen verloren gehen und so eine Heterogenität der Segmente vortäuschen, die bei einer feineren Abstufung des *Cutoff* nicht existieren oder zumindest nicht so groß ausfallen würde. Dieses Problem ist umso gravierender, je kleiner die Größe der Segmente ist und je differenzierter die Kodierung erfolgt, d.h. je mehr Kategorien im Kodierungsprozess gebildet wurden. Wie bereits oben erwähnt, trifft insbesondere letzteres auf die Studie von KÖHLER und JUNKER (2000) zu und erklärt den starken Informationsverlust, der bereits beim kleinsten möglichen *Cutoff* = 2 zwischen 51% und 73% gegenüber der Ausgangslösung mit *Cutoff* = 1 beträgt.
- Bei Präsentation der HVM für nur einen – wie auch immer festgelegten – *Cutoff*-Wert kann nichts über die Stabilität der Ergebnisse ausgesagt werden. Zwar ist dem Beitrag von KÖHLER und JUNKER (2000) diesbezüglich bei der Darstellung der segmentspezifischen Ergebnisse nichts zu entnehmen, aber der bereits beschriebene starke Informationsverlust und die relativ deutlichen Unterschiede im Informationsgehalt zwischen den Segmenten beim gleichen *Cutoff* = 2 deuten bereits auf die Gefahr wenig stabiler Ergebnisse hin. Dies wird durch die Angaben zur Gesamtstichprobe bestätigt. Dort betragen die Informationsgehalte, gemessen als Anteile der berücksichtigten Verknüpfungen, noch 29% bei einem *Cutoff* = 3 und lediglich 9% bei einem *Cutoff* = 4. Zwar ist das von den beiden Autoren gewählte Thema des Tierschutzes in der landwirtschaftlichen Erzeugung sehr komplex und die Kodierung entsprechend differenziert, so dass der Anteil der Verknüpfungen, die mit steigendem *Cutoff* noch berücksichtigt werden, rapide abnehmen muss. Die in der Studie berichteten und akzeptierten Informationsgehalte sind dennoch als äußerst gering einzustufen. Denn GENGLER und REYNOLDS (1995: 131) fordern, aufbauend auf ihrer Erfahrung aus mehr als 100 – wenn auch typischerweise weniger komplexen – Marktforschungsstudien, dass der Anteil der in einer HVM berücksichtigten Verknüpfungen 70% niemals unterschreiten solle. Laut den beiden Autoren sollte der Durchschnittswert typischerweise bei 75-85% liegen.

Aus diesen beiden Gründen ist ein Segmentvergleich ohne weitergehende Prüfung der Voraussetzungen auch dann nicht angebracht, wenn für exakt gleich große Segmente der gleiche *Cutoff* gewählt wird. Bei unterschiedlichen Segmentgrößen, die bei ex ante nicht beobachtbaren Segmentie-

rungskriterien kaum zu vermeiden sind, ist darüber hinaus das Festlegen eines einzigen Cutoff-Wertes prinzipiell nicht sinnvoll, so dass als Grundlage des hier vorgestellten Homogenitätstests der *Cutoff* für jedes Segment entsprechend folgender Kriterien festgelegt wird:

- Äquivalenz: Die HVM jedes exogen gebildeten Segments sollte einen ähnlichen Informationsgehalt, gemessen am Anteil der berücksichtigten Verknüpfungen, aufweisen.
- Repräsentanz: Der Anteil der berücksichtigten Verknüpfungen sollte ausreichend groß sein, um die kognitiven Strukturen der einzelnen Segmente noch angemessen repräsentieren zu können. Die von GENGLER und REYNOLDS (1995) geforderten mindestens 70% wären bei komplexen Untersuchungsgegenständen, wie unter 2.7 ‚Das erweiterte Anwendungsgebiet des MEC-Ansatzes‘ dargestellt, nach unten zu korrigieren.
- Proportionalität: Die für die einzelnen Segmente gewählten *Cutoffs* sollten in etwa proportional zu deren Größe gewählt werden, um zu verhindern, dass Verknüpfungen mit relativ geringer Intensität in der HVM eines Segmentes noch erscheinen, in dem anderen mit deutlich höherem relativen *Cutoff* jedoch schon nicht mehr.

Mit Ausnahme des von GENGLER und REYNOLDS (1995) geforderten Mindestanteils berücksichtigter Verknüpfungen bestehen in der Literatur noch keine Anhaltspunkte für die Entwicklung von Grenzwerten für die oben genannten Kriterien. Darüber hinaus beeinflussen die Komplexität der Befragung und die Rigidität der Kodierung in sehr starkem Maße, inwieweit die Kriterien erfüllt werden können. Ist das Thema der Befragung komplex und die Kodierung rigide, kommen sehr viele Kategorien auf den einzelnen MEC-Ebenen zustande. Ist das Thema hingegen weniger komplex und/oder die Kodierung weniger rigide, so dass die ermittelten Kategorien semantisch weiter gefasst, d.h. in höherem Maße aggregiert sind, kommen nur wenige Kategorien zustande. Je höher die Anzahl der Kategorien ist, desto unwahrscheinlicher wird es sein, dass alle drei Kriterien erfüllt werden. Bspw. würde die Studie von KÖHLER und JUNKER (2000), die etwa drei mal so viele Kategorien aufweist wie die „typische“ MEC-Studie, lediglich das dritte Kriterium erfüllen, jedoch nicht auch nur annähernd die ersten beiden.

Der zweite Schritt zur Überprüfung der Homogenitätsannahme besteht in der Ermittlung des Grades der Übereinstimmung zwischen den einzelnen segmentspezifischen HVMs. Zwar kann dieser sowohl für Verknüpfungen als auch Kategorien ermittelt werden. Doch aus zwei Gründen kann es nur sinnvoll sein, die Übereinstimmung von Segmenten auf Basis der Verknüpfungen zu ermitteln. Erstens aus theoretischer Sicht, denn die MEC-Theorie stellt die Bedeutung der Verknüpfungen zwischen einzelnen Kategorien für die Aktivierung von kognitiven Prozessen – entlang der indivi-

duellen MEC-Leitern – heraus: nur wenn die Intensität einer Verknüpfung hoch genug, wird über sie ein Konstrukt aktiviert. Zweitens aus praktischer Sicht, denn es kann durchaus vorkommen, dass eine MEC-Kategorie von einer deutlich über dem *Cutoff* liegenden Personenzahl genannt wird, ohne jedoch in der HVM zu erscheinen. Dieser Fall ist sehr wahrscheinlich, wenn die Kategorie diffus vernetzt, d.h. mit mehreren Kategorien nur schwach verknüpft ist<sup>3</sup>. Bei Verknüpfungen tritt diese Inkonsistenz jedoch nicht auf, so dass unverzerrte Indizes gebildet werden können.

Generell kann dann zwischen einem ungewichteten und einem gewichteten Kongruenz-Index unterschieden werden, wobei die gewichteten Indizes die Möglichkeit eröffnen, zwischen partiellen und totalen Übereinstimmungsmaßen zu unterscheiden, wie aus Abbildung 8 ersichtlich ist.

**Abbildung 8: Kongruenz-Indizes als Basis für Homogenitätstest**

Indextyp	Vergleich zwischen Segment $i$ und Segment $j$    $i = \in \{1; m\}; j = \in \{1; m\} \wedge j \neq i$ .	
Ungewichtet,	$I_u^{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q X_q^{i \wedge j}}{\left( \sum_{q=1}^Q X_q^{i \wedge j} + \sum_{q=1}^Q X_q^{i \vee j} \right)}$	
Gewichtet	<u>Partielles Kongruenzmaß</u>	<u>Totales Kongruenzmaß</u>
	$I_{g,p}^{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q \bar{g}_q^{i \wedge j} X_q^{i \wedge j}}{\sum_{q=1}^Q \bar{a}_q^{i \wedge j} X_q^{i \wedge j}}$	$I_{g,t}^{ij} = \frac{\sum_{q=1}^Q \bar{g}_q^{i \wedge j} X_q^{i \wedge j}}{\left( \sum_{q=1}^Q \bar{a}_q^{i \wedge j} X_q^{i \wedge j} + \sum_{q=1}^Q \bar{a}_q^{i \vee j} X_q^{i \vee j} \right)}$

*Superskript: ij: Indikator des Paarvergleichs;*

*$i \wedge j$ : Verknüpfung ist sowohl in  $HVM_i$  als auch in  $HVM_j$  vorhanden;*

*$i \vee j$ : Verknüpfung ist entweder in  $HVM_i$  oder in  $HVM_j$  vorhanden.*

*Subskript: u: „ungewichtet“; g: „gewichtet“;*

*p: „partiell“; g: „total“;*

*q: Laufindex für alle Verknüpfungen (Zelleninhalte der segmentspezifischen Implikationsmatrizen), die bei mindestens einem Segment über dessen *Cutoff* liegen.*

*Variable: X: Zählvariable,  $X = 1$ , wenn  $i \wedge j$  bzw.  $i \vee j$  erfüllt, andernfalls  $X = 0$ .*

*g: Gewichtungsfaktor = geometrisches Mittel der relativen Häufigkeiten von Verknüpfungen.*

*a: Gewichtungsfaktor = arithmetisches Mittel der relativen Häufigkeiten von Verknüpfungen.*

*Quelle: Eigene Erstellung.*

Beim ungewichteten Index wird die Anzahl der Verknüpfungen, die sowohl in der  $HVM_i$  des Segments  $i$  als auch in der  $HVM_j$  des Segments  $j$  auftauchen, in Relation gesetzt zur Gesamtzahl der Verknüpfungen, die mindestens in einer der beiden  $HVMs$  der Segmente  $i$  und  $j$  vorhanden sind. Damit geht jede Verknüpfung gleichgewichtig in die Ermittlung des Indexes ein, sofern sie

<sup>3</sup> Beispielsweise liegt in dem der Studie zugrundeliegenden Datensatz die Zahl der Nennungen einer Kategorie in 20 von 160 Fällen (die Segmente weisen 51, 53 bzw. 56 MEC-Kategorien auf, s.u. Tabelle 1) mindestens so hoch wie der *Cutoff*, in sechs Fällen davon sogar mindestens doppelt so hoch, ohne dass diese Kategorien in der entsprechenden HVM erscheinen.

nicht durch den gewählten *Cutoff* gänzlich unberücksichtigt bleibt. Der ungewichtete Index ist identisch mit dem Tanimoto-Koeffizienten, der als ein Ähnlichkeitsmaß für binäre Variablen in der Clusteranalyse verwendet wird (BACKHAUS et al. 1996: 267). Daneben stehen weitere Ähnlichkeitsmaße zur Auswahl. Die Entscheidung für eines der Maße als Grundlage des Kongruenz-Index wird im Wesentlichen durch die Frage bestimmt, welche Aussagekraft Verknüpfungen haben, deren Häufigkeit in keinem der Segmente den *Cutoff* erreicht. Da eine solche Verknüpfung in keiner HVM abgebildet ist, spielt sie gemäß der MEC-Theorie keine Rolle bei der Produktbeurteilung bzw. Kaufentscheidung. Damit ist die Wahl des Tanimoto-Koeffizienten, der ausschließlich in mindestens einer HVM vorkommende Elemente berücksichtigt, als Grundlage des Kongruenz-Index grundsätzlich gerechtfertigt. Darüber hinaus spielt bei der Ermittlung des Deckungsgrades der kognitiven Strukturen verschiedener Gruppen eine Rolle, dass die Zahl möglicher Verknüpfungen mit zunehmender Anzahl von Kategorien  $k$  gemäß der Formel  $k*(k-1)/2$  überproportional steigt. Sollten in beiden HVMs eines Segmentvergleichs nicht vorkommende Verknüpfungen als Übereinstimmung bewertet werden, würden die nichtkongruenten Verknüpfungen, die entweder nur in der einen oder der anderen HVM auftauchen, mit steigendem  $k$  sehr schnell an Gewicht und damit der Index an Aussagekraft verlieren<sup>4</sup>.

Bei den gewichteten Indizes wird darüber hinaus jede einzelne Verknüpfung mit ihrer Häufigkeit gewichtet, so dass intensivere Verknüpfungen einen stärkeren Einfluss auf den ermittelten Indexwert nehmen. Unterschiedlichen Segmentgrößen wird dadurch Rechnung getragen, dass die relativen Häufigkeiten der Verknüpfungen über beide Segmente gemittelt werden. Während dieses Vorgehen bei Verknüpfungen, die in beiden Vergleichssegmenten über dem *Cutoff* liegen, generell unproblematisch ist, sind bei den Verknüpfungen, die nur in einem der beiden Segmente über dem *Cutoff* liegen, zwei Fragen – eine grundlegende und eine technische – zu beantworten:

- a) Soll der *Cutoff* als Schwellenwert interpretiert werden, so dass Verknüpfungen mit geringerer Häufigkeit generell als zu schwach für eine Aktivierung einzustufen wären?
- b) Wie soll verfahren werden, wenn die Häufigkeit einer Verknüpfung in einem Segment Null beträgt?

---

<sup>4</sup> Bspw. sind zwischen den  $k = 56$  Kategorien der vorliegenden Studie 1540 verschiedene Verknüpfungen theoretisch möglich. Davon tauchen in der Laddering-Datenbasis 295 mindestens einmal auf, von denen aber nur zwischen 25 und 29 in den einzelnen Paarvergleichen nur in einer der beiden betreffenden HVMs auftauchen. Diese nichtkongruenten Verknüpfungen würden bei der Berechnung des Index kaum noch Gewicht haben, wenn auch die in beiden HVMs nicht auftauchenden Verknüpfungen als kongruent bewertet würden (s.u. Kapitel 4.2).

Würde der *Cutoff* als Schwellenwert interpretiert werden, müsste Verknüpfungen mit geringerer Häufigkeit der Wert Null zugewiesen werden, denn schließlich tauchen sie in der HVM nicht auf und fallen somit aus der Interpretation der Ergebnisse heraus. Bisher fehlen zwar empirische Belege für eine abschließende Beantwortung dieser Frage, aber in bisherigen Studien, die sich eingehender mit der Natur von Verknüpfungen befassen, wird eine solche drastische Sichtweise nicht vertreten. Vielmehr werden Verknüpfungen als probabilistisches Konzept verstanden, so dass deren Intensität eine Wahrscheinlichkeitsaussage über die Aktivierung von MEC-Kategorien zulässt (GUTMAN 1991; TER HOFSTEDÉ et al. 1999). Damit gehen grundsätzlich alle Verknüpfungen in ihren Originalhäufigkeiten in die Berechnung ein, sofern sie zumindest in einer der beiden Vergleichssegmente den entsprechenden *Cutoff* erreichen.

