

Oliver Gansser und Sandra-Regina Füller

Inhaltsverzeichnis

11.1 Zielsetzung	204
11.2 Entscheidungsmodelle bei Conjoint-Analysen	204
11.3 Vorgehensweise bei der Choice-Based-Conjoint-Analyse anhand einer Fallstudie mit der Statistiksoftware <i>R</i>	206
11.3.1 Anforderungen an die Auswahl der Merkmale	206
11.3.2 Auswahl der Merkmalsausprägungen	207
11.3.3 Überlegungen zum experimentellen Design der Studie	208
11.3.4 Erstellung fraktionierter Choice-Sets mit der Statistik-Software <i>R</i> (orthogonale Anordnung)	209
11.3.5 Recodierung der Merkmalsausprägungen	213
11.3.6 Präsentation der Stimuli bei den Befragungsteilnehmern	215
11.3.7 Dateneingabe und Schätzung der Nutzenfunktion mit der Statistik-Software <i>R</i>	216
11.3.8 Interpretation der Ergebnisse der Choice-Based-Conjoint-Analyse	218
11.4 Fazit	220
Literatur	221

Oliver Gansser 
FOM Hochschule für Oekonomie & Management, München, Deutschland
e-mail: oliver.gansser@fom.de

Sandra-Regina Füller
81673 München, Deutschland
e-mail: sandra-r.fueller@web.de

11.1 Zielsetzung

Die Conjoint-Analyse ist ein in der Marketingpraxis und Marketingforschung nach wie vor weit verbreitetes und etabliertes Verfahren zur Messung von Präferenzen (vgl. Selka und Baier 2014, S. 55). Im Rahmen der Bevorzugung von Produkten im Vergleich zu Konkurrenzprodukten stellen Präferenzen das Ausmaß des erwarteten Nutzens seitens des Konsumenten für ein bestimmtes Produkt dar (vgl. Böcker 1994, S. 195). In der Marketingforschung spiegelt der Begriff Präferenz die Stärke einer positiven Einstellung gegenüber Beurteilungsobjekten (z. B. Produkte oder Dienstleistungen) wider (vgl. Gierl 1995, S. 34). Einstellungen können wie folgt definiert werden:

► **Einstellungen** sind innere Bereitschaften (Prädispositionen) eines Individuums, die auf bestimmte Stimuli der Umwelt konsistent positiv oder negativ reagieren. Objekte der Einstellung können Sachen, Personen oder Themen sein (sogenannte objektorientierte Einstellungen) (vgl. Meffert et al. 2012, S. 124).

Geht man davon aus, dass Unternehmen immer bestrebt sind, Stimuli bezüglich ihrer Produkte zu senden, die zu einer positiven Einstellung beim Konsumenten führen, so machen sie dies aus einem einfachen Grund: Sie gehen davon aus, dass diese positive Einstellung auch das zukünftige Verhalten bestimmt (vgl. Esch et al. 2011, S. 53).

Conjoint-Analysen werden in der Praxis vorwiegend bei der Preisfestsetzung, der Neuproduktplanung und der Nachfragersegmentierung eingesetzt (vgl. Gierl 1995, S. 153). Sie gelten im Vergleich zu anderen Verfahren durch die indirekte Datenerhebung als realitätsnahe Form der Präferenzmessung mit einer höheren Validität als andere Verfahren (vgl. Baier und Bruschi 2009, S. 10). Bei der Conjoint-Analyse werden, je nach Vorgehen, ein Produktkonzept oder mehrere Produktkonzepte zur Einschätzung einer Stichprobe von Auskunftspersonen vorgelegt. Die Produkte werden dabei durch Merkmale definiert, die ein bestimmtes Set an Ausprägungen besitzen. Somit identifiziert die Auskunftsperson Teilnutzenwerte für jede Merkmalsausprägung. So kann aufgrund der gemessenen Präferenzen eine Prognose erstellt werden, welches Produkt eine Auskunftsperson bevorzugt und in Zukunft wahrscheinlich kaufen wird (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 551).

11.2 Entscheidungsmodelle bei Conjoint-Analysen

Zielsetzung von Conjoint-Analysen im Falle von Präferenzprognosen ist die Vorhersage zukünftiger Kaufentscheidungen. Um diese Vorhersagen zu berechnen, können Kaufentscheidungsmodelle angewendet werden. Dabei werden für verschiedene hypothetische Produktalternativen Gesamtnutzenwerte geschätzt, die anschließend in Auswahlwahrscheinlichkeiten transformiert werden (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 551). Bei allen Modellen erfolgt die Wahlentscheidung nach dem Nutzenmaximierungsprinzip, sodass

Alternativen mit höherem Nutzen solchen Alternativen mit geringerem Nutzen vorgezogen werden (vgl. Reiners 1996, S. 143).

Folgende Modelle stehen grundsätzlich zur Verfügung (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 482 f.):

- **Max-Utility-Modell:** Die Alternative mit dem höchsten Gesamtnutzen bekommt die Wahlwahrscheinlichkeit 1. Alle anderen Alternativen bekommen die Wahlwahrscheinlichkeit 0. Bei mehreren Alternativen mit dem gleichen Gesamtnutzen wird die Wahlwahrscheinlichkeit gleich verteilt.
- **BTL-Modell** (nach Bradley, Terry und Luce): Die Wahlwahrscheinlichkeit errechnet sich aus dem Quotienten von Gesamtnutzen einer Alternative und der Summe der Gesamtnutzen aller Alternativen.
- **Logit-Modell:** Für jede Alternative wird nicht der Gesamtnutzen, sondern der e-transformierte Gesamtnutzen (Euler'sche Zahl $e=2,718281828459045235\dots$) der Alternative berechnet. Die Wahlwahrscheinlichkeit errechnet sich dann aus dem Quotienten des e-transformierten Gesamtnutzen einer Alternative und der Summe der e-transformierten Gesamtnutzen aller Alternativen.

Die Nutzung solcher Entscheidungsmodelle für Prognosezwecke ist dann problematisch, wenn keine Informationen über die realen Kaufentscheidungsprozesse der Konsumenten vorliegen. Der Marktforscher müsste sich für seine Prognosen folglich für eines der Entscheidungsmodelle entscheiden. Da in den seltensten Fällen mit gleichen Wahlwahrscheinlichkeiten bei den Auskunftspersonen zu rechnen ist, führt die Modellauswahl zwangsläufig zu einer Prognose, die individuell vom Marktforscher durch seine Auswahl beeinflusst wird. Dieser Nachteil besteht bei der Gruppe der traditionellen Conjoint-Analysen, bei denen die beurteilten Alternativen in eine Präferenzrangfolge der Auskunftsperson gebracht oder mittels Rating-Skalen bewertet werden (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 451 ff., 551 f.).

Diesen doch gewichtigen Nachteil gleichen auswahlbasierte Conjoint-Analysen (Choice-Based-Conjoint-Analysen) aus, indem die Auskunftspersonen aus verschiedenen „Choice-Sets“ jeweils die für sie attraktivste Alternative auswählen. Ein „Choice-Set“ besteht dabei aus zwei hypothetischen Auswahlalternativen und der Möglichkeit der Nichtwahl, also der Wahl keiner der Alternativen. Diese letzte Option gewährleistet bei der Nutzenschätzung, dass nur kaufrelevante Alternativen in die Berechnung eingehen. So kann vermutet werden, dass bei der Choice-Based-Conjoint-Analyse das natürliche Kaufverhalten der Auskunftsperson analysiert wird (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 552; Völckner et al. 2008, S. 690). Innerhalb der unterschiedlichen Verfahren der Conjoint-Analysen weisen die Choice-Based-Conjoint-Analysen auf eine höhere Validität hin als traditionelle Conjoint-Analysen und sind deshalb sowohl in der Praxis als auch in der Forschung Standard (vgl. Völckner et al. 2008, S. 691). Die Choice-Based-Conjoint-Analyse stellt ein probabilistisches Verfahren zur Präferenzstrukturmessung dar (vgl. Völckner et al. 2008, S. 692), bei dem aus Präferenzen (Gesamtnutzen) die Präferenz-

beiträge (Teilnutzen) der einzelnen Merkmalsausprägungen geschätzt werden, wobei die Beurteilungsobjekte auf der Grundlage experimenteller Designs konstruiert wurden (vgl. Gierl 1995, S. 153).

Im nachfolgenden Abschnitt wird anhand einer Fallstudie das schrittweise Vorgehen im Rahmen einer Choice-Based-Conjoint-Analyse mit der Statistiksoftware *R* aufgezeigt.

11.3 Vorgehensweise bei der Choice-Based-Conjoint-Analyse anhand einer Fallstudie mit der Statistiksoftware *R*

Im Rahmen einer Fallstudie werden Präferenzen von Auskunftspersonen bezüglich digitaler Lernformen ermittelt. Das Ziel der Studie ist es herauszufinden, welche digitalen Lernformen in Zukunft sinnvoll in Neuprodukte der betrieblichen Weiterbildung integriert werden können. Durch die Studie soll der Präferenzbeitrag eines bestimmten digitalen Lernelements zur Erstellung eines Gesamtprodukts ermittelt werden. Dabei steht besonders im Fokus, welche Bedürfnisse Teilnehmer im Hinblick auf die digitalen Elemente einer Weiterbildung haben.

Nachfolgende Schritte verdeutlichen die Durchführung einer Präferenzprognose mittels Choice-Based-Conjoint-Analyse und der Statistiksoftware *R*. Als Fallstudie dient dabei das Produkt „Digitale Lernform“ im Rahmen der beruflichen Weiterbildung. Die Studie wurde bei 172 Probanden aus Teilnehmern der TÜV SÜD Akademie im Bereich der beruflichen Weiterbildung im Zeitraum von 01.02.2014 bis 31.03.2014 durchgeführt. Damit sollte gewährleistet werden, dass es sich bei den Auskunftspersonen um Nutzer der digitalen Lernform handelt, die nicht von vorneherein vorwiegend die Nicht-Auswahl präferieren.

11.3.1 Anforderungen an die Auswahl der Merkmale

Bei der Prognose der Präferenzen bei auswahlbasierten Conjoint-Analysen kann die Auswahl der hypothetischen Alternativen nur durch die Beschreibung der Alternativen durch Merkmale und ihre Merkmalsausprägungen stattfinden. Eine besondere Bedeutung kommt daher der Auswahl der Merkmale zu. Folgende zehn Kriterien sollten bei der Auswahl der Merkmale berücksichtigt werden (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 451 ff.; Klein 2002, S. 14; Mühlhaus und Weiber 2009, S. 45; Wulf 2008, S. 25 ff.):

- Die Merkmale sollten für die Kaufentscheidung relevant sein.
- Die Anzahl der Merkmale muss für die Auskunftsperson überschaubar sein (höchstens sechs Merkmale).
- Die Auskunftspersonen dürfen nicht überfordert werden.
- Die Merkmale sollten einen direkten Einfluss auf den Gesamtnutzen der Alternative haben.

- Die Merkmale sollten unabhängig voneinander und damit nicht redundant sein.
- Die Merkmale sollten vom Unternehmen beeinflussbar und realisierbar sein.
- Einzelne Merkmale dürfen nicht als unabdingbar gelten.
- Einzelne Merkmale dürfen nicht als Ausschlusskriterien vorausgesetzt werden.
- Die Formulierung der Merkmale und Merkmalsausprägungen sollte objektiv und ohne Interpretationsspielraum sein.
- Aus den definierten Merkmalen und Ausprägungen sollte die Formulierung realistischer Alternativkonzepte möglich sein.

Für die vorliegende Studie wurden aufgrund der oben aufgeführten Kriterien die Merkmale „Schulungsort“, „Social Learning“, „Mobile Learning“ und „Unterlagen“ ausgewählt.

11.3.2 Auswahl der Merkmalsausprägungen

Im nächsten Schritt müssen die Merkmale inhaltlich durch Merkmalsausprägungen definiert werden. Analog zur Merkmalsauswahl müssen die Ausprägungen der Merkmale ebenfalls bestimmten Kriterien genügen. Folgende Kriterien sollten bei der Auswahl der Ausprägungen berücksichtigt werden (vgl. Mühlhaus und Weiber 2009, S. 52; Wulf 2008 S. 27 ff.; Peltz 2012, S. 50):

- Die Entscheidungssituation muss durch die Ausprägungen realistisch abgebildet werden.
- Die Ausprägungen müssen einen Nutzenbeitrag zur Präferenzbildung leisten.
- Es dürfen keine Ausschlusskriterien als Ausprägungen aufgenommen werden.
- Die Anzahl der Ausprägungen je Merkmal sollte möglichst gering sein.
- Die Ausprägungen sollten vollständig sein und sich gegenseitig ausschließen.
- Die Anzahl der Ausprägungen sollte zwischen den Merkmalen möglichst ausgeglichen sein, um Level-Effekte bei der Präferenzbildung auszuschließen (ein Merkmal mit mehreren Ausprägungen könnte als wichtiger empfunden werden als ein Merkmal mit weniger Ausprägungen).

In Tab. 11.1 sind alle vier für die Studie verwendeten Merkmale mit einer ausführlichen Beschreibung der Merkmalsausprägungen aufgeführt. Diese ausführliche Beschreibung der Merkmale ist bei Vorlage der Auswahlentscheidung bei den Probanden erforderlich, da es sich bei der Beschreibung der Merkmalsausprägungen um eine subjektive Beschreibung handelt und deswegen der Interpretationsspielraum bei den Probanden so gering wie möglich gehalten werden soll (vgl. Kaltenborn et al. 2013, S. 34).

Für die Entwicklung des experimentellen Designs für die Studie genügt eine Kurznotation für die Merkmalsausprägungen, wie sie in Tab. 11.2 aufgeführt ist.

Tab. 11.1 Merkmale und Beschreibung der Merkmalsausprägungen

Merkmal	Merkmalsausprägung
Schulungsort	Ausschließlich Präsenzseminar Zu Beginn treffen sich die Teilnehmer bei einem Präsenz-Seminar zum Kennenlernen und Informationsaustausch. Danach erfolgen Online-Seminare zur Vertiefung des Fachwissens. In einer ersten Phase werden erste Fakten bei Online-Seminaren vermittelt. Zur Vertiefung der Kenntnisse erfolgt später eine Präsenzphase. Ausschließlich Online-Seminar
Social Learning	Bereitstellung einer Plattform als Online-Campus zur Vernetzung mit anderen Kursteilnehmern (Social Community), zur Integration eines Veranstaltungsplaners, zum Austausch sowie zur Bereitstellung von aktuellen Informationen und Downloads Bereitstellung eines themenspezifischen Blogs mit aktuellen Inhalten Bereitstellung von Wikis zur gemeinsamen Bearbeitung von Themen
Mobile Learning	Integration von mobilen Endgeräten in die Lernphasen Bereitstellung einer Lern-App mit kurzen Lerneinheiten Bereitstellung von mobilen Podcasts mit kurzen Lernsequenzen
Unterlagen	Bereitstellung von Papierunterlagen Bereitstellung von digitalen Unterlagen Bereitstellung von Papierunterlagen und digitalen Unterlagen

Tab. 11.2 Kurznotation für die Beschreibung des experimentellen Designs

Merkmal	Ausprägung 1	Ausprägung 2	Ausprägung 3	Ausprägung 4
Schulungsort	Präsenz	Präsenz-Online	Online-Präsenz	Online
Social Learning	Social Community	Blog	Wiki	–
Mobile Learning	Mobile Device	Lern-App	Podcasts	–
Unterlagen	Papier	Digital	Papier & digital	–

11.3.3 Überlegungen zum experimentellen Design der Studie

Da bei der auswahlbasierten Conjoint-Analyse Auswahlentscheidungen abgefragt werden, müssen die Auswahloptionen als sogenannte Bündel von Merkmalsausprägungen den Auskunftspersonen präsentiert werden. Jedes Bündel stellt dabei einen „Stimulus“ im Studiendesign dar. Bei der Choice-Based-Conjoint-Analyse findet grundsätzlich der Ansatz der „Full-Profil-Methode“ Anwendung.

► **Full-Profil-Methode** Die Probanden werden mit einer Kombination aus je einer Merkmalsausprägung je Merkmal über alle Merkmale konfrontiert (vgl. Klein 2002, S. 19).

Der Ansatz der „Full-Profil-Methode“ hat gegenüber allen anderen Verfahren Vorteile. So sind die Entscheidungssituationen für die Probanden wenig komplex, da die Anzahl der zu beurteilenden Stimuli relativ gering ist, vorausgesetzt, dass in die Untersuchung

höchstens sechs Merkmale aufgenommen werden. Auch besteht bei diesem Ansatz weniger die Gefahr des systematischen Abarbeitens seitens der Probanden. Insgesamt handelt es sich bei dem Ansatz um einen realitätsnahen extern validen Ansatz zur Präferenzprognose (vgl. Klein 2002, S. 19 f.).

Für die Konstruktion experimenteller Designs existieren drei Varianten: vollständiges, fraktioniertes und orthogonales Design. Ein Design ist dann vollständig, wenn die Auswahloptionen durch die Kombinationen aller Merkmalsausprägungen gebildet werden. Wird aus einem vollständigen Design lediglich ein Ausschnitt für die Auswahlentscheidungen ausgewählt, dann handelt es sich um ein fraktioniertes Design. Orthogonale Designs liegen dann vor, wenn die Merkmale voneinander unabhängig sind (vgl. Gierl 1995, S. 167 f.).

Die in der vorliegenden Fallstudie verwendeten vier Merkmale mit ihren jeweiligen Ausprägungen (4, 3, 3 und 3) liefern bei einem vollständigen Design $4 \times 3^3 = 108$ Kombinationsmöglichkeiten. Die dadurch zu generierende Anzahl an Choice-Sets würde folglich jede Auskunftsperson überfordern. Aufgrund der Anforderungen an die Auswahl der Merkmale und an die Anforderungen einer reliablen Messung bei Auswahlentscheidungen sollten maximal 20 Choice-Sets in die Auswahlentscheidung aufgenommen werden (vgl. Johnson und Orme 1996, S. 22). Für die vorliegende Studie empfiehlt es sich aufgrund der obigen Überlegungen, ein fraktioniertes Design mit orthogonaler Anordnung zu verwenden. Dieses soll im nächsten Schritt mit der Statistiksoftware *R* generiert werden.

11.3.4 Erstellung fraktionierter Choice-Sets mit der Statistik-Software *R* (orthogonale Anordnung)

Zur Erstellung eines fraktionierten Designs mittels der Statistiksoftware *R* sind insgesamt vier Schritte notwendig (vgl. Aizaki und Nashimura 2008, S. 87 ff.):

1. Erstellung eines vollständigen Designs,
2. Erstellung eines fraktionierten Designs,
3. Kopieren des fraktionierten Designs von Auswahlalternative 1 für das Design der Auswahlalternative 2,
4. Erstellung von finalen Choice-Sets mithilfe von Zufallszahlen.

Nachfolgend werden die vier Schritte anhand der Vorgehensweise bei der Fallstudie näher beschrieben. Für alle fünf Schritte wird das *R*-Paket „AlgDesign“ benötigt, welches mit dem Befehl `install.packages("AlgDesign")` in der *R*-Console oder im Skriptfenster des RCommander (Rcmdr) installiert werden kann (in der Regel ist das Paket bereits installiert und muss nur geladen werden). Um das Paket zu laden, wird der Befehl `library(AlgDesign)` ausgeführt oder alternativ über die Rcmdr-Menüleiste Extras/Lade Pakete ausgewählt.

Tab. 11.3 Codierung des Designs

Merkmal	Codierung			
	1	2	3	4
Ort	Präsenz	Präsenz-Online	Online-Präsenz	Online
SL	Social Community	Blog	Wiki	
ML	Mobile Device	Lern-App	Podcasts	
Unt	Papier	Digital	Papier & digital	

11.3.4.1 Schritt 1: Erstellung eines vollständigen Designs

Ein vollständiges Design besteht aus den Merkmalen Schulungsort (Ort), Social Learning (SL), Mobile Learning (ML), Unterlagen (Unt) und den jeweiligen Merkmalsausprägungen aus Tab. 11.2. Jede Merkmalsausprägung wird in diesem Schritt durch eine Ziffer abgebildet. Diese Ziffer wird analog zu den Ausprägungen in Tab. 11.2 vergeben. In Tab. 11.3 ist die Codierung der Merkmalsausprägungen beschrieben.

Bei der vorliegenden Fallstudie beinhaltet ein vollständiges Design $4 \times 3 \times 3 \times 3$ Kombinationsmöglichkeiten, da ein Merkmal vier Ausprägungen und drei Merkmale drei Ausprägungen umfassen. Für die Erstellung des vollständigen Designs wird über die Funktion „gen.factorial“ ein $4 \times 3 \times 3 \times 3$ -Design mit den Variablenbezeichnungen „Ort“, „SL“, „ML“ und „Unt“ und dem Argument, dass alle Variablen Faktoren mit nominaler Ausprägung sind, eine Matrix mit der Bezeichnung „vd“ (vollständiges Design) erzeugt. Die Bezeichnung vd als Namen der Matrix ist frei gewählt und kann individuell bestimmt werden.

Quelltext

```
library(AlgDesign)
vd<- gen.factorial( c(4,3,3,3), varNames=c("Ort", "SL", "ML", "Unt"),
factors="all")
```

Insgesamt umfasst die Funktion gen.factorial fünf Argumente, von denen im vorliegenden Fall jedoch nur drei benötigt werden, da keine metrischen Vektoren vorliegen (vgl. Wheeler 2014, S. 7):

- `c(4,3,3,3)` generiert das $4 \times 3 \times 3 \times 3$ -Design,
- `varNames=c("Ort", "SL", "ML", "Unt")` weist den vier Variablen Namensbezeichnungen zu,
- `factors="all"` indiziert, dass alle Variablen Faktoren sind.

Abbildung 11.1 zeigt den Inhalt der Datenmatrix „vd“ mit allen 108 Zeilen des vollständigen Designs der Fallstudie.

Abb. 11.1 Vollständiges Design der Fallstudie

11.3.4.2 Schritt 2: Erstellung eines fraktionierten Designs

Um nun ein fraktioniertes Design zu erstellen, sind mehrere Zwischenschritte notwendig. In einem ersten Schritt wird mithilfe der Funktion `set.seed(54321)` ein Zufallszahlengenerator initialisiert, das heißt auf einen festen Startwert gesetzt. Dadurch können die nachfolgenden Ergebnisse jederzeit exakt reproduziert werden. Bei einem erneuten Aufruf der nachfolgenden Befehle werden dann wieder die gleichen Pseudo-Zufallszahlen produziert.

Mit der Funktion „`optFederov`“ wird nun ein fraktioniertes Design aus dem vollständigen Design generiert, welches dem Objekt „`fd`“ (fraktioniertes Design) zugewiesen wird. Auch hier gibt es wieder Argumente, die bei der Ausführung des Befehls berücksichtigt werden müssen:

- „`~.`“ legt fest, dass alle Variablen linear und mit Namen im Modell verwendet werden,
- `vd` ist die Datenmatrix, auf die die Funktion zugreift,
- `16` zeigt die Anzahl Alternativzeilen, die im fraktionierten Design ausgegeben werden sollen. Dies ist individuell festzulegen.

Quelltext

```
set.seed(54321)
fd<- optFederov(~.,vd,16)
alt1 <- fd$design
```

Innerhalb des Objektes „`fd`“ kann nun das Design als Element von Objekt `fd` der Matrix `alt1` zugewiesen werden. Der Befehl der Zuweisung lautet `alt1 <- fd$design`. Die Matrix `alt1` ist in Abb. 11.2 dargestellt.

Abb. 11.2 Fraktioniertes Design der Auswahlalternative 1 (alt1)

	Ort	SL	ML	Unt
1	1	1	1	1
8	4	2	1	1
15	3	1	2	1
22	2	3	2	1
33	1	3	3	1
45	1	3	1	2
47	3	3	1	2
49	1	1	2	2
56	4	2	2	2
64	4	1	3	2
66	2	2	3	2
74	2	1	1	3
89	1	2	2	3
96	4	3	2	3
100	4	1	3	3
103	3	2	3	3

11.3.4.3 Schritt 3: Kopieren des fraktionierten Designs von Auswahlalternative 1 für das Design der Auswahlalternative 2

Da die Probanden bei der Choice-Based-Conjoint-Analyse bei jeder Auswahlentscheidung zwischen zwei Auswahlalternativen entscheiden müssen, wird das fraktionierte Design der Auswahlalternative 1 in eine zweite Matrix geschrieben, die der Matrix alt2 zugewiesen wird. Somit sind nun zwei identische fraktionierte Designs (alt1 und alt2) als Matrix vorhanden.

```
alt2 <- alt1
```

11.3.4.4 Schritt 4: Erstellung von finalen Choice-Sets mithilfe von Zufallszahlen

Würde man nun diese zwei fraktionierten Designs als Vorlage für die Entscheidungssituation bei den Probanden verwenden, müssten bei allen 16 Auswahlentscheidungen die gleichen Alternativen vorgelegt werden. Aus diesem Grund werden bei beiden Matrizen Zufallszahlen je Zeile generiert, die in eine weitere Spalte z (Zufallszahl) je Matrix geschrieben werden. Beide Matrizen werden in einem letzten Schritt auf Basis der je Zeile zugeordneten Zufallszahlen mit dem Argument „order“ aufsteigend sortiert.

Quelltext

```
alt1 <- transform(alt1,z1=runif(16))
alt2 <- transform(alt2,z2=runif(16))
alt1_sort <- alt1[order(alt1$z1),]
alt2_sort <- alt2[order(alt2$z2),]
alt1_sort
alt2_sort
```

The figure shows four RStudio windows arranged in a 2x2 grid. The top row shows the transformation of 'alt1' into 'alt1_sort', and the bottom row shows the transformation of 'alt2' into 'alt2_sort'. Blue arrows point from the left windows to the right windows.

alt1

	Ort	SL	ML	Unt	z1
1	1	1	1	1	0.991988726
8	4	2	1	1	0.200443716
15	3	1	2	1	0.024326878
22	2	3	2	1	0.026332645
33	1	3	3	1	0.006721412
45	1	3	1	2	0.591650470
47	3	3	1	2	0.269644150
49	1	1	2	2	0.876851384
56	4	2	2	2	0.758686919
64	4	1	3	2	0.706909481
66	2	2	3	2	0.597378352
74	2	1	1	3	0.877162066
89	1	2	2	3	0.552909261
96	4	3	2	3	0.798375591
100	4	1	3	3	0.936571233
103	3	2	3	3	0.695849171

alt1_sort

	Ort	SL	ML	Unt	z1
33	1	3	3	1	0.006721412
15	3	1	2	1	0.024326878
22	2	3	2	1	0.026332645
8	4	2	1	1	0.200443716
47	3	3	1	2	0.269644150
89	1	2	2	3	0.552909261
45	1	3	1	2	0.591650470
66	2	2	3	2	0.597378352
103	3	2	3	3	0.695849171
64	4	1	3	2	0.706909481
56	4	2	2	2	0.758686919
96	4	3	2	3	0.798375591
49	1	1	2	2	0.876851384
74	2	1	1	3	0.877162066
100	4	1	3	3	0.936571233
1	1	1	1	1	0.991988726

alt2

	Ort	SL	ML	Unt	z2
1	1	1	1	1	0.64408133
8	4	2	1	1	0.76833706
15	3	1	2	1	0.45675145
22	2	3	2	1	0.89802574
33	1	3	3	1	0.87132066
45	1	3	1	2	0.92317763
47	3	3	1	2	0.09334121
49	1	1	2	2	0.43730748
56	4	2	2	2	0.01468773
64	4	1	3	2	0.74790253
66	2	2	3	2	0.16373591
74	2	1	1	3	0.70464075
89	1	2	2	3	0.54972278
96	4	3	2	3	0.14596041
100	4	1	3	3	0.07356267
103	3	2	3	3	0.98235841

alt2_sort

	Ort	SL	ML	Unt	z2
56	4	2	2	2	0.01468773
100	4	1	3	3	0.07356267
47	3	3	1	2	0.09334121
96	4	3	2	3	0.14596041
66	2	2	3	2	0.16373591
49	1	1	2	2	0.43730748
15	3	1	2	1	0.45675145
89	1	2	2	3	0.54972278
1	1	1	1	1	0.64408133
74	2	1	1	3	0.70464075
64	4	1	3	2	0.74790253
8	4	2	1	1	0.76833706
33	1	3	3	1	0.87132066
22	2	3	2	1	0.89802574
45	1	3	1	2	0.92317763
103	3	2	3	3	0.98235841

Abb. 11.3 Fraktionierte Designs für Auswahlalternative 1 und Auswahlalternative 2

Die nun erhaltenen Designs alt1_sort und alt2_sort können sodann für die Auswahlentscheidungen verwendet werden. Sollten eine oder mehrere Zeilen gleiche Stimuli aufweisen, muss Schritt 4 so oft wiederholt werden, bis jedes Choice-Set aus unterschiedlichen Stimuli besteht. Im vorliegenden Fall wurde Schritt 4 insgesamt drei Mal durchgeführt, bis eine zufriedenstellende Lösung gefunden wurde (vgl. Abb. 11.3).

11.3.5 Recodierung der Merkmalsausprägungen

Um die Choice-Sets der 16 Auswahlentscheidungen für die Vorlage bei den Probanden zu bilden, werden die Codierungen aus Tab. 11.3 wieder recodiert, sodass je Choice-Set zwei unterschiedliche Stimuli zur Verfügung stehen (siehe Tab. 11.4 und 11.5).

Tab. 11.4 Stimuli bei Auswahlentscheidung 1

Frage	Ort	SL	ML	Unt
1	Präsenz	Wiki	Podcast	Papier
2	Online-Präsenz	Social Community	Lern-App	Papier
3	Präsenz-Online	Wiki	Lern-App	Papier
4	Online	Blog	Mobile Device	Papier
5	Online-Präsenz	Wiki	Mobile Device	Digital
6	Präsenz	Blog	Lern-App	Papier & digital
7	Präsenz	Wiki	Mobile Device	Digital
8	Präsenz-Online	Blog	Podcast	Digital
9	Online-Präsenz	Blog	Podcast	Papier & digital
10	Online	Social Community	Podcast	Digital
11	Online	Blog	Lern-App	Digital
12	Online	Wiki	Lern-App	Papier & digital
13	Präsenz	Social Community	Lern-App	Digital
14	Präsenz-Online	Social Community	Mobile Device	Papier & digital
15	Online	Social Community	Podcast	Papier & digital
16	Präsenz	Social Community	Mobile Device	Papier

Tab. 11.5 Stimuli bei Auswahlentscheidung 2

Frage	Ort	SL	ML	Unt
1	Online	Blog	Lern-App	Digital
2	Online	Social Community	Podcast	Papier & digital
3	Online-Präsenz	Wiki	Mobile Device	Digital
4	Online	Wiki	Lern-App	Papier & digital
5	Präsenz-Online	Blog	Podcast	Digital
6	Präsenz	Social Community	Lern-App	Digital
7	Online-Präsenz	Social Community	Lern-App	Papier
8	Präsenz	Blog	Lern-App	Papier & digital
9	Präsenz	Social Community	Mobile Device	Papier
10	Präsenz-Online	Social Community	Mobile Device	Papier & digital
11	Online	Social Community	Podcast	Digital
12	Online	Blog	Mobile Device	Papier
13	Präsenz	Wiki	Podcast	Papier
14	Präsenz-Online	Wiki	Lern-App	Papier
15	Präsenz	Wiki	Mobile Device	Digital
16	Online-Präsenz	Blog	Podcast	Papier & digital

11.3.6 Präsentation der Stimuli bei den Befragungsteilnehmern

Nachdem die Stimuli anhand des experimentellen Designs festgelegt wurden, muss die Entscheidung getroffen werden, in welcher Form diese den Probanden präsentiert werden. Dies kann, wie in Tab. 11.6 ersichtlich, auf unterschiedliche Art und Weise erfolgen.

Bei der vorliegenden Problemstellung und dem Zugang zur Stichprobe bietet es sich an, die Choice-Sets auf DIN-A4-Seiten abzubilden. Auf einer Seite sind jeweils beide Auswahlalternativen abgebildet. Die Seminar-konzepte beider Alternativen sind mit einem broschürentypischen Layout gestaltet, sodass die Beschreibung des jeweiligen Seminar-konzepts realitätsnah wirkt. Die Auswahl der Layouts wurde im Rahmen einer Vorstudie mit 10 Mitarbeitern der TÜV SÜD Akademie getestet und für geeignet empfunden. Diese Layouts wurden nun mit den Merkmalsausprägungen aus dem recodierten fraktionierten Design versehen, sodass insgesamt 32 Flyerimitationen erstellt wurden. Abbildung 11.4 zeigt das Choice-Set 1, welches den Probanden als erste Auswahlentscheidung vorgelegt wurde. Insgesamt bekam jeder Proband 16 Auswahlentscheidungen, wobei er sich zwischen Alternative 1, Alternative 2 oder „Ich wähle keines der beiden Konzepte“ entscheiden musste. Zusätzlich zu den 16 Entscheidungssituationen erhielten die Probanden eine schriftliche Anleitung, in der neben der Vorgehensweise und dem Ablauf der Untersuchung alle Begrifflichkeiten definiert und erklärt wurden, die wichtig für die genaue Beschreibung der Konzepte sind.

Tab. 11.6 Präsentationsformen bei Conjoint-Analyse für den Probanden. (Quelle: In Anlehnung an Bruschi 2009, S. 83 ff.; Braun 2004, S. 71 f.; Rebhorn et al. 2001, S. 63 f.; Schubert 1991, S. 216 ff.)

Präsentationsform	Vorteile	Nachteile
verbal (mündliche Beschreibung der Produktkonzepte)	flexibel geringer Zeitaufwand (Vorbereitungszeit) telefonische Befragung möglich geringe Kosten	keine Realitätsnähe Informationsüberlastung bei vielen Merkmalen und detaillierten Beschreibungen Positionseffekt
visuell (Abbildungen, Skizzen, Fotos, Grafiken, Zeichnungen, Filme)	geringe Interpretierbarkeit Realitätsnähe abwechslungsreich schnell erfassbar schnell zu bearbeiten	höhere Kosten höherer Zeitaufwand (Vorbereitungszeit) keine telefonische Befragung möglich
physisch (mehrdimensionale Abbildungen, reale Konzeptobjekte, Prototypen)	Realitätsnähe Geschmack, Duft oder Akustik sind zum Beispiel nur physisch präsentierbar	hoher technischer Aufwand hohe Kosten telefonische Befragung nicht möglich



Abb. 11.4 Choice-Set 1 von 16 Choice-Sets

11.3.7 Dateneingabe und Schätzung der Nutzenfunktion mit der Statistik-Software R

Bei der vorliegenden Fallstudie wurden insgesamt 172 Auskunftspersonen befragt. Von jeder Auskunftsperson liegen 16 Entscheidungen zwischen Alternative 1, Alternative 2 oder „Ich wähle keines der beiden Konzepte“ vor. Diese Informationen müssen nun in eine Datenmatrix geschrieben werden, die in einem nächsten Schritt als Dateninput für die Nutzenfunktion verwendet wird.

In Abb. 11.5 sind die Antworten der fünf ersten Entscheidungen der ersten Auskunftsperson und die fünf letzten Entscheidungen der Auskunftsperson Nummer 172 zu sehen. Die Spalte APN setzt sich zusammen aus der Nummer der Auskunftsperson und der Nummer des Choice-Sets. Am Beispiel der letzten Auskunftsperson bedeuten die ersten drei Ziffern die Auskunftsperson Nummer 172 und die letzten zwei Ziffern, die 16, dass es sich um das letzte Choice-Set im Fragebogen handelt. In Spalte E wird die Entscheidung der Probanden gespeichert. Steht in der Zelle eine 1, dann wurde das in dieser Zeile definierte Choice-Set gewählt. Andernfalls enthält die Zelle eine 0 für die Nicht-Wahl. Pro Choice-Set gibt es also genau drei Zeilen. Die erste Zeile jeweils für die Ausprägungen von Alternative 1, die zweite Zeile jeweils für die Alternative 2 und die dritte Zeile für die Nicht-Auswahl. Bei der Spalte K handelt es sich um die spezifische Alternativkonstante, bei der die Ziffer 1 eine Auswahlalternative darstellt und die Ziffer 0 die Nicht-Auswahl. