

Ermittlung von Präferenzen für Produkteigenschaften mit Hilfe der Choice-Based Conjoint Analyse, Teil I

Dr. Sonja Gensler, Frankfurt am Main

In diesem ersten Teil des Beitrags wird die Choice-Based Conjoint Analyse vorgestellt. Es wird zudem gezeigt, wie die Nutzenparameter für die Ermittlung der Präferenzen der Konsumenten geschätzt werden. Alle Berechnungen werden mit Microsoft EXCEL durchgeführt und können anhand eines aus dem Internet herunterladbaren Tabellenkalkulationsblatts nachvollzogen werden.

Dr. Sonja Gensler ist Habilitandin am Lehrstuhl für Electronic Commerce der Johann Wolfgang Goethe-Universität, Frankfurt am Main. Bevorzugte Forschungsgebiete: Marketing, Kundenmanagement, Marktforschung.

Die auf Louviere/Woodworth (1983) zurückgehende **Choice-Based Conjoint Analyse** ist heute die am häufigsten eingesetzte Variante der traditionellen Conjoint Analyse (vgl. Hartmann/Sattler, 2002). Das Ziel der Choice-Based Conjoint Analyse besteht – wie auch bei der traditionellen Conjoint Analyse – darin, Präferenzen für Produkteigenschaften und deren Ausprägungen zu ermitteln. Diese Präferenzen werden durch die Nutzenbeiträge der einzelnen Produkteigenschaften und deren Ausprägungen abgebildet.

Die Choice-Based Conjoint Analyse wurde entwickelt, um die Realitätsnähe und damit die externe Validität der Ergebnisse bei der Ermittlung der Präferenzen von Konsumenten zu verbessern. Dies geschieht dadurch, dass **Auswahlentscheidungen** zwischen Produkten getroffen und nicht wie bei der traditionellen Conjoint Analyse Bewertungen von einzelnen Produkten vorgenommen werden.

Um die theoretischen Ausführungen zu veranschaulichen, wird ein konkretes Beispiel betrachtet. Alle Berechnungen werden mit Microsoft EXCEL® durchgeführt und können anhand eines aus dem Internet herunterladbaren Tabellenkalkulationsblatts (www.ecommerce.wiwi.uni-frankfurt.de/conjoint.html) nachvollzogen werden.

1. Grundidee der Choice-Based Conjoint Analyse

Das Ziel der Choice-Based Conjoint Analyse besteht darin, Nutzenbeiträge für Produkteigenschaften und deren Ausprägungen zu ermitteln. Um die Nutzenbeiträge der einzelnen Eigenschaften und deren Ausprägungen ermitteln zu können, treffen die befragten Konsumenten im Gegensatz zur traditionellen Conjoint Analyse (vgl. Skiera/Gensler, 2002a und 2002b) Auswahlentscheidungen. Es wird unterstellt, dass die Konsumenten sich **nutzenmaximierend** verhalten. Das heißt, sie wählen jeweils das Produkt, das ihnen den höchsten Nutzenwert stiftet.

Es liegt der Choice-Based Conjoint Analyse somit die Annahme zugrunde, dass anhand der erhobenen Auswahlentscheidungen Rückschlüsse auf die Nutzenbeiträge der Eigenschaften und deren Ausprägungen und somit auf die Präferenzen der Konsumenten gezogen werden können. Diese Annahme stellt eine theoretische Beziehung zwischen den beobachteten Auswahlentscheidungen und den zu schätzenden Nutzenbeiträgen her. Die Spezifikation einer Regel zur Ableitung des Auswahlverhaltens der Konsumenten im Rahmen einer Marktsimulation ist dann im Gegensatz zur traditionellen Conjoint Analyse nicht mehr notwendig.

2. Spezifikation der Nutzenfunktion

Die **Nutzenfunktion** setzt sich bei der Choice-Based Conjoint Analyse aus einer deterministischen und einer stochastischen Komponente zusammen:

$$u_{h,i} = v_{h,i} + \delta_{h,i} \quad \forall h \in H, i \in I \quad (1)$$

$u_{h,i}$: Nutzenwert des i-ten Produkts für den h-ten Konsumenten,

$v_{h,i}$: deterministischer Teil des Nutzenwerts des i-ten Produkts für den h-ten Konsumenten,

$\delta_{h,i}$: stochastische Nutzenkomponente des i-ten Produkts für den h-ten Konsumenten.

Für die deterministische Komponente wird eine linear-additive, kompensatorische **Verknüpfungsfunktion** der Bewertungen der Eigenschaften beziehungsweise der Eigenschaftsausprägungen angenommen, so dass gilt:

$$v_{h,i} = \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} v_{h,i,j,m} \quad \forall h \in H, i \in I \quad (2)$$

$v_{h,i,j,m}$: Nutzenbeitrag der m-ten Ausprägung der j-ten Eigenschaft beim i-ten Produkt für den h-ten Konsumenten.

Als Bewertungsfunktion für die einzelnen Eigenschaften wird meist das **Teilnutzenwert-Modell** herangezogen. Die Ausprägungen der Eigenschaften werden hierfür Effektcodiert, um lineare Abhängigkeiten zu vermeiden. Aufgrund der **Effekt-Codierung** sind die zu schätzenden Nutzenparameter dann um null zentriert. Für eine Eigenschaft mit drei Ausprägungen sind dann zwei Dummy-Variablen zu berücksichtigen (vgl. Tab. 1). Der Nutzenparameter der Referenzkategorie entspricht dann der mit „-1“ multiplizierten Summe der Nutzenparameter der beiden anderen Ausprägungen.

	Dummy-Variable 1	Dummy-Variable 2
Ausprägung 1 liegt vor	1	0
Ausprägung 2 liegt vor	0	1
Ausprägung 3 liegt vor	-1	-1

Tab. 1: Beispiel für die Effekt-Codierung bei einer Eigenschaft mit drei Ausprägungen

Für den Nutzenbeitrag einer Eigenschaftsausprägung gilt dann:

$$v_{h,i,j,m} = \beta_{h,j,m} \cdot x_{i,j,m} \quad \forall h \in H, i \in I, j \in J, m \in M_j \quad (3)$$

$\beta_{h,j,m}$: Nutzenparameter der m -ten Ausprägung der j -ten Eigenschaft für den h -ten Konsumenten,

$x_{i,j,m}$: Wert der m -ten Ausprägung der j -ten Eigenschaft beim i -ten Produkt.

Die stochastische Komponente der Nutzenfunktion ist nicht beobachtbar und kann durch nicht-beobachtete Eigenschaften, nicht-beobachtete Heterogenität, Messfehler oder eine Missspezifikation der Funktionsform begründet sein (vgl. Zwerina, 1997, S. 25).

Aufgrund der getroffenen Annahme, dass sich die Konsumenten nutzenmaximierend verhalten, gilt im 2-Produkt-Fall, dass der Konsument jenes Produkt wählt, das ihm den höchsten Nutzen stiftet.

$$u_{h,i} > u_{h,i'} \quad \forall h \in H, i, i' \in I \text{ und } i' \neq i \quad (4)$$

beziehungsweise

$$\sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} v_{h,i,j,m} + \delta_{h,i} > \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} v_{h,i',j,m} + \delta_{h,i'} \quad \forall h \in H, i, i' \in I \text{ und } i' \neq i \quad (5)$$

Daraus folgt:

$$\sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} (v_{h,i,j,m} - v_{h,i',j,m}) > \delta_{h,i'} - \delta_{h,i} \quad \forall h \in H, i, i' \in I \text{ und } i' \neq i \quad (6)$$

Da die Differenz zwischen den stochastischen Nutzenkomponenten nicht beobachtbar ist, kann eine Aussage über das Auswahlverhalten des h -ten Konsumenten nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit getroffen werden.

$$P_{h,i} = \text{Prob}(u_{h,i} > u_{h,i'}) \quad \forall h \in H, i, i' \in I \text{ und } i' \neq i \quad (7)$$

$P_{h,i}$: Auswahlwahrscheinlichkeit für das i -te Produkt für den h -ten Konsumenten.

Zumeist werden jedoch mehr als zwei Produkte gemeinsam betrachtet und es liegen dann mehr als zwei Ausprägungen für die Auswahlentscheidungen vor. Wird die stochastische Nutzenkomponente als **Gumbel-verteilt** angenommen, so resultiert daraus für die Modellierung der Auswahlwahrscheinlichkeit ein **Multinomiales Logit Modell** (MNL Modell):

$$P_{h,i} = \frac{\exp\left(\sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \beta_{h,j,m} \cdot x_{i,j,m}\right)}{\sum_{i' \in I} \exp\left(\sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \beta_{h,j,m} \cdot x_{i',j,m}\right)} \quad \forall h \in H, i \in I \quad (8)$$

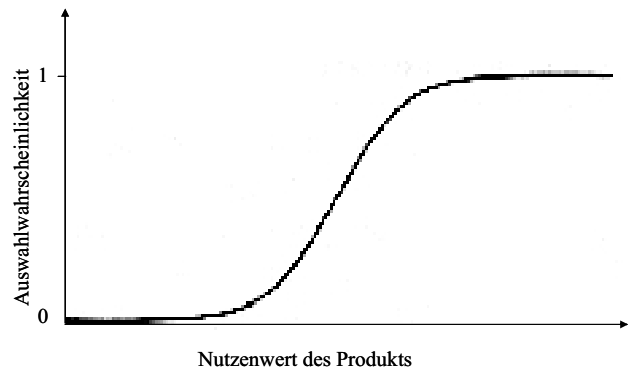


Abb. 1: Zusammenhang zwischen Nutzenwert eines Produkts und der Auswahlwahrscheinlichkeit

Das MNL Modell stellt die Auswahlwahrscheinlichkeit für ein Produkt als nicht-linearen Zusammenhang zwischen dem Nutzenwert des Produkts und den Nutzenwerten der anderen betrachteten Produkte dar. Es ergibt sich ein s-förmiger Verlauf der Beziehung zwischen der Auswahlwahrscheinlichkeit und dem Nutzenwert eines Produkts (vgl. Abb. 1).

3. Gestaltung des experimentellen Designs

3.1. Gestaltung der Stimuli

Bei der Choice-Based Conjoint Analyse werden die Auswahlentscheidungen der befragten Konsumenten mit dem Ziel erfasst, die realen Auswahlentscheidungen der Konsumenten möglichst gut abzubilden. Da es sich bei den im Rahmen der Choice-Based Conjoint Analyse berücksichtigten Produkten nicht um tatsächlich existierende Produkte handeln muss, werden diese neutral als Stimuli bezeichnet. Ein Stimulus wird durch mehrere Eigenschaften und deren Ausprägungen beschrieben. Die Berücksichtigung eines Basis-Stimulus in den Choice Sets ist möglich. Dieser kann in Form einer **Nicht-Wahl Option** oder eines Stimulus berücksichtigt werden, der das derzeit genutzte Produkt des Konsumenten repräsentiert. Im MNL Modell wird die Nicht-Wahl Option dann durch eine binäre Variable berücksichtigt und beim Vorliegen der Nicht-Wahl Option nehmen die Werte der Ausprägungen der Eigenschaften den Wert null an.

3.2. Gestaltung der Choice Sets

Das experimentelle Design der Choice-Based Conjoint Analyse besteht aus unterschiedlichen **Choice Sets**, die wiederum durch verschiedene Stimuli beschrieben werden (vgl. Abb. 2). Hier werden beispielhaft MP3 Player betrachtet.

Bei der Gestaltung des **experimentellen Designs** der Choice-Based Conjoint Analyse ist neben der Zahl der Choice Sets, die einem Konsument vorgelegt werden, auch zu bestimmen, welche Stimuli ein Choice Set enthält und wie viele Stimuli ein Choice Set repräsentieren.

In der Literatur werden unterschiedliche Ansätze zur Gestaltung experimenteller Designs diskutiert. Die Betrachtung

Podi	CreatiX	
20 GB	5 GB	
Radio	Radio + Stoppuhr	
140 g	80 g	
EUR 240	EUR 180	Ich würde keinen der angebotenen MP3 Player kaufen.

Abb. 2: Beispiel für ein Choice Set für das Produkt MP3 Player
(Eigenschaften: Marke, Kapazität, Ausstattung, Gewicht und Preis)

tung eines vollständigen Designs ist meist nicht möglich, da dieses erfordert, dass die Konsumenten zahlreiche Auswahlentscheidungen treffen (vgl. Louviere/Hensher/Joffre, 2001). Es zeigt sich, dass Konsumenten in der Lage sind, nur ungefähr 20 Auswahlentscheidungen zu treffen, ohne dass eine Reduzierung der Qualität der Antworten zu bemerken ist (vgl. Johnson/Orme, 1996). Bei einer wesentlich größeren Zahl an Choice Sets ist zu erwarten, dass Ermüdungseffekte bei den Konsumenten auftreten und keine reliablen Auswahlentscheidungen mehr getroffen werden.

Ziel bei der Gestaltung eines experimentellen Designs ist es, ein **effizientes Design** zu entwickeln. Dabei wird die Effizienz eines experimentellen Designs durch die Varianz und Kovarianz der geschätzten Nutzenparameter beschrieben. Ein experimentelles Design ist dann effizient, wenn die Varianz und die Kovarianz der geschätzten Nutzenparameter gering sind. Um dies zu erreichen, werden eine minimale Überschneidung der Eigenschaftsausprägungen sowie eine Ausgewogenheit der Nutzenwerte der Stimuli in einem Choice Set als Kriterien betrachtet (vgl. Zwerina/Huber/Kuhfeld, 1996).

Eine **minimale Überschneidung** der Eigenschaftsausprägungen ist gegeben, wenn die Stimuli in jedem Choice Set möglichst nicht-überlappende Eigenschaftsausprägungen aufweisen. Dies bedeutet, dass eine Eigenschaftsausprägung möglichst nur einmal in einem Choice Set vertreten sein sollte. Dies hat zur Folge, dass bei drei betrachteten Ausprägungen für die Eigenschaften auch nicht mehr als drei Stimuli in einem Choice Set sein sollten.

Die **Ausgewogenheit der Nutzenwerte** der Stimuli in einem Choice Set ist hingegen erfüllt, wenn die Nutzenwerte der Stimuli in einem Choice Set gemäß den a-priori Erwartungen ähnlich hoch sind. Eine Ausgewogenheit der Nutzenwerte der Stimuli in einem Choice Set kann jedoch bei Berücksichtigung der Nicht-Wahl Option deren Auswahl begünstigen, da Konsumenten bestrebt sind, schwierige Entscheidungen zu vermeiden (vgl. Haaijer/Kamakura/Wedel, 2001).

Auf eine detaillierte Darstellung der Entwicklung effizienter Designs wird hier verzichtet, da diese sehr komplex ist und die Entwicklung effizienter Designs heute **computergestützt** (z. B. mittels der Software von Sawtooth) erfolgt.

4. Bewertung der Stimuli

Die Bewertung der Stimuli erfolgt bei der Choice-Based Conjoint Analyse durch die Auswahlentscheidungen der Konsumenten. Den Konsumenten werden die verschiedenen Choice Sets vorgelegt, aus denen sie jenen Stimulus auswählen, der ihnen den höchsten Nutzenwert stiftet, oder sofern die Nicht-Wahl Option berücksichtigt wurde, diese wählen. Die Erhebung von Auswahlentscheidungen umgeht das Problem der subjektiven Verwendung von Bewertungsskalen. Jedoch zeichnen sich die Auswahlentscheidungen der Konsumenten durch einen **geringen Informationsgehalt** aus, da lediglich eine binär skalierte Variable (1, wenn Stimulus wurde gewählt; 0 sonst) erfasst wird. Eine Aussage bezüglich der Stärke der Präferenz des gewählten Stimulus wird somit im Gegensatz zur traditionellen Conjoint Analyse nicht erhoben.

5. Schätzung der Nutzenparameter

Im Rahmen einer Choice-Based Conjoint Analyse würde die Schätzung der Nutzenparameter mittels der OLS-Schätzung zu einer ineffizienten Schätzung der Nutzenparameter führen, da aufgrund der dichotomen Auswahlentscheidungen der Konsumenten die Annahmen der OLS-Schätzung verletzt sind. Zur Schätzung der Nutzenparameter wird daher die **Maximum-Likelihood Schätzung** eingesetzt. Die geschätzten Nutzenparameter sind dann asymptotisch effizient und konsistent und können anhand inferenz-statistischer Tests überprüft werden.

Ausgangspunkt der Schätzung ist, dass die beobachteten Auswahlentscheidungen der Konsumenten durch unterschiedliche Nutzenparameter für die einzelnen Eigenschaftsausprägungen erzeugt werden können. Es existiert jedoch ein Set von Nutzenparametern, das die Wahlwahrscheinlichkeit für die empirisch beobachteten Auswahlentscheidungen maximiert. Diese Nutzenparameter werden im Rahmen der Maximum-Likelihood Schätzung systematisch gesucht und ermittelt. Voraussetzung hierfür ist, dass die in einer Stichprobe erhobenen Auswahlentscheidungen zufällige und voneinander unabhängige Realisationen aus einer Population sind (vgl. Balderjahn, 1993, S. 137).

Um individuelle, unverzerrte Parameterschätzungen ermitteln zu können, muss eine hinreichend große Zahl an Auswahlentscheidungen pro Konsument betrachtet werden, da diese die Zahl der **Freiheitsgrade** determinieren. In der Literatur wird darauf verwiesen, dass bei einer Maximum-Likelihood Schätzung mindestens 60 Freiheitsgrade vorliegen sollten – konservative Stimmen empfehlen sogar das Vorliegen von 120 Freiheitsgraden (vgl. Eliason, 1993, S. 83). Dies bedeutet, dass bei beispielsweise sechs zu schätzenden Nutzenparametern mindestens 66 Auswahlentscheidungen zu erheben sind. Diese Aufgabe überfordert jedoch einen einzelnen Konsumenten. Aus diesem Grund werden die Nutzenparameter bei der Choice-Based Conjoint Analyse lediglich auf **aggregiertem Niveau** geschätzt. Damit einher geht die Annahme einer homogenen Nutzenstruktur.

Ausgehend von dem in (8) dargestellten Modell zur Modellierung der Auswahlwahrscheinlichkeit ergibt sich dann bei Berücksichtigung einer Nicht-Wahl Option die folgende Auswahlwahrscheinlichkeit für einen Stimulus bzw. die Nicht-Wahl Option.

$$P_i = \frac{\exp\left(\beta_0 \cdot x_{0,i} + (1-x_{0,i}) \cdot \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \beta_{j,m} \cdot x_{i,j,m}\right)}{\sum_{i' \in C_a} \exp\left(\beta_0 \cdot x_{0,i'} + (1-x_{0,i'}) \cdot \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \beta_{j,m} \cdot x_{i',j,m}\right)} \quad \forall i \in C_a \text{ und } C_a \leq I \quad (9)$$

P_i : Auswahlwahrscheinlichkeit für den i-ten Stimulus.

Die zu maximierende **Likelihood-Funktion** ergibt sich dann aus Gleichung (10).

Die Likelihood-Funktion gibt die aggregierte Wahrscheinlichkeit an, die Auswahlentscheidungen der Konsumenten bei einem Set von Nutzenparametern zu beobachten. Es gilt, diese Wahrscheinlichkeit zu maximieren, wobei das Maximum bei dem Wert „1“ und der Wertebereich der Likelihood-Funktion im Intervall [0,1] liegt. Das Maximum wird genau dann erreicht, wenn die Wahrscheinlichkeit für den gewählten Stimulus in jedem Choice Set „1“ beträgt. Da Wahrscheinlichkeiten miteinander multipliziert werden, ist der Wert des Likelihood jedoch häufig sehr klein, so dass es für die Optimierung angera-

ten ist, den logarithmierten Wert der Likelihood-Funktion zu betrachten.

Durch **Logarithmieren** der Likelihood-Funktion ergibt sich die logarithmierte Likelihood-Funktion, deren Werte folglich negativ sind und im Intervall $]-\infty, 0]$ liegen. Das Logarithmieren der Likelihood-Funktion beeinflusst die Nutzenparameter jedoch nicht. Auch hier gilt es den Wert der logarithmierten Likelihood-Funktion zu maximieren. Das bedeutet, dass der Wert der logarithmierten Likelihood-Funktion möglichst den Wert 0 annehmen soll.

Die in Gleichung (11) dargestellte Funktion ist nur von den Nutzenparametern abhängig. Durch Bilden der ersten und zweiten partiellen Ableitung kann das Maximum der logarithmierten Likelihood-Funktion ermittelt werden. Da die erste partielle Ableitung der logarithmierten Likelihood-Funktion keine geschlossene Form aufweist, können die Nutzenparameter jedoch nicht eindeutig bestimmt werden. Vielmehr ist ein iteratives Verfahren wie der **Newton-Raphson Algorithmus** oder das **Gradientenverfahren** anzuwenden. Diese Algorithmen maximieren von Startwerten für die Nutzenparameter ausgehend die logarithmierte Likelihood-Funktion. Als Startwerte können beispielsweise die Parameterschätzungen der OLS-Schätzung dienen.

$$L = \prod_{h \in H} \prod_{a \in A} \prod_{i \in C_a} \left[\frac{\exp\left(\hat{\beta}_0 \cdot x_{0,i} + (1-x_{0,i}) \cdot \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \hat{\beta}_{j,m} \cdot x_{i,j,m}\right)}{\sum_{i' \in C_a} \exp\left(\hat{\beta}_0 \cdot x_{0,i'} + (1-x_{0,i'}) \cdot \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \hat{\beta}_{j,m} \cdot x_{i',j,m}\right)} \right]^{d_{h,i,a}} \rightarrow \text{Max!} \quad (10)$$

$\hat{\beta}_0$: geschätzter Nutzenparameter für die Nicht-Wahl Option,

$x_{0,i}$: binäre Variable für die Nicht-Wahl Option,

$x_{0,i} = \begin{cases} 1, & \text{wenn der i-te Stimulus die Nicht-Wahl Option ist,} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$

$\hat{\beta}_{j,m}$: geschätzter Nutzenparameter der m-ten Ausprägung der j-ten Eigenschaft,

$d_{h,i,a}$: binäre Variable für die Wahl des i-ten Stimulus aus dem a-ten Choice Set durch den h-ten Konsumenten,

$d_{h,i,a} = \begin{cases} 1, & \text{wenn der h-te Konsument den i-ten Stimulus aus dem a-ten Choice Set} \\ & \text{gewählt hat,} \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$

C_a : Indexmenge der Stimuli im a-ten Choice Set,

A : Indexmenge der Choice Sets,

H : Indexmenge der Konsumenten.

$$\ln L = \sum_{h=1}^H \sum_{a=1}^A \sum_{i \in C_a} d_{h,i,a} \ln \left[\frac{\exp\left(\hat{\beta}_0 \cdot x_{0,i} + (1-x_{0,i}) \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \hat{\beta}_{j,m} \cdot x_{i,j,m}\right)}{\sum_{i' \in C_a} \exp\left(\hat{\beta}_0 \cdot x_{0,i'} + (1-x_{0,i'}) \sum_{j \in J} \sum_{m \in M_j} \hat{\beta}_{j,m} \cdot x_{i',j,m}\right)} \right] \rightarrow \text{Max.} \quad (11)$$



Von Prof. Dr. Manfred Bruhn und Dr. Karsten Hadwich, Basel
2006. XX, 474 Seiten.
Gebunden € 35,-
 ISBN 3-8006-3257-8
 (Erscheint im Mai 2006)

Das Lehrbuch beinhaltet eine vollständige Aufbereitung des State-of-the-Art zum Produkt- und Servicemanagement und berücksichtigt die in der heutigen Unternehmenspraxis zu meist vorliegende Problemstellung der gleichzeitigen Auseinandersetzung mit Produkten und Services.

Diskutiert werden – in den verfügbaren Lehrbüchern weitestgehend vernachlässigte – aktuelle und innovative Ansätze im Bereich des Produkt- und Servicemanagements. Zur Verdeutlichung und Veranschaulichung der theoretischen Inhalte werden konsequent Beispiele und Fallstudien verwendet, so dass für Studierende eine effektive Vertiefung des Themas möglich ist.

Zielgruppe: Für Studierende der Wirtschaftswissenschaften an Hochschulen und Fachhochschulen.



FAX-COUPON

Expl. 3-8006-3257-8

Bruhn/Hadwich, Produkt- und Servicemanagement

2006. Gebunden € 35,- inkl. MwSt., zzgl. Versandkosten ca. € 1,50 innerhalb Deutschlands bei Bestellung beim Verlag.

Name/Firma

Straße

PLZ/Ort

Datum/Unterschrift

143740

Bei schriftlicher oder telefonischer Bestellung haben Sie das Recht, die Ware innerhalb von 2 Wochen nach Lieferung ohne Begründung an Ihren Lieferanten (Buchhändler oder Verlag Vahlen, c/o Nördlinger Verlagsauslieferung, Augsburg Str. 67a, 86720 Nördlingen) zurückzusenden, wobei die rechtzeitige Absendung genügt. Kosten und Gefahr der Rücksendung trägt der Lieferant. Ihr Verlag Franz Vahlen GmbH, Wilhelmstr. 9, 80801 München. Geschäftsführer: Dr. Hans Dieter Beck.

Bitte bestellen Sie bei Ihrem Buchhändler oder bei:

VERLAG VAHLEN
 80791 MÜNCHEN
 Fax: (089) 3 81 89-402
 Internet: www.vahlen.de
 E-Mail: bestellung@vahlen.de

Es ist jedoch nicht sichergestellt, dass es sich bei dem gefundenen Maximum der logarithmierten Likelihood-Funktion um das globale Maximum handelt (vgl. Train, 2002, S. 227). Es sollten folglich unterschiedliche **Startwerte** eingesetzt werden, um zu vermeiden, dass lediglich ein lokales Maximum gefunden wird.

Im zweiten Teil dieses Beitrags (WiSt, Nr. 6/2006) wird beschrieben, wie die Güte der Schätzung überprüft und die geschätzten Nutzenparameter interpretiert werden können. Zudem wird erläutert, wie die Ergebnisse der Choice-Based Conjoint Analyse zur Durchführung von Marktsimulationen genutzt werden können.

Literatur

- Balderjahn, I., Marktreaktionen von Konsumenten. Ein theoretisch-methodisches Konzept zur Analyse der Wirkung marketingpolitischer Instrumente, Berlin 1993.
- Eliason, S., Maximum Likelihood Estimation. Logic and Practice, Newbury Park (CA) 1992.
- Haaïjer, R., W. Kamakura, M. Wedel, The 'No-Choice' Alternative to Conjoint Choice Experiments, in: International Journal of Market Research, Vol. 43 (2001), S. 93–106.
- Hartmann, A., H. Sattler, Commercial Use of Conjoint Analysis in Germany, Austria, and Switzerland, Arbeitspapier Universität Hamburg 2002.
- Johnson, R., B. Orme, How Many Questions Should You Ask in Choice-Based Conjoint Studies?, Technical Paper, URL: http://www.skim.nl/software/Ssd_Tech.html#howmany, Stand: 2.10.2001, Sequim 1996.
- Louviere, J., D. Hensher, D. Joffre, Stated Choice Methods. Analysis and Application, Cambridge 2001.
- Louviere, J., G. Woodworth, Design and Analysis of Simulated Consumer Choice or Allocation Experiments. An Approach Based on Aggregated Data, in: Journal of Marketing Research, Vol. 20 (1983), S. 350–367.
- Skiera, B., S. Gensler, Berechnung von Nutzenfunktionen und Marktsimulationen mit Hilfe der Conjoint-Analyse, Teil I, in: WiSt – Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 31. Jg. (2002a), S. 200–206.
- Skiera, B., S. Gensler, Berechnung von Nutzenfunktionen und Marktsimulationen mit Hilfe der Conjoint-Analyse, Teil II, in: WiSt – Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 31. Jg. (2002b), S. 258–263.
- Train, K., Discrete Choice Models with Simulation, Cambridge 2002.
- Zwerina, K., Discrete Choice Experiments in Marketing. Use of Priors in Efficient Choice Designs and Their Application to Individual Preference Measurement, Heidelberg 1997.
- Zwerina, K., J. Huber, W. Kuhfeld, A General Method for Constructing Efficient Choice Designs, White Paper SAS, <http://ftp.sas.com/techsup/download/technote/ts650/ts650D.pdf>, Stand: 15.9.2005, Cary 1996.