Dennoch kann es vorkommen, dass die Häufigkeit einer Verknüpfungen in einem Segment gleich oder größer dem *Cutoff* ist, in anderen aber gleich Null. Da ein *Cutoff* stets größer als Null ist, sind solche Konstellation für die Berechnung des Indexzählers nicht möglich, da dort nur Verknüpfungen einfließen, deren Häufigkeit in beiden Segmenten mindestens so hoch ist wie der jeweilige *Cutoff*. Solche Konstellationen würden sich jedoch verzerrend auf den Index auswirken, wenn für die Berechnung des Nenners das geometrische Mittel verwendet würde. Denn dann würde der Wert Null für die betreffende Verknüpfung im Segmentvergleich resultieren und damit – trotz maximaler Abweichung zwischen den Segmenten – nicht in den Wert des Nenners einfließen. Als Folge würde die Kongruenz zwischen den HVMs der beiden Segmente systematisch überschätzt werden. Daher wird folgendes Vorgehen für die Indexermittlung gewählt:

- Für die Berechnung des Indexzählers wird das geometrische Mittel verwendet. Es hat aus der Perspektive unseres Untersuchungsziels gegenüber dem arithmetischen Mittel den Vorteil, dass Asymmetrien in den Häufigkeiten zwischen den Segmenten den Indexwert in die „richtige“ Richtung beeinflussen: wenn die relativen Häufigkeiten ungleich sind, ist das geometrische Mittel kleiner als das arithmetische und zeigt somit korrekterweise einen geringeren Kongruenzgrad für die betreffende Verknüpfung an.
- Für die Berechnung des Indexnenners wird hingegen das arithmetische Mittel verwendet. Neben den Verzerrungen durch Häufigkeiten mit Wert Null vermeidet das arithmetische Mittel weitere Verzerrungen des Index, die bei Verwendung des geometrischen Mittels für den Nenner entstehen würden. Denn die nur im Nenner berücksichtigten Verknüpfungen, die entweder in Segment *i* oder in Segment *j* über dem *Cutoff* liegen, weisen notwendigerweise asymmetrische Anteile in den beiden Segmenten auf. Bei geometrischer Mittlung würden diese Heterogenität anzeigenden Verknüpfungen mit zu geringem Gewicht in die Indexermittlung einfließen, was ebenfalls zu ei-



ner systematischen Überschätzung der Kongruenz führen würde. Daher werden die relativen Häufigkeiten auch dieser Verknüpfungen arithmetisch gemittelt.

Darüber hinaus kann bei diesem Vorgehen der Deckungsgrad zwischen den beiden Segmenten auf zwei Stufen detailliert erfasst werden. Erstens werden als partielles Kongruenzmaß für die Verknüpfungen, die in beiden HVMs auftauchen (in Abbildung 8 indiziert durch das Superskript  $i \wedge j$ ), die Summe der geometrischen Mittel und die der arithmetischen Mittel zueinander in Relation gesetzt. Da das geometrische Mittel nicht größer ist als das arithmetische Mittel, würde diese Relation den Grad der Heterogenität zwischen den beiden Segmenten erfassen, der auf ungleiche relative Häufigkeiten von Verknüpfungen zurückzuführen ist, die in den HVMs beider Vergleichssegmente berücksichtigt sind. Darüber hinaus kann Heterogenität auf Verknüpfungen zurückgeführt werden, die in der HVM eines Segmentes erscheinen, in der HVM des anderen aber nicht (in Abbildung 8 indiziert durch das Superskript  $i \vee j$ ). Beide Quellen der Heterogenität determinieren die Gesamtkongruenz zwischen zwei Segmenten, so dass sich für ein totales Kongruenzmaß der Nenner des partiellen Maßes um die Summe der arithmetischen Mittel der relativen Häufigkeiten derjenigen Verknüpfungen erhöht, die entweder in Segment  $i$  oder in Segment  $j$  den *Cutoff* erreichen.

Die möglichen Werte aller Indizes liegen im Intervall  $[0;1]$ . Denn die Zahl der Verknüpfungen, die in den HVMs beider Vergleichssegmente auftauchen, kann höchstens genauso groß sein wie die Zahl der Verknüpfungen, die in mindestens einer der beiden HVMs auftauchen. Je geringer der Wert, desto geringer ist auch der Grad der Übereinstimmung zwischen den beiden HVMs. Der eine Extremwert 0 bedeutet, dass die HVMs der beiden Segmente keine Schnittmenge haben, gemeinsame Kategorien oder Verknüpfungen also nicht existieren. Der andere Extremwert 1 bedeutet hingegen beim gewichteten Index, dass die betrachteten Segmente hinsichtlich ihrer kognitiven Struktur identisch sind. Beide Segmente weisen dann nicht nur die gleichen Verknüpfungen auf, sondern für jede dieser Verknüpfungen auch exakt die gleichen relativen Häufigkeiten. Beim ungewichteten Index kann hingegen keine Aussage darüber getroffen werden, ob sich die Segmente in den relativen Häufigkeiten einzelner Verknüpfungen unterscheiden.

Allerdings kann eine weitere interessante Information aus dem Vergleich des gewichteten totalen Kongruenzmaßes mit dem ungewichteten Index gewonnen werden. Wenn gilt:  $I_{g,t} < I_u$ , stützt sich die Übereinstimmung in den kognitiven Strukturen der beiden Segmente in größerem Maße auf weniger bedeutende, d.h. seltener genannte Verknüpfungen. Im umgekehrten Fall, wenn  $I_{g,t} > I_u$ , bezieht sich die Übereinstimmung hingegen stärker auf die bedeutenderen Kategorien oder Verknüpfungen als auf die weniger bedeutenden.

Der Kongruenzgrad über alle Segmente hinweg kann durch das geometrische Mittel der Indexwerte aller Paarvergleiche zusammengefasst werden. Doch ist es ratsam, jeden Segmentvergleich einzeln zu betrachten, da es durchaus möglich ist, dass sich zwei Segmente sehr ähnlich sind, vom dritten aber sehr verschieden, was durch einen gemittelten Wert nicht wiedergegeben werden kann.

Schließlich gilt es im dritten und letzten Arbeitsschritt ein Prüfmaß zu entwickeln, das eine Überprüfung auf die Signifikanz von Unterschieden zwischen HVMs ermöglicht. Denn die oben beschriebenen Indizes können nicht absolut bzw. isoliert interpretiert werden. Vielmehr muss berücksichtigt werden, dass der Index durch die Segmentgröße, die gewählten Cutoff-Niveaus, die Anzahl der kodierten Kategorien und die Verteilung der Verknüpfungshäufigkeiten im vorliegenden Datensatz bestimmt wird. Diese Informationen werden allesamt berücksichtigt, wenn der durch die Indexwerte ausgewiesene Deckungsgrad mit den Ergebnissen bei zufälliger Segmentierung für die gegebenen Segmentgrößen und Cutoff-Werte verglichen würde. Bei wiederholter zufälliger Segmentierung kann dann anhand von Konfidenzintervallen festgestellt werden, ob die für die tatsächliche Segmentierung ermittelten Indizes bei gegebener Irrtumswahrscheinlichkeit signifikant von einem Indexwert bei zufälliger Segmentierung abweichen.

Die im folgenden Abschnitt dargestellte empirische Anwendung des vorgestellten Homogenitätstests an Daten aus einer MEC-Studie, an der zwei der Autoren beteiligt gewesen sind, soll erste Anhaltspunkte für die Entwicklung von statistischen Prüfmaßen liefern.

## **4.2 Empirische Überprüfung**

Die Aussagefähigkeit des hier vorgestellten Homogenitätstests bei externer Segmentierung wird an Daten aus einer Erhebung im Rahmen des internationalen Forschungsprojekts „An International Comparison of Consumer Acceptance of Genetically Modified Foods“ überprüft. Das Projekt wird vom US Kongress finanziert und von der Universität Missouri, USA, koordiniert. Partneruniversitäten sind Reading, Vereinigtes Königreich, Guelph, Kanada, und Gießen. Die Erhebung im Rahmen des deutschen Teilprojekts fand im Zeitraum November 2003 bis April 2004 im Raum Gießen statt. An der Durchführung der insgesamt 60 Interviews waren drei Interviewer beteiligt, die auch die von ihnen erhobenen Laddering-Daten kodiert haben. Hohe Werte für die Inter-Interviewer- und Inter-Kodierer-Reliabilität wurden durch folgende Maßnahmen erreicht:

- Gemeinsame Interviewerschulung im Oktober 2003, um die Interviewer in die Methodik einzuweisen und mit der Technik des Hard Laddering vertraut zu machen. Dabei wurden Probeinterviews in Gegenwart der beiden Trainer und der anderen Interviewer durchgeführt und gemein-

sam analysiert. Ziel der Schulung war es, die drei Interviewer auf einen gemeinsamen Interviewstil hinzuführen und einen Interviewleitfaden zu erstellen.

- Gemeinsame Kodierung der ersten 10 Interviews durch die drei Interviewer, um eine vorläufige Liste von Kategorien bzw. Codes für die Kodierung zu erstellen und um bei allen drei Interviewern ein möglichst ähnliches Vorgehen im Kodierungsprozess sicherzustellen.
- Gemeinsame Besprechung der Interviewer zur Lösung von einzelnen Problemfällen und nicht eindeutigen Kodierungen nach dem 15., dem 30. und dem 50. Interview. Diese Besprechungen dienten dazu, das bisherige Vorgehen bei den Interviews zu überprüfen und – falls erforderlich – notwendige Änderungen im Interviewleitfaden vorzunehmen.

Nach Abschluss der Interviews wurde eine umfassende Überprüfung aller kodierten Daten vorgenommen, die dazu führte, dass einzelne Kategorien zusammengefasst wurden und auch einzelne Aussagen umkodiert, d.h. einer anderen Kategorie zugeordnet wurden. Dabei wurde so vorgegangen, dass je zwei Interviewer die Daten aus 20 Interviews getrennt von einander überprüft und ihre Änderungsvorschläge gemeinsam besprochen und entsprechend ihrer Übereinkunft verworfen oder umgesetzt haben. Da jeder Interviewer an zwei der drei Kontrollpaare beteiligt war, wurden von jedem somit 40 Interviews nachbereitet, unabhängig davon, ob er oder jemand anders das Interview durchgeführt hat.

Die Stichprobe besteht aus 60 Müttern, bei denen mindestens ein minderjähriges Kind noch zu Hause wohnt. Weitere Vorgaben des Projektkoordinators bestanden hinsichtlich der soziodemografischen Eigenschaften Einkommen und Bildung. So sollten die Befragten durch ein gehobenes Familieneinkommen und einen hohen Bildungsabschluss (Abitur oder höher) gekennzeichnet sein. Da es aufgrund begrenzter Projektmittel nicht möglich war, entsprechende Teilnehmer von Marktforschungsinstituten „einzukaufen“, wurden die Interviewteilnehmer über Zeitungsannoncen, Zeitungsberichte, Aushänge und Postwurfsendungen rekrutiert. Die dadurch erzielte Auswahl an Interviewteilnehmern ermöglichte die weitgehende Erfüllung dieser spezifischen Vorgaben, so dass die Stichprobe diesbezüglich und insbesondere bezüglich der Haushaltsstruktur als homogen bezeichnet werden kann. Die Segmentierung erfolgte daher an einer Verhaltensabsicht, die die Interviewteilnehmer im Interview äußerten.

### Beschreibung der Segmente und Wahl von adäquaten Cutoff-Werten

Gegenstand der Untersuchung ist die Verbraucherakzeptanz bzw. –ablehnung von genetisch veränderten Lebensmitteln. Um diese in Kombination mit der Präferenz für konkrete Produkteigenschaften erheben zu können, wurde Joghurt als Produktgruppe ausgewählt. Da nicht zu erwarten war,

dass die Eigenschaft „genetisch verändert“ bzw. „nicht genetisch verändert“ in einer freien Erhebung häufig als kaufrelevant genannt werden würde, wurde ein Studiendesign gewählt, das diese Eigenschaft in Form von Produktstimuli vorgibt. Dazu wurden die in Abbildung 9 angegebenen Produktbeschreibungen entwickelt.

**Abbildung 9: Produktstimuli als Ausgangspunkt für Laddering-Interviews**

<p><b><u>Produkt A</u></b> Nicht mit gentechnisch veränderten Zutaten hergestellt. Normaler, traditioneller Geschmack. Joghurtkultur ist im Produkt vorhanden, aber nicht aktiv.</p>	<p><b><u>Produkt B</u></b> Nicht mit gentechnisch veränderten Zutaten hergestellt. Normaler, traditioneller Geschmack. Joghurtkultur ist im Produkt vorhanden und aktiv. Joghurtkultur verbessert die Mikroflora des Verdauungssystems.</p>	<p><b><u>Produkt C</u></b> Milch stammt von Kühen, die mit gentechnisch verändertem Futter gefüttert wurden. Der Einsatz von Pflanzenschutzmitteln bei der Futterproduktion ist dadurch geringer. Gentechnisch verändertes Material aus dem Futter wird nicht an die Kuh weitergegeben und ist daher nicht im Joghurt vorhanden.</p>	<p><b><u>Produkt D</u></b> Milch stammt von Kühen, die mit gentechnisch verändertem Futter gefüttert wurden. Dadurch wird Proteingehalt der Milch erhöht und die Qualität des Joghurts erhöht. Gentechnisch verändertes Material aus dem Futter gelangt über die Kuh in die Milch und ist im Joghurt aktiv.</p>
<p><b><u>Produkt E</u></b> Enthält eine gentechnisch veränderte Joghurtkultur. Die Kultur erzeugt eine cremigere Textur und einen volleren, sahnigeren Geschmack. Die gentechnisch veränderte Joghurtkultur ist im Produkt vorhanden, aber nicht aktiv.</p>	<p><b><u>Produkt F</u></b> Enthält eine gentechnisch veränderte Joghurtkultur. Die Kultur reduziert den Cholesterinspiegel des Blutes. Die gentechnisch veränderte Joghurtkultur ist im Produkt vorhanden und aktiv.</p>	<p><b><u>Produkt G</u></b> Kühe wurden gentechnisch verändert, um die Milchproduktion zu erhöhen. Erhöhter Milchertrag führt zu einem niedrigeren Preis des Joghurts. Das gentechnisch veränderte Material ist im Produkt vorhanden, aber nicht aktiv.</p>	<p><b><u>Produkt H</u></b> Kühe wurden gentechnisch verändert. Die Milch enthält dadurch eine neue Komponente, die den Cholesterinspiegel des Blutes senkt. Das gentechnisch veränderte Material ist im Produkt vorhanden und aktiv.</p>

Quelle: Eigene Erstellung.

Wie aus Abbildung 9 hervorgeht, liegen den beschriebenen Joghurts acht Eigenschaften zugrunde. Davon weisen drei Eigenschaften einen Bezug zur Gentechnologie auf. Dieses sind der Anwendungsort (Futter, Joghurtkultur, Kuh), die Präsenz im Endprodukt (vorhanden, nicht vorhanden) sowie die Aktivität des genetisch veränderten Elements, sofern im Endprodukt vorhanden (aktiv, nicht aktiv). Aus dem gewählten Design resultieren sechs genetisch veränderte Stimuli, die im Folgenden als GVO-Varianten bezeichnet werden, sowie zwei nicht genetisch veränderte Joghurts. Eingangs der Laddering-Interviews wurden die Stimuli den Teilnehmern mit der Bitte vorgelegt, sie hinsichtlich ihrer Präferenz in eine Rangfolge zu bringen: *„Bitte bringen Sie diese acht Produkte in eine Rangfolge, so dass das Produkt, das Sie am besten finden auf dem ersten Rang liegt, dasjenige, das Sie am zweitbesten finden, auf dem zweiten Rang, usw. bis alle Produkte einen Rangplatz erhalten haben.“*

Ausgehend von dieser Rangfolge, wurden die Laddering-Interviews durchgeführt. Nach deren Abschluss wurden die Teilnehmer gebeten, für jedes Produkt ihre vermutliche Kaufabsicht anzugeben, wenn diese in ihrem normalen Einkaufsumfeld verfügbar wären: „Bitte geben Sie für jedes der acht Produkte an, ob sie es sehr wahrscheinlich, vielleicht oder auf gar keinen Fall kaufen würden, wenn diese in ihrem normalen Einkaufsumfeld angeboten würde.“

Die in diesen Angaben dokumentierten Kaufabsichtsdaten und die Rangdaten sind für die einzelnen Stimuli nur teilweise hoch miteinander korreliert, wie aus Abbildung 10 hervorgeht.

**Abbildung 10: Korrelationen<sup>‡</sup> von Rang- und Kaufabsichtsdaten für Stimuli A bis H**

A	B	C	D	E	F	G	H
0,33***	0,07	0,30**	0,16	0,63***	0,54***	0,48***	0,25*

<sup>‡</sup> Rangkorrelation nach Spearman, verwendetes Software-Paket: SPSS 11.5.1.

\*, \*\*, \*\*\* Irrtumswahrscheinlichkeiten liegen jeweils unter 10%, 5% bzw. 1%.

Quelle: Eigene Erstellung.

Die Rangdaten weisen eine eindeutige Präferenz der Teilnehmer für die Joghurtvarianten aus, die nicht genetisch verändert sind: Nur zwei (drei) Befragte vergaben den Rangplatz 1 (2) an eine GVO-Variante. Dementsprechend enthalten die Rangdaten keine Informationen, die es erlauben würden, zwischen Verbrauchern mit unterschiedlicher Akzeptanz von genetisch veränderten Lebensmitteln zu diskriminieren. Anders sieht es hingegen mit den Kaufabsichtsdaten aus, die sehr wohl als Außenkriterium für die Segmentierung herangezogen werden können. Es wurden drei Segmente gebildet, die sich hinsichtlich der geäußerten Kaufabsicht bei genetisch verändertem Joghurt wie folgt unterscheiden:

- Wahrscheinlichkäufer (n = 14) haben bei mindestens einer GVO-Variante angegeben, sie sehr wahrscheinlich kaufen zu wollen.
- Vielleichtkäufer (n = 22) haben bei keiner GVO-Variante angegeben, sie sehr wahrscheinlich kaufen zu wollen, jedoch bei mindestens einer, sie vielleicht kaufen zu wollen. Diese Verhaltensabsicht war in einigen Fällen allerdings sehr schwach ausgeprägt, da hinzugefügt wurde: „Aber nur, wenn die nicht genetisch veränderten Joghurts nicht verfügbar wären.“
- Nichtkäufer (n = 24) haben bei allen sechs GVO-Varianten angegeben, sie auf gar keinen Fall kaufen zu wollen.

Diese Klassifizierung ist hoch korreliert<sup>5</sup> mit dem arithmetischen Mittel der Kaufabsicht für die sechs GVO-Varianten. Anders als bei den Rangdaten, bei denen das arithmetische Mittel für die GVO-Varianten zwischen den Teilnehmern praktisch nicht variiert, ist die Varianz der Kaufabsichtsdaten somit ausreichend für eine Segmentierung und spiegelt sich in den drei gebildeten Segmenten in adäquatem Umfang wider.

Die im Rahmen der Studie verwendete Software *MECAnalyst* (2003) erlaubt es, für die drei Segmente separate HVMs zu erstellen, und liefert gleichzeitig standardmäßig die Informationen, die für die Auswahl der geeigneten Cutoff-Werte erforderlich sind. Diese werden für die drei Segmente und, als ergänzende Information, für die Gesamtstichprobe in Tabelle 1 angegeben.

**Tabelle 1: Wirkung des Cutoff-Niveaus auf Informationsgehalt der HVM**

Cutoff	Gesamtstichprobe (60)		Wahrscheinlichkäufer (14)		Vielleichtkäufer (22)		Nichtkäufer (24)	
	Aktive Links	Aktive Codes	Aktive Links	Aktive Codes	Aktive Links	Aktive Codes	Aktive Links	Aktive Codes
1	1394	56	294	51	534	56	566	53
2	1286 (92%)	53	211 (72%)	39	426 (80%)	49	:	:
3	:	:	<b>169 (58%)</b>	<b>32</b>	350 (66%)	45	406 (72%)	45
4	:	:	121 (41%)	24	<b>299 (56%)</b>	<b>39</b>	349 (62%)	40
5	1016 (73%)	47	85 (29%)	14	251 (47%)	34	<b>317 (56%)</b>	<b>38</b>
6	:	:					247 (44%)	27
8	<b>800 (57%)</b>	<b>40</b>						

Quelle: Eigene Erstellung.

Die Angaben in der Tabelle 1 beschränken sich aus Gründen der Übersichtlichkeit auf die Informationen, die für die Auswahl geeigneter Cutoff-Werte erforderlich sind. Das wesentliche Maß für die Ermittlung des Informationsgehalts ist laut GENGLER und REYNOLDS (1995) der Anteil der aktiven Links, also der Verknüpfungen, die bei einem  $Cutoff > 1$  in einer HVM im Vergleich zur Ausgangslösung mit  $Cutoff = 1$  noch berücksichtigt werden. Die diesbezüglichen Angaben in Tabelle 1 schließen alle Nennungen der Befragten und damit auch Mehrfachnennungen ein. Die Anzahl der aktiven Codes bzw. Kategorien ist eine zusätzliche Information, die ebenfalls veranschaulicht, dass

<sup>5</sup> Der nichtparametrische und auf ordinalskalierte Daten anwendbare Rangkorrelationstest nach Spearman weist einen Korrelationskoeffizienten von 0,89 mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit unter 0,01% aus.

die Erhöhung des *Cutoff* bei kleinen Segmentgrößen zu einem stärkeren Informationsverlust führt als bei größeren Segmenten. So reduzieren sich beim kleinsten Segment der Wahrscheinlichkäufer sowohl die Anzahl der aktiven Links als auch die der aktiven Codes um mehr als die Hälfte, wenn der *Cutoff* von 3 auf 5 erhöht wird. Bei den deutlich größeren Segmenten der Vielleicht- und Nichtkäufer fällt der Informationsverlust hingegen deutlich geringer aus.

Weiterhin sind in der Tabelle die ausgewählten *Cutoffs* für die einzelnen Segmente und die Gesamtstichprobe markiert. Diese Entscheidung soll nun anhand der zuvor in Abschnitt 4.1 genannten Kriterien begründet werden.

#### Zur Äquivalenz:

Für jedes der drei gebildeten Segmente liegt ein ähnlich hoher Informationsgehalt vor, der zwischen 56% und 58% liegt. Für keine andere Kombination von *Cutoff*-Werten besteht eine annähernd gleich große Übereinstimmung beim Informationsgehalt. Darüber hinaus liegt bei einem *Cutoff* = 8 in der Gesamtstichprobe mit 57% ein passender Informationsgehalt vor. Das Äquivalenzkriterium ist somit bei der getroffenen Auswahl erfüllt.

#### Zur Repräsentanz:

Wie bereits weiter oben diskutiert, bezieht sich die Empfehlung von GENGLER und REYNOLDS (1995), dass der Informationsgehalt mindestens 70% betragen solle, auf Studien mit Markenprodukten, die konkrete und eindeutig kommunizierbare Attribute aufweisen. Der hier vorliegende Untersuchungsgegenstand „genetisch veränderte Lebensmittel“ ist weitaus komplexer und dürfte daher stärker verästelte und überlappende Verknüpfungen produzieren, mit der Folge, dass bei Befolgung der Empfehlung die resultierenden HVMs kaum noch vernünftig darstellbar sein dürften. Dies kann für alle drei Segmente, aber auch für die Gesamtstichprobe bestätigt werden, denn die HVMs für die niedrigeren *Cutoff*-Werte mit Informationsgehalten von mindestens 70% waren unübersichtlich und nur schwer interpretierbar. Daher wird hier aus Gründen der Handhabbarkeit ein geringerer Informationsgehalt in Kauf genommen, der aber immer noch deutlich über 50% liegt und damit den größeren Teil der kognitiven Strukturen der einzelnen Segmente repräsentiert. Wir halten damit das Repräsentanzkriterium für ausreichend erfüllt.

#### Zur Proportionalität:

Bei den gewählten *Cutoff*-Werten beträgt das Verhältnis von *Cutoff* zu Segmentgröße für:

- die Wahrscheinlichkäufer  $14/3 = 4,67$
- die Vielleichtkäufer  $22/4 = 5,40$

- die Nichtkäufer  $24/5 = 4,80$

Damit weicht keine dieser Kennzahlen um mehr als 10% vom arithmetischen Mittel 4,95 ab. Dies erscheint nicht so gravierend, als dass man sagen könnte, die gewählten *Cutoffs* seien nicht proportional zur jeweiligen Segmentgröße. Somit sehen wir auch das Kriterium der Proportionalität als erfüllt an.

Im folgenden Unterabschnitt wird nun zunächst ein Weg vorgestellt, sich anhand einer grafischen Darstellung und einiger weniger Verhältniszahlen einen Überblick über die Kongruenz der Segmente insgesamt zu verschaffen. Dem folgen die Berechnung ausgewählter Indizes für den Homogenitätstest und erste Aussagen zur Entwicklung von statistischen Prüfmaßen.

### Ergebnisse I: Grafische Beurteilung der Homogenität von Segmenten

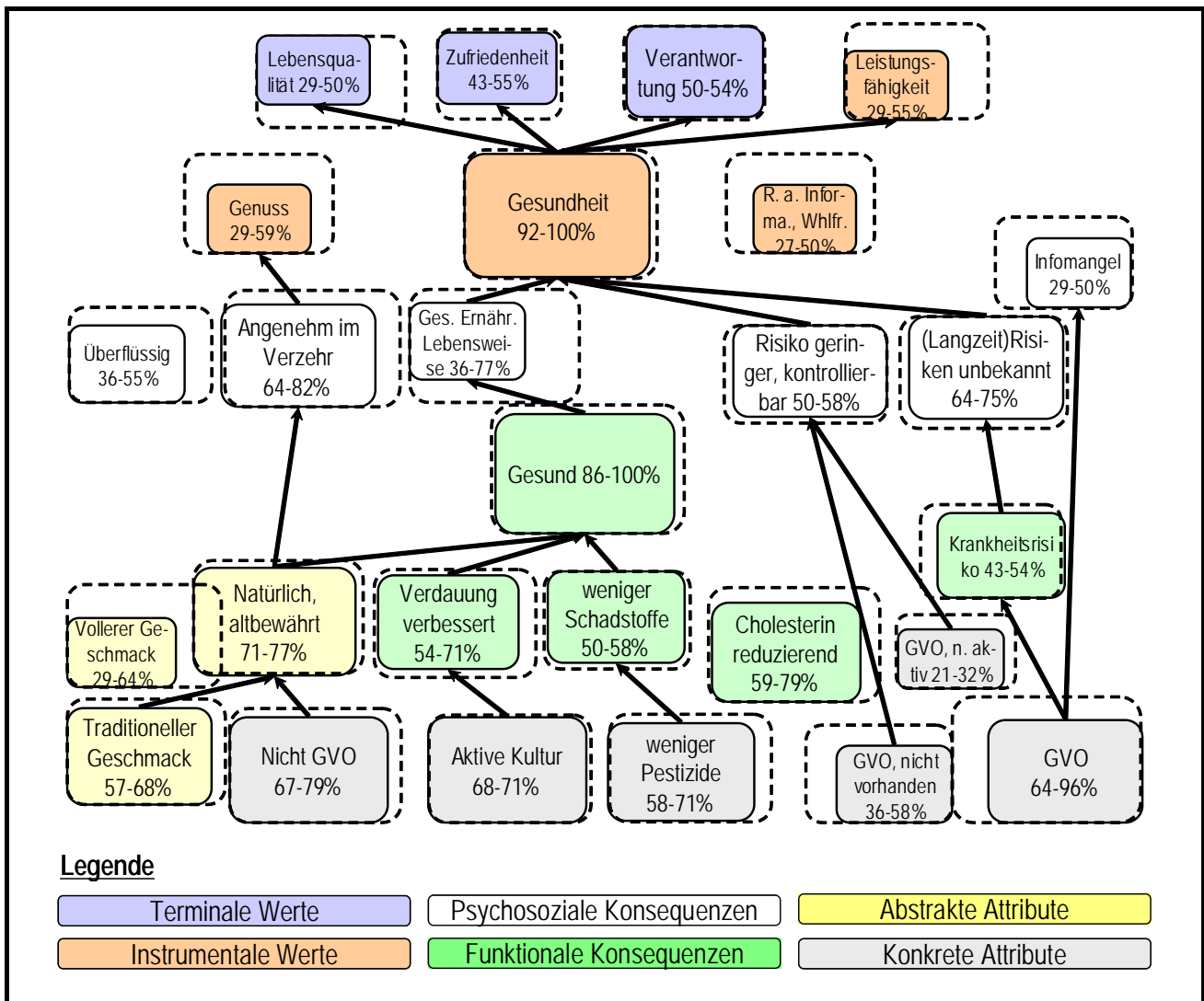
Der erste Schritt in der Beurteilung der Homogenität der exogen gebildeten Segmente besteht darin, sich einen Überblick über die Kongruenz der Segmente insgesamt zu verschaffen. Dazu wird eine gemeinsame HVM erstellt. Diese enthält diejenigen Kategorien (Codes) und Verknüpfungen (Links), die in allen Segmenten auftauchen, und ist in Abbildung 11 dargestellt<sup>6</sup>. Die Variation in der Häufigkeit der Nennungen von einzelnen Kategorien zwischen den Segmenten wird darin auf zwei Arten dokumentiert. Erstens enthält jede Kategorie die Spannweite der Nennungen (in Prozent) in den drei Segmenten. Diese beiden Werte korrespondieren mit den beiden Kästchen, die die Kategorie umrahmen: das kleinere, ausgefüllte repräsentiert dabei den niedrigsten Anteil an Nennungen in einem Segment, das größere, gestrichelte den höchsten Anteil. Somit sind diese beiden Kästchen fast kongruent, wenn die Spannweite gering ist, wie z.B. bei den Kategorien ‚Verantwortung‘, ‚Gesundheit‘, ‚Natürlich, altbewährt‘ oder ‚Aktive Kultur‘. Solche Fälle, in denen die Nennungsanteile kaum zwischen den Segmenten variieren, signalisieren einen hohen Deckungsgrad in den betreffenden Bereichen der kognitiven Strukturen über die drei Segmente hinweg.

---

<sup>6</sup> Die gängigen MEC-Software-Pakete bieten zwar keine Routinen für die Erstellung einer solchen HVM an. Sie lässt sie sich jedoch relativ einfach erstellen, indem aus einer segmentspezifischen HVM alle Kategorien und Verknüpfungen gelöscht werden, die nicht in den HVMs aller übrigen Segmente abgebildet sind. Die Begründung für die Berücksichtigung einer gemeinsamen HVM in einem Homogenitätstest ist, dass Zufallsstichproben aus einer homogenen Gesamtstichprobe identische oder zumindest sehr ähnliche bzw. annähernd gleiche HVMs liefern.



**Abbildung 11: Gemeinsame HVM\* dreier Segmente**



\* enthält diejenigen Kategorien und Verknüpfungen, die in allen drei Segmenten auftauchen.

Quelle: Eigene Erstellung.

Heterogenität zwischen den Segmenten wird hingegen auf zwei Arten signalisiert. Zum einen dann, wenn die Spannweite der relativen Nennungshäufigkeit für eine Kategorie über die drei Segmente groß ist, sich also die beiden dazu gehörigen Umrahmungen deutlich in der Größe unterscheiden. Dies trifft hier auf bspw. auf die Kategorien ‚Genuss‘, ‚Gesunde Ernährung und Lebensweise‘, oder ‚vollerer Geschmack‘ zu. Zum anderen weisen isolierte Kategorien darauf hin, dass sie in den drei Segmenten unterschiedlich verknüpft sind. So ist bspw. die „Isolation“ der Kategorie „Cholesterin reduzierend“, die in allen Segmenten häufig bis sehr häufig genannt wurde, darauf zurückzuführen, dass im Segment der ‚Wahrscheinlichkäufer‘ nur die Verknüpfung mit der funktionalen Konsequenz ‚Gesund‘ über dem *Cutoff* lag, während dies im Segment der ‚Nichtkäufer‘ nur auf die Kategorie ‚Überflüssig/ohne Nutzen‘ zutraf, und im Segment der ‚Vielleichtkäufer‘ auf beide Kategorien.

Allerdings ist mit Ausnahme der heterogenen Verknüpfungen bei isolierten Kategorien keine weitere Information über die Variation in der Intensität der Verknüpfungen in der Darstellung der gemeinsamen HVM enthalten. Dies könnte zwar ebenfalls dadurch bewerkstelligt werden, dass die Spannweite der Intensitäten, d.h. der relativen Häufigkeiten, über die drei Segmente angegeben und/oder durch zwei entsprechend verschieden dicke Pfeile repräsentiert wird. Allerdings würde eine solche grafische Darstellung deutlich an Übersichtlichkeit verlieren, ohne dass ein nennenswerter Informationszuwachs erzielt werden würde.

Die Übereinstimmung der segmentspezifischen HVMs mit der gemeinsamen HVM gibt einen ersten Überblick über die Homogenität der Segmente. Dies kann anhand des Anteils der Kategorien/Verknüpfungen eines Segments erfasst werden, die auch Bestandteil der gemeinsamen HVM sind. Die gemeinsame HVM enthält insgesamt 27 Kategorien und 23 Verknüpfungen, so dass sich die in Tabelle 2 aufgeführten Verhältniszahlen ergeben.

**Tabelle 2: Ungewichtete Deckungsgrade der Segmente mit der gemeinsamem HVM**

Wahrscheinlichkäufer		Vielleichtkäufer		Nichtkäufer	
Kategorie	Verknüpfungen	Kategorie	Verknüpfungen	Kategorie	Verknüpfungen
84% (27/32)	70% (23/33)	69% (27/39)	50% (23/46)	71% (27/38)	53% (23/43)

Quelle: Eigene Erstellung.

Bei den Verknüpfungen repräsentiert die gemeinsame HVM im geometrischen Mittel 57% der segmentspezifischen Verknüpfungen. Bei den Kategorien liegt der entsprechende Wert für das geometrische Mittel mit 75% deutlich höher, was darauf zurückgeführt werden kann, dass eine Kategorie dann in der HVM eines Segments erscheint, wenn mindestens eine ihrer Verknüpfungen mit anderen Kategorien den *Cutoff* überschreitet. Somit kann Kongruenz zwischen Segmenten bei dieser Kategorie bestehen, auch wenn die Verknüpfungen mit dieser Kategorie, deren Häufigkeiten über dem Cutoff liegen, in den Segmenten verschieden sind. Bei den Verknüpfungen ist dies jedoch nicht möglich, was uns in der Auswahl der Verknüpfungen als Vergleichsbasis bestärkt. Genaueren Aufschluss über die Homogenität der Segmente werden die unter 4.1 vorgestellten Indizes geben, die im folgenden Unterabschnitt berechnet werden<sup>7</sup>.

---

<sup>7</sup> Weiterhin können rein formale Kriterien in einem ersten Schritt zur Überprüfung der Homogenität zwischen Segmenten herangezogen werden, wie z.B. Anzahl und Länge der erhobenen MEC-Leitern je Person oder die sich daraus ergebende Anzahl der MEC-Kategorien je Person. Im vorliegenden Datensatz konnten diesbezüglich jedoch keine signifikanten Unterschiede zwischen den Segmenten festgestellt werden.

Ergebnisse II: Ermittlung der Kongruenz-Indizes und Vergleich mit statistischen Prüfmaßen

Ehe die Indizes berechnet werden können, müssen die Verknüpfungen identifiziert werden, die in den HVMs beider Segmente eines Paarvergleichs vorkommen. Da es dafür keine Routine in der MEC-Software gibt, geschieht dies durch den Abgleich von manuell erstellten Listen von Verknüpfungen. Für jeden Paarvergleich werden die Häufigkeiten der Verknüpfungen, die in mindestens einer der beiden segmentspezifischen HVMs vorkommen, den Implikationsmatrizen der entsprechenden Segmente entnommen. Einen Überblick über die Datengrundlage vermitteln die beiden folgenden Übersichten. Abbildung 12 gibt die Kodierungen wieder, die im Rahmen dieser Studie gebildet worden sind: 18 Attribute, 20 Konsequenzen und 18 Werthaltungen.

**Abbildung 12: Kodierungen auf den sechs MEC-Ebenen**

<u>Konkrete Attribute</u>	<u>Funktionale Konsequenzen</u>	<u>Instrumentale Werte</u>
AK1 Aktive Kultur	KF1 Cholesterin reduzierend	WI1 Beständigkeit/Ursprünglichkeit
AK2 GVO	KF2 Gesund	WI2 Ernährungssicherung
AK3 GVO, aktiv	KF3 Krankheitsrisiko	WI3 Familie/Kinder
AK4 GVO, nicht aktiv	KF4 Umweltschädigung	WI4 Freude/Vergnügen
AK5 GVO, nicht vorhanden	KF5 verbesserte Pflanzen	WI5 Genuss
AK6 GVO-Futter	KF6 Verdauung verbessert	WI6 Gesundheit
AK7 GVO-Kuh	KF7 weniger Schadstoffe	WI7 Leistungsfähig
AK8 GVO-Kultur		WI8 Misstrauen/Kontrolle
AK9 Inaktive Kultur	<u>Psychosoziale Konsequenzen</u>	WI9 Recht auf Information/Wahlfreiheit
AK10 Nicht GVO	KP1 Angenehm im Verzehr	WI10 Umweltschutz/Tierschutz
AK11 Preis geringer	KP2 Angst	
AK12 Protein erhöht	KP3 Convenience	<u>Terminale Werte</u>
AK13 weniger Pestizide	KP4 Risiko geringer, kontrollierbar	WT1 Ethik
	KP5 Gesunde Ernährung /Lebensweise	WT2 Langes Leben
<u>Abstrakte Attribute</u>	KP6 Gutes Gefühl	WT3 Lebensqualität
AA1 Qualität	KP7 Infomangel	WT4 Selbstbestimmung
AA2 Natürlich, altbewährt	KP8 Keine unbekanntes Risiken	WT5 Sicherheit/sorgenfrei
AA3 Traditioneller Geschmack	KP9 (Langzeit)Risiken unbekannt	WT6 Soziale Anerkennung
AA4 Unnatürlich	KP10 Nutraceutical	WT7 Verantwortung
AA5 Vollerer Geschmack	KP11 Risiko>Nutzen	WT8 Zufriedenheit
	KP12 Überflüssig: Nutzen=0	
	KP13 Wirtschaftlich/sparsam	

Quelle: Eigene Erstellung.

Die Verknüpfungen, die in mindestens einer der drei segmentspezifischen HVMs auftauchen und damit die Grundlage der Berechnung der Indizes für die drei Paarvergleiche bilden, sind in Tabelle 3 aufgeführt. Für die Identifikation der insgesamt 61 Verknüpfungen werden die Kategorienkürzel aus Abbildung 12 verwandt.

**Tabelle 3: Auflistung der in mindestens einer Segment-HVM enthaltenen Verknüpfungen**

Verknüpfung		Häufigkeit in*			Verknüpfung		Häufigkeit in*			Verknüpfung		Häufigkeit in*		
von...	nach...	W	V	N	von...	nach...	W	V	N	von...	nach...	W	V	N
AK1	FK6	7	9	11	AA5	PK1	4	10	<u>2</u>	PK8	IW6	6	5	<u>4</u>
AK1	PK12	<u>1</u>	4	<u>1</u>	AA5	PK12	3	<u>2</u>	5	PK8	IW9	3	<u>0</u>	<u>0</u>
AK2	AA4	<u>2</u>	<u>2</u>	10	FK1	FK2	8	5	<u>2</u>	PK9	PK2	3	4	<u>3</u>
AK2	FK3	3	6	7	FK1	PK10	<u>0</u>	4	9	PK9	IW6	7	5	10
AK2	PK7	4	6	5	FK1	PK12	<u>2</u>	4	<u>2</u>	PK9	IW9	<u>2</u>	5	<u>1</u>
AK2	PK9	<u>4</u>	7	<u>4</u>	FK2	PK5	3	9	13	PK9	IW10	<u>0</u>	<u>3</u>	11
AK3	PK9	4	<u>0</u>	<u>0</u>	FK2	IW6	10	8	13	PK12	IW8	<u>1</u>	4	5
AK4	PK4	3	7	5	FK2	IW7	<u>2</u>	7	<u>2</u>	PK13	IW4	<u>0</u>	5	<u>4</u>
AK5	PK4	4	6	13	FK3	PK9	3	6	8	IW3	TW7	<u>1</u>	5	<u>1</u>
AK6	FK4	<u>0</u>	<u>2</u>	5	FK3	IW6	<u>1</u>	<u>1</u>	6	IW6	IW4	<u>0</u>	4	<u>1</u>
AK7	AA4	<u>2</u>	6	<u>2</u>	FK4	PK9	<u>1</u>	<u>3</u>	5	IW6	IW7	5	6	5
AK10	AA2	9	13	13	FK4	IW10	<u>1</u>	<u>2</u>	5	IW6	TW2	<u>2</u>	4	7
AK11	PK12	<u>0</u>	5	8	FK6	FK2	6	10	11	IW6	TW3	4	7	5
AK11	PK13	<u>1</u>	4	<u>3</u>	FK7	FK2	3	7	9	IW6	TW7	3	6	7
AK12	PK12	<u>1</u>	<u>3</u>	7	FK7	IW10	4	<u>2</u>	6	IW6	TW8	3	6	6
AK13	FK7	6	11	11	PK1	IW1	<u>0</u>	<u>1</u>	5	IW7	IW3	3	4	<u>1</u>
AA2	FK2	5	9	5	PK1	IW5	4	12	7	IW7	TW4	<u>2</u>	4	<u>1</u>
AA2	PK1	3	9	8	PK4	IW6	3	4	10	IW10	TW1	<u>0</u>	<u>2</u>	5
AA2	PK8	6	5	<u>3</u>	PK5	IW3	<u>0</u>	4	<u>1</u>	IW10	TW7	3	<u>1</u>	5
AA3	AA2	5	10	9	PK5	IW6	5	13	10					
AA3	PK1	<u>2</u>	5	7	PK7	IW9	<u>1</u>	<u>3</u>	5					

\* W=Wahrscheinlichkäufer; V=Vielleichtkäufer; N=Nichtkäufer.

Die Unterstreichung zeigt an, dass die Häufigkeit unter dem entsprechenden Cutoff liegt.

Quelle: Eigene Erstellung.

Für die Berechnung der ungewichteten Indizes ist lediglich die Anzahl der Verknüpfungen zu ermitteln, die in den jeweiligen segmentspezifischen HVMs vorhanden sind. Diese Zusatzinformation ist in Tabelle 4 in Klammern hinter den daraus berechneten ungewichteten Indexwerten für die drei Paarvergleiche angegeben. Da die gewichteten Indizes aus den Summen von Anteilsmittelwerten gebildet werden, deren Größe keine Interpretation zulässt, fehlt diese Zusatzinformation bei den gewichteten Indizes.

**Tabelle 4: Kongruenz-Indizes für die drei Paarvergleiche**

Paarvergleich	Indizes		
	Ungewichtet*	Gewichtet total	Gewichtet partiell
Wahrscheinlichkäufer - Vielleichtkäufer	0,537 (29/54)	0,713	0,976
Wahrscheinlichkäufer - Nichtkäufer	0,462 (24/52)	0,604	0,984
Vielleichtkäufer - Nichtkäufer	0,500 (29/58)	0,661	0,982
Geometrisches Mittel über alle Vergleiche	0,499	0,657	0,981

\* in Klammern: Verknüpfungen, die in HVMS beider Segmente auftauchen, in Relation zu Verknüpfungen, die in mindestens einer der beiden HVMS auftauchen.

Quelle: Eigene Erstellung.

Die Ergebnisse in Tabelle 4 lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Der Deckungsgrad zwischen den drei Segmenten ist beträchtlich. Im geometrischen Mittel stimmen die HVMS der drei Segmente zur Hälfte überein, unter Berücksichtigung der relativen Häufigkeiten der Verknüpfungen zu etwa zwei Drittel.
- Die Asymmetrie der relativen Häufigkeiten bei den Verknüpfungen, die in den HVMS beider Segmente erscheinen, ist bei allen drei Paarvergleichen gering. Der entsprechende Index liegt mit ca. 0,98 in allen drei Fällen sehr nahe an 1.
- Die Rangfolge nach der Höhe des Index ist für den gewichteten und den ungewichteten Index die selbe: Wahrscheinlichkäufer und Vielleichtkäufer sind sich am ähnlichsten, Wahrscheinlichkäufer und Nichtkäufer am unähnlichsten in ihren kognitiven Strukturen.
- In allen drei Segmentvergleichen weist der gewichtete (totale) Index einen deutlich höheren Wert auf als der ungewichtete. Damit wird deutlich, dass die Verknüpfungen, die in den HVMS beider Segmente erscheinen, tendenziell höhere Intensitäten aufweisen als die, die nur in einer der beiden HVMS erscheinen, die Kongruenz also überwiegend auf dominanten Verknüpfungen, d.h. solchen mit den höchsten relativen Häufigkeiten, aufbaut.

Da die Komplexität des Untersuchungsgegenstandes sowie die Rigidität der Kodierung die Anzahl und Häufigkeiten von Kategorien und Verknüpfungen erheblich beeinflussen, variiert die Beschaffenheit von Laddering-Daten sehr stark zwischen einzelnen Studien und hängt nicht nur von der Segmentgrößenverteilung und den gewählten *Cutoffs* ab. Daher ist die Interpretation der Indexwerte für sich genommen ebenso wenig sinnvoll wie die Entwicklung eines global gültigen Prüfmaßes. Daher wird vorgeschlagen, den empirisch ermittelten Kongruenzindex mit den Ergebnissen einer wiederholten zufälligen Segmentierung der vorliegenden Laddering-Daten zu vergleichen. Deren Erwartungswert und Streuung dienen dann als statistisches Prüfmaß zur Überprüfung der ange-

nommenen Heterogenität von extern gebildeten Segmenten. Zuvor soll jedoch die Datenbasis zusammenfassend dargestellt werden. Denn neben den 61 Verknüpfungen, die in Tabelle 3 abgebildet sind, sind eine Vielzahl weiterer Verknüpfungen aus den Laddering-Daten ermittelt worden, die von mindestens einem Teilnehmer genannt wurden. Die insgesamt 295 verschiedenen Verknüpfungen lassen sich entsprechend ihrer Häufigkeit und ihres „Auftauchens“ in den segmentspezifischen HVMs der Ausgangslösung in drei Kategorien unterteilen, die in Tabelle 5 wiedergegeben sind. Eine vollständige Darstellung der Verknüpfungen über die 60 Befragten findet sich in Anhang A.

**Tabelle 5: Zusammenfassende Darstellung der Verknüpfungen in den Laddering-Daten**

Verknüpfungen... ... mit Ausgangskategorie:	...in Ausgangslösung		...mit Häufigkeit > 2		...mit Häufigkeit < 3	
	$H_{Mittel}$	$(=H_{ges}/H_{Ind})^*$	$H_{Mittel}$	$(=H_{ges}/H_{Ind})^*$	$H_{Mittel}$	$(=H_{ges}/H_{Ind})^*$
Instrumenteller Wert	10,7	(118/11)	4,5	(81/18)	1,4	(43/30)
Psychosoziale Konsequenz	12,6	(176/14)	3,8	(49/13)	1,4	(82/59)
Funktionale Konsequenz	15,5	(202/13)	4,3	(34/8)	1,2	(32/26)
Abstraktes Attribut	16,7	(117/7)	4,4	(44/9)	1,2	(19/16)
Konkretes Attribut	15,3	(244/16)	4,4	(97/22)	1,3	(43/33)
Gesamt	14,0	(857/61)	4,4	(305/70)	1,3	(219/64)

\*  $H_{ges}$  ist die Häufigkeit der Verknüpfungen insgesamt,  $H_{ind}$  die Anzahl verschiedener Verknüpfungen.  
Quelle: Eigene Erstellung.

Aus der Tabelle geht hervor, dass die 61 Verknüpfungen, die in mindestens einer der segmentspezifischen HVMs auftauchen, eine durchschnittliche Häufigkeit von 14 haben. Interessant ist dabei, dass Verknüpfungen, die von instrumentellen Werten oder psychosozialen Konsequenzen ausgehen, eine geringere durchschnittliche Häufigkeit aufweisen als solche Verknüpfungen, deren Ausgangspunkt ein geringeres Abstraktionsniveau aufweist. Dies kann als Indiz dafür gewertet werden, dass die kognitiven Strukturen mit zunehmendem Abstraktionsgrad individueller und damit heterogener werden.

Von den Verknüpfungen in der zweiten Gruppe taucht zwar keine in einer HVM der drei Segmente auf, aber alle weisen eine Häufigkeit von mindestens drei auf. Da dies dem niedrigsten gewählten *Cutoff*, für das Segment der Wahrscheinlichkäufer, entspricht, ist für alle diese Verknüpfungen bei zufälliger Segmentierung die Wahrscheinlichkeit, in mindestens einem Segment den *Cutoff* zu erreichen, größer Null. Daher müssen diese Verknüpfungen bei der Ermittlung der statistischen Prüfmaße berücksichtigt werden. Die dritte Gruppe braucht hingegen nicht berücksichtigt zu werden, da einzelne Verknüpfungen höchstens eine Häufigkeit von zwei aufweisen. Damit ist deren Wahrscheinlichkeit, in einem der Segmente den niedrigsten *Cutoff* von 3 zu erreichen, Null.

Für die Ermittlung der Prüfmaße wurden über den Gesamtstichprobenumfang von 60 zunächst 30 Zufallsverteilungen für eine Segmentvariable mit den Ausprägungen 1, 2 und 3 generiert, so dass in jeder der 30 Zahlenreihen die Häufigkeit der drei Ausprägungen gleich dem entsprechenden Segmentumfang ist. Dann wurde jedem Segment der gleiche *Cutoff* wie in der ursprünglichen Lösung zugewiesen, woraus sich folgende Konstellation ergibt:

- Segment 1 (Wahrscheinlichkäufer):  $N = 14$ ;  $Cutoff = 3$ .
- Segment 2 (Vielleichtkäufer):  $N = 22$ ;  $Cutoff = 4$ .
- Segment 3 (Nichtkäufer):  $N = 24$ ;  $Cutoff = 5$ .

Über die Zuordnung der Verknüpfungsdaten zu den zufällig gebildeten Segmenten in einem EXCEL-Arbeitsblatt werden dann insgesamt 30 gewichtete und ungewichtete Indizes ermittelt<sup>8</sup>. Deren Lage- und Streuungsmaße erlauben ein Urteil darüber, ob sich die kognitiven Strukturen der drei Segmente statistisch signifikant voneinander unterscheiden. Grundlage für diese Beurteilung sind die Daten in Tabelle 6, die neben dem Mittelwert und der Standardabweichung die Grenzen der Konfidenzintervalle für eine und zwei Standardabweichungen sowie die Indexwerte für die ursprüngliche Segmentierung ausweist. Dabei wird das partielle Kongruenzmaß jedoch nicht berücksichtigt, da die ermittelten Indexwerte bei allen drei Paarvergleichen sehr nahe an 1 liegen und untereinander kaum variieren.

**Tabelle 6: Empirische Kongruenzindizes und statistische Prüfmaße für 3 Segmente**

	Paarvergleich 1-2		Paarvergleich 1-3		Paarvergleich 2-3	
	Ungewichtet	Gewichtet	Ungewichtet	Gewichtet	Ungewichtet	Gewichtet
$I_{emp}$	<b>0,537</b>	<b>0,713</b>	<b>0,462</b>	<b>0,604</b>	<b>0,500</b>	<b>0,661</b>
$I_{stoch, Mittel}$	<b>0,492</b>	<b>0,649</b>	<b>0,508</b>	<b>0,656</b>	<b>0,571</b>	<b>0,714</b>
$\sigma_{stoch}$	0,074	0,065	0,063	0,058	0,052	0,041
$KI_{2\sigma, oben}$	0,639	0,778	0,634	0,772	0,674	0,797
$KI_{1\sigma, oben}$	0,566	0,713	0,571	0,714	0,623	0,756
$KI_{1\sigma, unten}$	0,418	0,584	0,445	0,598	0,519	0,673
$KI_{2\sigma, unten}$	0,344	0,519	0,382	0,541	0,468	0,632

Quelle: Eigene Erstellung.

<sup>8</sup> Die Einzelergebnisse für die Zufallssegmentierung für drei und zwei Segmente sowie die ihnen zugrunde liegende Zufallszahlenreihe sind in den Anhängen B, C, und D aufgelistet.

Die Ergebnisse zeigen sehr deutlich, dass der empirisch ermittelte Kongruenzindex ohne die Kenntnis des Prüfmaßes nicht zweifelsfrei interpretiert werden kann. Nur die relative Lage des empirischen Indexwertes zum Prüfmaß ist aussagekräftig. Liegt er darüber, sind die beiden Segmente des betreffenden Paarvergleichs einander ähnlicher als im Durchschnitt der Zufallssegmentierung. Liegt er darunter, sind sie einander unähnlicher als im Durchschnitt der Zufallssegmentierung. Und nur dann, wenn der empirische Wert unterhalb der unteren Konfidenzintervallsgrenze einer gewählten Irrtumswahrscheinlichkeit liegt, kann davon ausgegangen werden, dass sich die kognitiven Strukturen der beiden Segmente signifikant von einander unterscheiden.

Diesbezüglich geht aus der Tabelle hervor, dass der Indexwert für die Originalsegmentierung in keinem der drei Fälle statistisch signifikant von dem Durchschnittswert einer zufälligen Segmentierung abweicht. Beim ersten und zweiten Paarvergleich liegt der Indexwert  $I_{emp}$  sowohl beim gewichteten als auch beim ungewichteten Index innerhalb des Konfidenzintervalls für eine Standardabweichung. Beim dritten Paarvergleich weicht der empirische Werte zwar stärker vom Mittelwert der Indexwerte bei Zufallssegmentierung  $I_{stoch,Mittel}$  ab, liegt aber immer noch deutlich innerhalb des Konfidenzintervalls für zwei Standardabweichungen.

Auf den ersten Blick erscheint der Schluss gerechtfertigt, dass keine Unterschiede zwischen den Segmenten bestehen und damit die Stichprobe als Ganzes zu behandeln sei. Aber bei näherer Betrachtung zeigt sich auch in den nicht signifikanten Unterschieden ein systematisches Muster: Die Paarvergleiche mit Beteiligung des dritten Segments, den Nichtkäufern, liefern Indexwerte, die unterhalb des entsprechenden Mittelwertes bei zufälliger Segmentierung,  $I_{stoch,Mittel}$ , liegen. Dieses Segment unterscheidet sich demnach stärker von den beiden anderen, als dies bei rein zufälliger Segmentierung durchschnittlich zu erwarten wäre. Die beiden anderen Segmente, Wahrscheinlich- und Vielleichtkäufer, liefern hingegen in ihrem Paarvergleich einen Indexwert, der über  $I_{stoch,Mittel}$  liegt. Sie sind sich also ähnlicher, als dies bei zufälliger Segmentierung zu erwarten wäre. Daher wird im nächsten Schritt überprüft, ob ein aus beiden zusammengefasstes Segment mit einem Umfang von  $N = 36$  signifikante Unterschiede zu dem der Nichtkäufer aufweist.

Da dieses Segment in der Ausgangsanalyse und bei der Erstellung der gemeinsamen HVM nicht berücksichtigt wurde, gilt es nun zunächst einen adäquaten *Cutoff* festzulegen. Dabei tritt jedoch das Problem, dass die Kriterien der Äquivalenz und der Proportionalität nicht mit einem ‚besten‘ Cutoff-Wert zu erfüllen sind. So ist bei einem *Cutoff* = 5 die Äquivalenz zwar voll erfüllt: der Informationsgehalt, gemessen am Anteil der aktiven Verknüpfungen, die gegenüber der Ausgangslösung mit *Cutoff* = 1 noch erhalten sind, beträgt 57% - im Vergleich zu 58% bei den Nichtkäufern (s.o. Tabelle 1). Die Proportionalität des Verhältnisses von Segmentgröße zu *Cutoff* ist jedoch nur



noch bedingt gegeben: das Verhältnis von Stichprobengröße zu *Cutoff* beträgt 7,2 gegenüber 4,8 bei den Nichtkäufern. Bei einem *Cutoff* = 6 wäre die Proportionalität zwar weniger verletzt, aber der Informationsgehalt betrüge nur noch gut 52%. Dieses Problem kann umgangen werden, indem für beide *Cutoff*-Niveaus die Prüfmaße ermittelt werden. Diese sind in Tabelle 7 wiedergegeben.

**Tabelle 7: Empirische Kongruenzindizes und statistische Prüfmaße für 2 Segmente**

	<i>Cutoff</i> Segment 1 = 5		<i>Cutoff</i> Segment 1 = 6	
	Ungewichtet	Gewichtet	Ungewichtet	Gewichtet
$I_{emp}$	<b>0,483</b>	<b>0,647</b>	<b>0,491</b>	<b>0,645</b>
$I_{stoch, Mittel}$	<b>0,563</b>	<b>0,728</b>	<b>0,623</b>	<b>0,755</b>
$\sigma_{stoch}$	0,048	0,036	0,043	0,036
$KI_{1\sigma, unten}$	0,514	0,692	0,580	0,719
$KI_{2\sigma, unten}$	0,466	0,657	0,537	0,683

Quelle: Eigene Erstellung.

Für beide *Cutoff*-Werte des ersten Segments (Wahrscheinlich- und Vielleichtkäufer) liegt jeder Index  $I_{emp}$  deutlich unterhalb des Mittelwertes bei Zufallssegmentierung  $I_{stoch, Mittel}$ . In drei der vier Fälle liegt der Wert außerhalb des Konfidenzintervalls für 2 Standardabweichungen, im vierten Fall (ungewichtet, *Cutoff* Segment 1 = 5) knapp innerhalb. Somit weisen diese beiden Segmente zwar eine beträchtliche Übereinstimmung in ihren kognitiven Strukturen zur Beurteilung des Einsatzes in der Joghurtherzeugung auf. Sie sind jedoch deutlich verschiedener, als dies bei rein zufälliger Segmentierung der Fall wäre.

Damit hat die Entwicklung von statistischen Prüfmaßen zur Überprüfung der Homogenität extern gebildeter Segmente ihren ersten anwendungsbezogenen Beitrag in der MEC-Forschung geleistet. Denn die Ergebnisse legen den Schluss nahe, dass Detailanalysen zur Identifikation von Unterschieden zwischen den zunächst gebildeten drei Segmenten nicht gerechtfertigt sind, da diese sich nicht signifikant voneinander unterscheiden, insbesondere nicht Wahrscheinlich- und Vielleichtkäufer. Eine weiterführende Detailanalyse der Segmente „Nichtkäufer“ auf der einen und „Wahrscheinlich- und Vielleichtkäufer“ erscheint hingegen gerechtfertigt, da die Unterschiede zwischen ihren Laddering-Daten signifikant sind.

## 5 Zusammenfassung und Ausblick auf eine künftige Forschungsagenda

Dem zunehmendem Qualitäts- und Preiswettbewerb auf den Märkten der Agrar- und Ernährungswirtschaft kann kein Anbieter von Rohwaren, Zwischen- oder Endprodukten entgehen. Erfolgreiche Wettbewerbsstrategien liegen bekanntlich entweder in der Kostenführerschaft oder in der Dif-

ferenzierung des Angebots. Die letztgenannte Differenzierungsstrategie braucht – nicht nur auf den Endverbrauchermärkten – erfolgreiche Werbung, um die Einmaligkeit des eigenen Angebots gegenüber dem der Wettbewerber zu kommunizieren. In diesem Beitrag wird mit dem MEC-Ansatz eine Methode vorgestellt, die die für den Wettbewerbserfolg erforderlichen Informationen über kognitive Beurteilungsprozesse der (potentiellen) Käufer liefert. Diese Informationen basieren auf Daten, die mit Hilfe der Laddering-Interviewtechnik erhoben werden, und bilden die Grundlage für eine zielgruppenorientierte Entwicklung von Produkten und Kommunikationskonzepten.

Sie sind somit für Marktsegmentierung als einem zentralen Element einer Differenzierungsstrategie besonders geeignet. Eine Segmentierung auf Basis des MEC-Ansatzes kann zum einen intern, d.h. anhand der Laddering-Daten selbst, oder extern, d.h. anhand von Kriterien erfolgen, die außerhalb der Laddering-Daten liegen und mit relevanten verhaltensbezogenen oder Zielgruppen definierenden Variablen verbunden sind. Der Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit liegt auf der externen Segmentierung, da diese direkt handlungsrelevante Informationen liefert, wie z.B. die Unterscheidung in Nichtkäufer und Käufer oder in Nicht-, Wenig- und Intensivnutzer eines Produkts. Voraussetzung für die Rechtfertigung einer segmentspezifischen Marktbearbeitung auf Basis von Laddering-Daten ist jedoch, dass sich die ermittelten kognitiven Strukturen der verschiedenen Segmente signifikant unterscheiden.

In diesem Beitrag wird ein Kongruenzindex vorgestellt, der einen ersten Ansatz zur Überprüfung der Heterogenität von extern segmentierten Laddering-Daten darstellt. Damit leistet dieser Aufsatz einen Beitrag zur Schließung einer Lücke in der angewandten Marktforschung auf Basis des MEC-Ansatzes. Denn in bisherigen Studien wurde die Heterogenität der extern gebildeten Segmente entweder implizit angenommen oder aufgrund der sichtbaren Unterschiede zwischen den segmentspezifischen HVMS mit einer Art „face validity“ bedacht, die auf Intuition und Erfahrung beruht, aber nicht auf quantifizierbaren Prüfmaßen.

Zur Ermittlung der Ähnlichkeit bzw. Unähnlichkeit von Segmenten wird ein Kongruenzindex vorgeschlagen, der für jeden Vergleich von zwei Segmenten deren Übereinstimmung bei den Verknüpfungen ermittelt. Gehen die Verknüpfungen ungewichtet, d.h. ohne Berücksichtigung ihrer relativen Häufigkeiten in die Indexberechnung ein, ist dieser Index identisch mit dem Animoto-Koeffizienten, der in der Clusteranalyse als Ähnlichkeitsmaß bei binären Variablen verwendet wird: Es wird die Anzahl der Verknüpfungen, die in beiden Segmenten den *Cutoff* erreichen, in Relation gesetzt zu der Anzahl der Verknüpfungen, die in mindestens einem der beiden Vergleichsegmente den *Cutoff* erreichen. Bei der gewichteten Variante des Kongruenzindex werden zunächst die relativen Häufigkeiten einer Verknüpfung, die in beiden Segmenten den *Cutoff* erreicht, geo-

metrisch gemittelt. Die Verwendung des geometrischen Mittels im Zähler erfasst auch die Heterogenität, die auf asymmetrische Häufigkeiten einer Verknüpfung in den Vergleichssegmenten zurückzuführen ist. Der Zähler des Index umfasst dann die Summe all dieser Mittelwerte. Den Nenner bilden hingegen die aufsummierten arithmetischen Mittel der relativen Häufigkeiten derjenigen Verknüpfungen, die in mindestens einem der beiden Vergleichssegmente den *Cutoff* erreichen.

Der so ermittelte empirische Kongruenzindex ist im nächsten Schritt mit einem statistischen Prüfmaß zu vergleichen. Dieses wird beeinflusst durch:

- die Verteilung der Segmentgrößen,
- die gewählten *Cutoffs* für jedes Segment,
- die Komplexität der betrachteten Produktgruppe bzw. des Untersuchungsgegenstandes,
- die Rigidität der Kodierung.

Die beiden letztgenannten Faktoren schlagen sich in der Anzahl von Kategorien und Verknüpfungen sowie deren Nennungshäufigkeit nieder. Darüber hinaus muss bei der Auswahl der *Cutoff*-Niveaus für die einzelnen Segmente sicher gestellt werden, dass ein Segmentvergleich zulässig ist. Dies ist nur dann der Fall, wenn die Segmente die Kriterien hinsichtlich der Äquivalenz, der Repräsentativität sowie der Proportionalität erfüllen. Diese Anforderungen an die Überprüfung der Heterogenität von extern segmentierten Laddering-Daten machen deutlich, dass die Entwicklung eines global gültigen Prüfmaßes nur schwerlich möglich sein dürfte, da die Beschaffenheit von Laddering-Daten sehr stark zwischen einzelnen Studien variiert und nicht nur von der Segmentgrößenverteilung und den gewählten *Cutoffs* abhängt. Daher wird vorgeschlagen, den empirisch ermittelten Kongruenzindex mit den Ergebnissen einer wiederholten zufälligen Segmentierung zu vergleichen, die die durch die Originalsegmente vorgegebene Größenverteilung und Auswahl der segmentspezifischen *Cutoffs* aufweist. Deren Erwartungswert und Streuung dienen dann als statistisches Prüfmaß zur Überprüfung der angenommenen Heterogenität von extern gebildeten Segmenten.

Die empirische Anwendung des Prüfmaßes findet an einem Laddering-Datensatz statt, der aus einer kürzlich abgeschlossenen MEC-Studie stammt, an dem zwei der Autoren mitgewirkt haben. Die Ergebnisse zeigen sehr deutlich, dass der empirisch ermittelte Kongruenzindex ohne die Kenntnis des Prüfmaßes nicht zweifelsfrei interpretiert werden kann. Nur die relative Lage des empirischen Indexwertes zum Prüfmaß ist aussagekräftig. Liegt er darüber, sind die beiden Segmente des betreffenden Paarvergleichs einander ähnlicher als im Durchschnitt der Zufallssegmentierung. Liegt er darunter, sind sie einander unähnlicher als im Durchschnitt der Zufallssegmentierung. Darüber hinaus liefert das statistische Prüfmaß bei drei oder mehr Segmenten die erforderlichen Informationen

für Entscheidungen über die Zusammenführung einander ähnlicher Segmente, zu treffen. Dies wird an dem vorliegenden Datensatz demonstriert. Denn bei der Überprüfung der drei Originalsegmente der Untersuchung ergeben sich zwar keine signifikanten Unterschiede zwischen den Segmenten, aber Hinweise darauf, dass zwei der Segmente einander ähnlich und vom dritten verschieden sind. Die Überprüfung der Homogenität nach dem hier vorgeschlagenen Vorgehen ergibt, dass sich zusammgeführte Segment signifikant vom dritten unterscheidet. Als Konsequenz für die Auftraggeber der Studie würde daraus die Empfehlung entstehen, die Kommunikationskonzepte für die Marktbearbeitung auf zwei und nicht auf drei Zielgruppen auszurichten.

So hat die Entwicklung von statistischen Prüfmaßen zur Überprüfung der Homogenität extern gebildeter Segmente ihren ersten anwendungsbezogenen Beitrag in der MEC-Forschung geleistet. Damit ist allerdings erst der Anfang gemacht, und in einer kritischen Betrachtung des hier vorgestellten Ansatzes lässt sich eine Forschungsagenda für seine Fortentwicklung aufstellen, die sich auf folgende Punkte konzentriert:

#### Voraussetzungen für die Zulässigkeit von Segmentvergleichen

Die Zulässigkeit von Segmentvergleichen wurde hier an den Kriterien Äquivalenz, Repräsentativität und Proportionalität gemessen, die allesamt mit dem Informationsgehalt einer HVM verbunden sind und durch die Wahl der *Cutoffs* für die einzelnen Segmente bestimmt werden. Eine theoretisch fundierte Regel zur Auswahl des adäquaten Cutoff-Niveaus ist bisher nicht entwickelt worden und in absehbarer Zeit wohl auch nicht zu erwarten. Auch fehlt bisher eine Zusammenstellung empirischer Ergebnisse über die Wirkung variierender Cutoff-Niveaus auf den Informationsgehalt einer HVM in Abhängigkeit von Segment- bzw. Stichprobengröße und Anzahl der kodierten MEC-Kategorien. Wie oben bereits angeführt, sind diese Informationen nur in Ausnahmefällen den Veröffentlichungen zu MEC-Studien zu entnehmen. Daher kann diese Wissenslücke nur durch die Auswertung primärer Daten, die den Autoren zur Verfügung gestellt werden müssten, geschlossen werden. Es ist aber darüber hinaus auch zu prüfen, ob das Problem der Zulässigkeit von Segmentvergleichen für die Homogenitätsüberprüfung prinzipiell dadurch umgangen werden kann, dass alle Verknüpfungen, also nicht nur die in mindestens einer HVM auftauchenden, berücksichtigt werden. Dies würde nur einen geringen Mehraufwand in der Berechnung bedeuten, bedürfte aber der grundlegenden theoretisch fundierten Klärung, wie Verknüpfungen unterhalb des *Cutoff* zu interpretieren sind.

#### Überprüfung des Prüfmaßes der zufälligen Segmentierung

In der vorliegenden Arbeit wurden der Erwartungswert des Kongruenzindex und dessen Streuungsmaße bei zufälliger Segmentierung als Prüfmaß für die Identifikation von signifikanten Unter-

schieden zwischen Segmenten herangezogen. Diese Entscheidung berücksichtigt zwar, dass jeder Laddering-Datensatz eine eigene Beschaffenheit hat, und sie ist auch intuitiv eine attraktive Lösung. Sie ist jedoch noch nicht hinsichtlich ihrer Anwendungstauglichkeit untermauert und bedarf daher dringend der empirischen Überprüfung. Denn es ist durchaus vorstellbar, dass die zufällige Segmentierung in Abhängigkeit von der Datenbeschaffenheit, wie z.B. Anzahl und Verteilung der Verknüpfungen, in einem Fall zu hohe und im anderen Fall zu niedrige Anforderungen an das empirisch ermittelte Kongruenzmaß stellt. Dies ist insbesondere im Hinblick auf alternative Ansätze zur Auswertung von Laddering-Daten, wie bspw. der Ermittlung von dominanten Ketten, von Bedeutung, da diese die Auswertung gezielt auf einen relativ geringen Anteil der gesamten Verknüpfungen konzentrieren im Vergleich zur Erstellung einer HVM, und sollte bei dem abschließenden Punkt der Forschungsagenda Berücksichtigung finden.

#### Vergleich mit internen Segmentierungsmethoden

In der Literatur werden verschiedene Methoden zur internen Segmentierung von Stichproben, d.h. auf Basis von Laddering-Daten, vorgestellt. Bisher gibt es jedoch noch keine vergleichende Studie für die Beurteilung externer und interner Segmentierung in Bezug auf ihre Handhabbarkeit und ihre Vorzüglichkeit in verschiedenen Anwendungsgebieten. Die Forschungsagenda sollte auf diesem für die praktische und methodische Marktforschung hochinteressanten Gebiet jedoch nicht bei der vergleichenden Forschung Halt machen. Denn die Kombination beider Ansätze birgt ein großes Potential für zielgruppenorientierte Analysen, wenn z.B. extern gebildete Segmente als Ausgangslösung für interne Segmentierungsverfahren genutzt werden.

## Literaturliste

- AJZEN, I., FISHBEIN, M.A. (1980): Understanding Attitudes and Predicting Social Behaviour. Englewood-Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall.
- AURIFEILLE, J., VALETTE-FLORENCE, P. (1995): Determination of the Dominant Means-End Chains: A Constrained Clustering Approach. *International Journal of Research in Marketing*, 12: 267-278.
- BACKHAUS, K., ERICHSON, B., PLINKE, W., WEIBER, R. (1996): Multivariate Analysemethoden – Eine anwendungsorientierte Einführung. 8. verbesserte Auflage. Berlin, Heidelberg: Springer.
- BECH-LARSEN, T., NIELSEN, N.A., (1999): A comparison of five elicitation techniques for elicitation of attributes of low involvement products. *Journal of Economic Psychology*, 20: 315-341.
- BÖCKER, A., KOCZOR, K.M. (2005): MEC-Studien im Bereich des Lebensmittelmarketing: Eine Literaturstudie unter besonderer Berücksichtigung der Methoden der Attributerhebung. Institut für Agrarpolitik und Marktforschung der Justus-Liebig-Universität Gießen, unveröffentlichtes Forschungsmanuskript.
- BOTSCHEN, G., THELEN, E.M., PIETERS, R. (1999): Using Means-End-Structures for Benefit Segmentation. *European Journal of Marketing*, 33 (1/2): 38-58.
- BREDAHL, L. (1999): Consumers' Cognitions with regard to Genetically Modified Foods. Results of a Qualitative Study in four Countries. *Appetite*, 33: 343-360.
- BREDAHL, L., GRUNERT, K.G. (1997): Food-related lifestyle trends in Germany 1993-1996. MAPP working paper, The Aarhus School of Business.
- BREDAHL, M.E., HARPER, G., HENSON, S., JAEGER, S.R. (2002): Consumer Acceptance of Genetically Modified Foods. Final Report. Prepared for the Missouri-Illinois Biotechnology Alliance, online verfügbar: [http://www.imba.missouri.edu/report/2000\\_2.htm](http://www.imba.missouri.edu/report/2000_2.htm)
- CLAEYS, C., SWINNEN, A., VANDEN ABEELE, P. (1995): Consumers' Means-End Chains for "Think" and "Feel" Products. *International Journal of Research in Marketing*, 12: 193-208.
- COOK, A.J., KERR, G.N., MOORE, G. (2002): Attitudes and Intentions towards Purchasing GM food. *Journal of Economic Psychology*, 23: 557-572.
- DE BOER, M., MCCARTHY, M.B. (2003): Means-End Chain Theory Applied to Irish Convenience Food Consumers. Manuskript zum Konferenzvortrag auf dem 83. EAAE Seminar in Chania, Griechenland, 4.-7.9.2003. Online verfügbar unter: <http://eaae.maich.gr/>
- GENGLER, C.E. (1999): LadderMap – User's Manual. New York: Eigenverlag.
- GENGLER, C.E., KLENOSKY, D.B., MULVEY, M.S. (1995): Improving the graphic presentation of means-end results. *International Journal of Research in Marketing*, 12: 245-256.

- GENGLER, C.E., REYNOLDS, T.J. (1995): Consumer Understanding and Advertising Strategy: Analysis and Strategic Translation of Laddering Data. *Journal of Advertising Research* 35: 19-33. Wieder abgedruckt in: REYNOLDS, T.J., OLSON, J.C. (Hg.) (2001): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy. Mahwah: Lawrence Erlbaum: 119-141.
- GRUNERT, K.G., BECKMANN, S.C., SØRENSEN, E. (2001): Means-End Chains and Laddering: An Inventory of Problems and Agenda for Research. In: REYNOLDS, T. J., OLSON, J. C. (Hg.): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy. Mahwah: Lawrence Erlbaum: 63-90.
- GRUNERT, K.G., GRUNERT, S.C., SØRENSEN, E. (1995): Means-End Chains and Laddering: An Inventory of Problems and Agenda for Research. MAPP Working Paper No. 34, Aarhus: The Aarhus School of Business.
- GRUNERT, K.G., LÄHTEENMÄKI, L., NIELSEN, N.A., POULSEN, J.B., UELAND, O., ASTRÖM, A. (2001): Consumer Perceptions of Food Products Involving Genetic Modification. Results from a Qualitative Study in four Nordic Countries. *Food Quality and Preference*, 12: 47-61.
- GUTMAN, J. (1982): A Means-End Chain Model based on Consumer Categorization Processes. *Journal of Marketing* 46: 60-72.
- GUTMAN, J. (1991): Exploring the Nature of Linkages Between Consequences and Values. *Journal of Business Research*, 22 (March): 143-148.
- GUTMAN, J., REYNOLDS, T.J. (1979): An investigation at the levels of cognitive abstraction utilized by the consumers in product differentiation. In: EIGHMEY, J. (Hg.): Attitude research under the sun. Chicago: American Marketing Association: 128-150.
- HERRMANN, A. (1996): Wertorientierte Produkt- und Werbegestaltung. *Marketing ZFP*, Heft 3:153-163.
- JAEGER, S.R., MACFIE, H.J.H. (2000): Incorporating "Health" into Promotional Messages for Apples: A Means-End Theory Approach. *Journal of Food Products Marketing*, 6(2).
- KAHLE, L.R. (1997): Values, Lifestyles, and Psychographics. Mahwah, NJ: Erlbaum Associates.
- KAMAKURA, W.A., MAZZON, J.A. (1991): Value Segmentation: A Model for the Measurement of Values and Value Systems. *Journal of Consumer Research* 18: 208-218.
- KAMAKURA, W.A., NOVAK, P. (1992): Value-System Segmentation: Exploring the Value of LOV. *Journal of Consumer Research* 19: 119-132.
- KLENOSKY, D.B., GENGLER, C.E., MULVEY, M.S. (1993): Understanding the Factors Influencing Ski Destination Choice: A Means-End Analytic Approach. *Journal of Leisure Research*, 25: 362-379.
- KLIEBISCH, C. (2002): Kommunikationskonzepte für das Gemeinschaftsmarketing von Lebensmitteln. Eine empirische Studie unter Berücksichtigung der Means-End Chain Theorie. Berlin, Logos Verlag.

- KÖHLER, F. und K. JUNKER (2000): Motivational Bases of Consumer Concerns about Animal Welfare. Universität Kiel, Lehrstuhl für Agrarmarketing, Institut für Agrarökonomie EU FAIR – CT 98 – 3678, Germany – 3rd Report.
- LOUVIERE, J.J., SWAIT, J., HENSHER, D.A. (2001): Stated Choice Methods: Analysis and Applications. Cambridge: Cambridge University Press.
- MAKATOUNI, A. (2002): What Motivates Consumers to Buy Organic Food in the UK? Results from a Qualitative Study. *British Food Journal*, 104(3/4/5): 345-352.
- MECANALYST (2003): MECAnalyst – cognitive consumer mapping software – User guide. Rev. 04\_en. Skymax-DG, Italien.
- MILES, S., FREWER, L.J. (2001): Investigating Specific Concerns about Different Food Hazards. *Food Quality and Preference*, 12: 47-61.
- MOSKOVITZ, H.R., RABINO, S. (1994): Sensory Segmentation: An Organizing Principle for International Product Concept Generation. *Journal of Global Marketing* 8 (1): 73-93.
- OLSON, J.C., REYNOLDS, T.J. (1983): Understanding Consumers' Cognitive Structures: Implications for Advertising Strategy. In: PERCY, T.J., WOODSIDE, A.G. (Hg.): Advertising and Consumer Psychology. Lexington: Lexington Books: 77-90.
- PERRAULT, W.M., LEIGH, L.E. (1989): Reliability of Nominal Data based on Qualitative Judgements. *Journal of Marketing Research*, 26: 135-148.
- RATCHFORD, B. (1987): New insights about the FCB-grid. *Journal of Advertising Research* 27: 24-38.
- REYNOLDS, T.J., GUTMAN, J. (1984): Advertising is image management. *Journal of Advertising Research*, 24 (1): 27-36. Wieder abgedruckt in: REYNOLDS, T.J., OLSON, J.C. (Eds.): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy. Mahwah (NJ): Lawrence Earlbaum: 145-162.
- REYNOLDS, T.J., GUTMAN, J. (1988): Laddering Theory, Method, Analysis, and Interpretation. *Journal of Advertising Research* 28(1): 11-31. Wieder abgedruckt in: REYNOLDS, T.J., OLSON, J.C. (Hg.): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy. Mahwah (NJ): Lawrence Earlbaum: 25-61.
- REYNOLDS, T.J., WHITLARK, D.B., WIRTHLIN, R.B. (2001): Effectively Translating In-Depth Consumer Understanding Into Communications Strategy and Advertising Practice. In: REYNOLDS, T.J., OLSON, J.C. (Hg.): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy. Mahwah (NJ): Lawrence Earlbaum: 215-246.
- ROEHRICH, G., VALETTE-FLORENCE, P. (1991) A Weighted Cluster-Based Analysis of Direct and Indirect Connections in Means-End Chains: An Application to Lingerie Retail. In: GRUNERT, K. G., VALETTE-FLORENCE, P. (Hg.) Workshop on values and lifestyle research in marketing. Brussels: EIASM.



- ROININEN, K., LÄHTEENMÄKI, L., TUORILA, H. (2000): An Application of Means-End Chain Approach to Consumers' Orientation to Health and Hedonic Characteristics of Foods. *Ecology of Food and Nutrition*, 39: 61-81.
- ROSSITER, J.R., PERCY, L. (2001): The a-b-e Model of Benefit Focus in Advertising. In: REYNOLDS, T J., OLSON, J.C. (Hg.): Understanding Consumer Decision Making: The Means End-Approach to Marketing and Advertising Strategy: 183-214. Mahwah (NJ): Lawrence Earlbaum.
- SKYTTE, H., BOVE, K. (2004): The Concept of Retailer Value: A Means-End Chain Analysis. *Agribusiness* 20 (3): 323-345.
- SØRENSEN, E., GRUNERT, K.G., NIELSEN, N.A. (1996): The Impact of Product Experience, Product Involvement and Verbal Processing Style on Consumers' Cognitive Structures with regard to Fresh Fish. *MAPP Working Paper No. 42, Aarhus, The Aarhus School of Business*.
- STEENKAMP, J.E.M., VAN TRIJP, H.C.M. (1997): Attribute Elicitation in Marketing Research: A Comparison of Three Procedures. *Marketing Letters*, 8 (2): 153-165.
- TER HOFSTEDE, F., STEENKAMP, J.-B.E.M., WEDEL, M. (1999): International Market Segmentation Based on Consumer-Product Relations. *Journal of Marketing Research*, 36 (Februar): 1-17.
- VALETTE-FLORENCE, P., RAPACCHI, B. (1991): Improvements in Means-End-Chain Analysis – Using Graph Theory and Correspondence Analysis. *Journal of Advertising Research* 31(1): 30-45.
- VALETTE-FLORENCE, P. (1998): A Causal Analysis of Means-End Hierarchies in a Cross-Cultural Context: Methodological Refinements. *Journal of Business Research* 42: 161-166.
- VANNOPPEN, J., VERBEKE, W., VAN HUYLENBROECK, G. (2002): Consumer Value Structures towards Supermarket versus Farm Shop Purchase of Apples from Integrated Production in Belgium. *British Food Journal*, 104 (10): 828-844.
- VAUGHN, R. (1980): How advertising works: A planning model. *Journal of Advertising Research* 20: 27-33.
- YOUNG, S., FEIGIN, B. (1975): Using the benefit chain for improved strategy formulation. *Journal of Marketing* 39: 72-74.
- ZANOLI, R., NASPETTI, S. (2002): Consumer Motivations in the Purchase of Organic Food: A Means-End Approach. *British Food Journal*, 104 (8): 643-653.
- ZIEMS, D. (2004): Was steckt hinter der Konsumkrise? *Planung & Analyse – Zeitschrift für Marktforschung Marketing*, Heft 1: 10.









**Anhang B: Resultate für den Kongruenzindex bei zufälliger Segmentierung für 3 Segmente**

Legende

*n* = Segmentgröße

*U* = ungewichteter Index

*G* = gewichteter Index

*CO* = Cutoff

*EMP* = empirisch ermitteltes Kongruenzmaß

	Segmente 1 (n=14, CO=3); 2 (n=22, CO=4); 3 (n=24, CO=5)																	
	U-1-2	Zähler	Nenner	G-1-2	Zähler	Nenner	U-1-3	Zähler	Nenner	G-1-3	Zähler	Nenner	U-2-3	Zähler	Nenner	G-2-3	Zähler	Nenner
T30	0,375	21	56	0,542	7,26	13,38	0,468	22	47	0,616	7,89	12,80	0,556	30	54	0,715	10,19	14,24
T29	0,474	27	57	0,641	8,63	13,45	0,542	26	48	0,676	8,55	12,65	0,491	27	55	0,650	9,36	14,39
T28	0,541	33	61	0,717	11,20	15,62	0,531	26	49	0,687	8,81	12,82	0,518	29	56	0,671	9,33	13,90
T27	0,396	21	53	0,574	7,41	12,91	0,460	23	50	0,606	7,66	12,63	0,642	34	53	0,761	10,96	14,41
T26	0,473	26	55	0,630	8,81	14,00	0,482	27	56	0,660	9,74	14,75	0,644	29	45	0,757	9,28	12,25
T25	0,640	32	50	0,777	9,98	12,84	0,625	30	48	0,759	9,97	13,14	0,608	31	51	0,744	10,12	13,59
T24	0,519	27	52	0,658	8,88	13,50	0,558	29	52	0,710	10,45	14,72	0,617	29	47	0,741	9,16	12,36
T23	0,407	24	59	0,583	8,03	13,78	0,553	26	47	0,709	9,15	12,90	0,564	31	55	0,707	10,14	14,34
T22	0,519	28	54	0,687	9,74	14,18	0,450	27	60	0,601	9,32	15,51	0,563	27	48	0,697	8,74	12,54
T21	0,466	27	58	0,637	9,28	14,57	0,386	22	57	0,569	7,84	13,78	0,574	27	47	0,692	9,13	13,20
T20	0,429	24	56	0,578	7,85	13,58	0,531	26	49	0,699	9,34	13,36	0,481	25	52	0,641	8,68	13,55
T19	0,436	24	55	0,587	7,99	13,59	0,509	28	55	0,666	9,78	14,69	0,569	29	51	0,733	9,66	13,17
T18	0,520	26	50	0,675	8,95	13,25	0,451	23	51	0,580	8,22	14,16	0,510	25	49	0,655	8,48	12,94
T17	0,509	28	55	0,678	9,27	13,69	0,563	27	48	0,676	8,83	13,06	0,585	31	53	0,737	10,23	13,88
T16	0,540	27	50	0,706	9,11	12,90	0,458	22	48	0,599	7,38	12,30	0,554	31	56	0,706	10,31	14,61
T15	0,458	27	59	0,620	8,62	13,90	0,542	26	48	0,675	8,66	12,83	0,564	31	55	0,729	10,32	14,15
T14	0,460	23	50	0,605	7,79	12,88	0,417	20	48	0,570	7,21	12,65	0,638	30	47	0,768	10,11	13,15
T13	0,660	31	47	0,763	9,85	12,91	0,587	27	46	0,729	9,62	13,20	0,620	31	50	0,759	9,86	12,99
T12	0,397	25	63	0,544	8,38	15,42	0,443	27	61	0,588	9,48	16,13	0,600	27	45	0,733	8,84	12,05
T11	0,525	32	61	0,678	10,58	15,59	0,510	25	49	0,668	9,47	14,18	0,473	26	55	0,629	8,28	13,16
T10	0,491	27	55	0,670	9,25	13,80	0,449	22	49	0,603	7,68	12,74	0,566	30	53	0,719	10,01	13,94
T9	0,560	28	50	0,706	9,05	12,81	0,569	29	51	0,709	9,90	13,96	0,625	30	48	0,758	9,69	12,79
T8	0,491	27	55	0,637	8,84	13,87	0,537	29	54	0,684	10,25	14,99	0,604	29	48	0,733	9,25	12,62
T7	0,537	29	54	0,694	9,42	13,58	0,593	32	54	0,728	10,64	14,61	0,528	28	53	0,673	9,03	13,42
T6	0,509	28	55	0,670	9,31	13,90	0,628	27	43	0,762	9,28	12,18	0,528	28	53	0,686	9,45	13,77
T5	0,444	28	63	0,609	9,41	15,45	0,462	24	52	0,600	8,06	13,42	0,566	30	53	0,713	9,70	13,60
T4	0,421	24	57	0,593	8,27	13,93	0,453	24	53	0,582	7,95	13,65	0,560	28	50	0,713	9,55	13,41
T3	0,661	37	56	0,784	11,05	14,10	0,529	27	51	0,680	8,91	13,11	0,596	31	52	0,746	10,26	13,77
T2	0,491	28	57	0,647	9,13	14,11	0,532	25	47	0,688	8,74	12,70	0,510	26	51	0,667	8,94	13,40
T1	0,407	22	54	0,568	7,36	12,95	0,423	22	52	0,608	8,06	13,26	0,680	34	50	0,794	10,96	13,80
<b>Mittelwert</b>	<b>0,492</b>	<b>27,0</b>	<b>55,2</b>	<b>0,649</b>	<b>8,96</b>	<b>13,81</b>	<b>0,508</b>	<b>25,7</b>	<b>50,8</b>	<b>0,656</b>	<b>8,89</b>	<b>13,56</b>	<b>0,571</b>	<b>29,1</b>	<b>51,2</b>	<b>0,714</b>	<b>9,60</b>	<b>13,45</b>
Standardabweichung	0,074	3,56	3,98	0,065	0,99	0,82	0,063	2,82	4,11	0,058	0,95	1,00	0,052	2,29	3,23	0,041	0,69	0,68
Konfidenz 95,5% oben	0,639			0,778			0,634			0,772			0,674			0,797		
Konfidenz 68,3% oben	0,566			0,713			0,571			0,714			0,623			0,756		
Konfidenz 68,3% unten	0,418			0,584			0,445			0,598			0,519			0,673		
Konfidenz 95,5% unten	0,344			0,519			0,382			0,541			0,468			0,632		
<b>EMP</b>	<b>0,537</b>	<b>29</b>	<b>54</b>	<b>0,713</b>	<b>9,65</b>	<b>13,54</b>	<b>0,462</b>	<b>24</b>	<b>52</b>	<b>0,604</b>	<b>8</b>	<b>13</b>	<b>0,500</b>	<b>29</b>	<b>58</b>	<b>0,661</b>	<b>10</b>	<b>15</b>

**Anhang C: Resultate für den Kongruenzindex bei zufälliger Segmentierung für 2 Segmente\***

	Segmente 1(n=36, CO=5) vs. 2(n=24, CO=3)						Segmente 1(n=36, CO=6) vs. 2(n=24, CO=3)					
	U-1-2	Zähler	Nenner	G-1-2	Zähler	Nenner	U-1-2	Zähler	Nenner	G-1-2	Zähler	Nenner
T30	0,596	34	57	0,766	10,76	14,05	0,688	33	48	0,808	10,54	13,05
T29	0,559	33	59	0,735	10,51	14,31	0,583	28	48	0,714	9,31	13,04
T28	0,557	34	61	0,730	10,53	14,44	0,580	29	50	0,727	9,37	12,90
T27	0,574	31	54	0,718	9,90	13,79	0,653	32	49	0,770	10,16	13,19
T26	0,508	30	59	0,686	9,54	13,92	0,633	31	49	0,764	10,01	13,10
T25	0,643	36	56	0,776	10,87	14,01	0,638	30	47	0,770	9,92	12,88
T24	0,567	34	60	0,743	10,68	14,37	0,660	33	50	0,788	10,51	13,35
T23	0,648	35	54	0,794	10,87	13,69	0,667	32	48	0,795	10,35	13,01
T22	0,542	32	59	0,697	9,88	14,18	0,580	29	50	0,708	9,34	13,20
T21	0,526	30	57	0,697	9,65	13,84	0,630	29	46	0,752	9,46	12,58
T20	0,500	31	62	0,698	10,07	14,43	0,630	29	46	0,754	9,59	12,72
T19	0,574	35	61	0,752	10,93	14,54	0,623	33	53	0,771	10,55	13,67
T18	0,526	30	57	0,675	9,49	14,05	0,520	26	50	0,657	8,70	13,23
T17	0,607	34	56	0,761	10,59	13,92	0,681	32	47	0,795	10,22	12,86
T16	0,618	34	55	0,753	10,39	13,78	0,612	30	49	0,737	9,69	13,14
T15	0,559	33	59	0,735	10,42	14,19	0,608	31	51	0,749	10,04	13,40
T14	0,582	32	55	0,734	10,15	13,82	0,600	30	50	0,738	9,77	13,24
T13	0,600	33	55	0,757	10,46	13,83	0,646	31	48	0,778	10,10	12,99
T12	0,576	34	59	0,745	10,53	14,14	0,633	31	49	0,767	10,02	13,07
T11	0,460	29	63	0,653	9,43	14,44	0,560	28	50	0,707	9,24	13,06
T10	0,500	30	60	0,680	9,70	14,26	0,560	28	50	0,708	9,32	13,17
T9	0,596	34	57	0,746	10,57	14,16	0,696	32	46	0,797	10,21	12,81
T8	0,614	35	57	0,766	10,76	14,06	0,640	32	50	0,771	10,22	13,26
T7	0,618	34	55	0,754	10,45	13,87	0,608	31	51	0,738	9,92	13,44
T6	0,534	31	58	0,711	10,00	14,07	0,592	29	49	0,737	9,60	13,03
T5	0,484	31	64	0,671	9,77	14,56	0,588	30	51	0,729	9,60	13,18
T4	0,540	34	63	0,721	10,49	14,54	0,596	31	52	0,736	9,88	13,42
T3	0,508	31	61	0,699	10,05	14,38	0,646	31	48	0,780	10,05	12,88
T2	0,534	31	58	0,712	9,94	13,97	0,638	30	47	0,768	9,77	12,72
T1	0,621	36	58	0,779	11,11	14,27	0,708	34	48	0,824	10,77	13,08
Statistiken T1-T30												
Maximaler Wert	0,648	36	64	0,794	11,11	14,56	0,708	34	53	0,824	10,77	13,67
Minimaler Wert	0,460	29	54	0,653	9,43	13,69	0,520	26	46	0,657	8,70	12,58
Geomittel	0,560			0,727			0,622			0,754		
<b>Mittelwert</b>	<b>0,563</b>	<b>32,7</b>	<b>58,3</b>	<b>0,728</b>	<b>10,28</b>	<b>14,13</b>	<b>0,623</b>	<b>30,5</b>	<b>49,0</b>	<b>0,755</b>	<b>9,87</b>	<b>13,09</b>
Standardabweichung	0,048	1,99	2,76	0,036	0,47	0,26	0,043	1,81	1,76	0,036	0,47	0,24
Variationskoeffizient	0,086	0,061	0,047	0,049	0,046	0,018	0,069	0,059	0,036	0,047	0,047	0,018
Konfidenz 95,5% oben	0,659			0,799			0,710			0,826		
Konfidenz 68,3% oben	0,611			0,764			0,666			0,790		
Konfidenz 68,3% unten	0,514			0,692			0,580			0,719		
Konfidenz 95,5% unten	0,466			0,657			0,537			0,683		
<b>EMP</b>	<b>0,483</b>	<b>29</b>	<b>60</b>	<b>0,647</b>	<b>9,29</b>	<b>14,36</b>	<b>0,491</b>	<b>26</b>	<b>53</b>	<b>0,645</b>	<b>8,77</b>	<b>13,58</b>

\* n = Segmentgröße; U = ungewichteter Index; G = gewichteter Index; CO = Cutoff; EMP = empirisch ermitteltes Kongruenzmaß.





Nr. 1 –40: siehe Agrarökonomische Diskussionsbeiträge Nr. 72.

41. Manfred WIEBELT, Allgemeine Wirtschaftspolitik und Agrarsektorentwicklung in Entwicklungsländern - Eine allgemeine Gleichgewichtsanalyse. Februar 1997, 31 Seiten.  
(als erweiterte Fassung erschienen unter dem Titel "Wie beeinflusst die allgemeine Wirtschaftspolitik die Landwirtschaft? Transmissionsmechanismen und ihre quantitative Bedeutung" in "Berichte über Landwirtschaft", Band 75 (1997), Heft 4, S. 515-538)
42. Kerstin PFAFF und Eva BEIMDICK, Der internationale Teemarkt: Marktüberblick, Protektionsanalyse und Entwicklung ökologisch erzeugten Tees. Februar 1997, 38 Seiten.
43. Anke GIERE, Roland HERRMANN und Katja BÖCHER, Wie beeinflussen Ernährungsinformationen den Nahrungsmittelkonsum im Zeitablauf? Konstruktion eines Ernährungsinformationsindexes und ökonometrische Analyse des deutschen Butterverbrauchs. Mai 1997, 44 Seiten.  
(gekürzte und geänderte Fassung erschienen unter dem Titel "Ernährungsinformationen und Nahrungsmittelkonsum: Theoretische Überlegungen und empirische Analyse am Beispiel des deutschen Buttermarktes" in "Agrarwirtschaft", Jg.46 (1997), Heft 8/9, S.283-293)
44. Joachim KÖHNE, Die Bedeutung von Preisverzerrungen für das Wirtschaftswachstum der Reformländer in Mittel- und Osteuropa. September 1997, 16 Seiten.
45. Christoph R. WEISS, Firm Heterogeneity and Demand Fluctuations: A Theoretical Model and Empirical Results. September 1997, 16 Seiten.
46. Roland HERRMANN und Claudia RÖDER, Some Neglected Issues in Food Demand Analysis: Retail-Level Demand, Health Information and Product Quality. Oktober 1997, 27 Seiten.  
(überarbeitete Fassung erschienen in „Australian Journal of Agricultural and Resource Economics“, Vol.42, No.4, 1998, S. 341-367)
47. Timothy JOSLING, The WTO, Agenda 2000 and the Next Steps in Agricultural Policy Reform. Mai 1998, 46 Seiten.
48. Kerstin PFAFF, Marktstruktur- und Preisasymmetrieanalyse der Fleischbranche in Mittelhessen. September 1998, 60 Seiten.
49. Kerstin PFAFF und Marc C. KRAMB, Veterinärhygiene- und Tierseuchenrecht: Bedeutender Standortnachteil für Erzeuger und Schlachthöfe in Hessen? Oktober 1998, 22 Seiten.
50. Axel REINHARDT, Determinanten der Investitionsaktivitäten der Ernährungsindustrie. Empirische Ergebnisse für die deutsche Fruchtsaftindustrie. Dezember 1998, 34 Seiten.
51. Roland HERRMANN, Claudia RÖDER und John M. CONNOR, How Market Structure Affects Food Product Proliferation: Theoretical Hypotheses and New Empirical Evidence for the U.S. and the German Food Industries. Februar 1999, 58 Seiten.
52. Roland HERRMANN und Richard SEXTON, Redistributive Implications of a Tariff-rate Quota Policy: How Market Structure and Conduct Matter. März 1999, 60 Seiten.  
(ein Teil wurde in stark veränderter Form unter dem Titel "Market Conduct and Its Importance for Trade Policy Analysis: The European Banana Case" veröffentlicht in: MOSS, C., G. RAUSSER, A. SCHMITZ, T. TAYLOR und D. ZILBERMAN (eds.) (2001), Agricultural Globalization, Trade and the Environment. Dordrecht: Kluwer Academic Press, S. 153-177)
53. Stanley R. THOMPSON und Martin T. BOHL, International Wheat Price Transmission and CAP Reform. Juni 1999, 11 Seiten.
54. Michaela KUHL und P. Michael SCHMITZ, Macroeconomic Shocks and Trade Responsiveness in Argentina – A VAR Analysis. Juni 1999, 19 Seiten und Anhang.  
(erschieden in "Konjunkturpolitik", Jg. 46, 2000, Heft 1/2, S. 62-92)
55. Roland HERRMANN, Johannes HARSCHKE und Kerstin PFAFF, Wettbewerbsnachteile der Landwirtschaft durch unvollkommene Märkte und mangelnde Erwerbsalternativen? Juni 1999, 17 Seiten.  
(etwas gekürzte Fassung erschienen in "Zeitschrift für Kulturtechnik und Landentwicklung", Heft 5/6, 1999, S.282-288)

56. Stanley R. THOMPSON und Wolfgang GOHOUT, CAP Reform, Wheat Instability and Producer Welfare. August 1999, 15 Seiten.
57. Silke SCHUMACHER, Nachwachsende Rohstoffe in Hessen: Analyse und Bewertung anhand des Fallbeispiels Raps. August 1999, 24 Seiten.
58. Ernst-August NUPPENAU, Nature Preservation as Public Good in a Community of Farmers and Non-Farm Residents: Applying a Political Economy Model to Decisions on Financial Contributions and Land Allocation. August 1999, 40 Seiten.  
(wurde in veränderter Form unter dem Titel "Public Preferences, Statutory Regulations and Bargaining in Field Margin Provision for Ecological Main Structures" veröffentlicht in "Agricultural Economics Review", Vol. 1, No. 1, (2000), S. 19-32)
59. Stanley R. THOMPSON, Roland HERRMANN und Wolfgang GOHOUT, Agricultural Market Liberalization and Instability of Domestic Agricultural Markets: The Case of the CAP. März 2000, 18 Seiten.  
(erschieden in "American Journal of Agricultural Economics", Vol. 82 (2000), No. 3, S. 718-726)
60. Roland HERRMANN, Marc KRAMB und Christina MÖNNICH, The Banana Dispute: Survey and Lessons. September 2000, 29 Seiten.  
(gekürzte und stark veränderte Fassung erschienen in „Quarterly Journal of International Agriculture“, Vol. 42 (2003), No. 1, S. 21-47)
61. Roland HERRMANN, Stephanie KRISCHIK-BAUTZ und Stanley R. THOMPSON, BSE and Generic Promotion of Beef: An Analysis for 'Quality from Bavaria'. Oktober 2000, 18 Seiten.  
(geänderte Fassung erschienen in „Agribusiness – An International Journal“, Vol. 18 (2002), No. 3, S. 369-385)
62. Andreas BÖCKER, Globalisierung, Kartelle in der Ernährungswirtschaft und die Möglichkeit der Neuen Industrieökonomie zur Feststellung von Kollusion. November 2000, 37 Seiten.
63. Kerstin PFAFF, Linkages Between Marketing Levels in the German Meat Sector: A Regional Price Transmission Approach with Marketing-Cost Information. Mai 2001, 17 Seiten.  
(stark überarbeitete Fassung erschienen unter dem Titel „Processing Costs and Price Transmission in the Meat Marketing Chain: Analysis for a German Region“, Vol. 15 (2003), Nos. 1/2, S. 7-22 von Kerstin PFAFF, Sven ANDERS und Roland HERRMANN)
64. Roland HERRMANN, Anke MÖSER und Elke WERNER, Neue empirische Befunde zur Preissetzung und zum Verbraucherverhalten im Lebensmitteleinzelhandel. Mai 2001, 28 Seiten.  
(stark veränderte Fassung erschienen in „Agrarwirtschaft“, Jg. 51 (2002), Heft 2, S. 99-111)
65. Stanley R. THOMPSON, Wolfgang GOHOUT und Roland HERRMANN, CAP Reforms in the 1990s and Their Price and Welfare Implications: The Case of Wheat. Dezember 2001, 14 Seiten.  
(erschieden in "Journal of Agricultural Economics", Vol. 53 (2002), No. 1, S. 1-13)
66. Andreas BÖCKER, Extending the Application of Experimental Methods in Economic Analysis of Food-Safety Issues: A Pilot Study on the Impact of Supply Side Characteristics on Consumer Response to a Food Scare. Juni 2002, 30 Seiten.  
(veränderte Fassung erschienen unter dem Titel "Consumer response to a food safety incident: Exploring the role of supplier differentiation in an experimental study" in "European Review of Agricultural Economics", Vol. 29 (2002), No. 1, p. 29-50)
67. Andreas BÖCKER, Perception of Food Hazards – Exploring the Interaction of Gender and Experience in an Experimental Study. Juni 2002, 24 Seiten.  
(stark veränderte Fassung erschienen unter dem Titel "Geschlechterdifferenzen in der Risikowahrnehmung bei Lebensmitteln genauer betrachtet: Erfahrung macht den Unterschied" in "Hauswirtschaft und Wissenschaft", Jg. 29 (2002), Heft 2, S. 65-75)
68. Roland HERRMANN und Anke MÖSER, Preisrigidität oder Preisvariabilität im Lebensmitteleinzelhandel? Theorie und Evidenz aus Scannerdaten. Juni 2002, 29 Seiten.  
(erschieden in „Konjunkturpolitik“, Jg. 48 (2002), Heft 2, S. 199-227)
69. Sven ANDERS, Johannes HARSCHKE und Roland HERRMANN, The Regional Incidence of European Agricultural Policy: Measurement Concept and Empirical Evidence. Oktober 2002, 18 Seiten.
70. Roland HERRMANN, Nahrungsmittelqualität aus der Sicht der Verbraucher und Implikationen für Pflanzenproduktion und Politik. Juni 2003, 16 Seiten.

71. Sven ANDERS, Agrarökonomische Analyse regionaler Versorgung. November 2003, 20 Seiten.  
(erschienen in: T. MARAUHN und S. HESELHAUS (Hrsg.) (2004), „Staatliche Förderung für regionale Produkte“, Mohr Siebeck, Tübingen).
72. Sabine KUBITZKI, Sven ANDERS und Heiko HANSEN, Branchenspezifische Besonderheiten im Innovationsverhalten des Ernährungsgewerbes: Eine empirische Analyse des Mannheimer Innovationspanels. Dezember 2003, 23 Seiten.
73. Roland HERRMANN und Anke MÖSER, Psychological Prices of Branded Foods and Price Rigidity: Evidence from German Scanner Data. März 2004, 27 Seiten.
74. Roland HERRMANN, Sven ANDERS und Stanley THOMPSON, Übermäßige Werbung und Marktsegmentierung durch staatliche Förderung der Regionalvermarktung: Eine theoretische Analyse, März 2004, 18 Seiten.
75. Andreas BÖCKER, Jochen HARTL, Christoph KLIEBISCH und Julia ENGELKEN, Extern segmentierte Laddering-Daten: Wann sind Segmentvergleiche zulässig und wann Unterschiede zwischen Segmenten signifikant? - Ein Vorschlag für einen Homogenitätstest, März 2005, 62 Seiten.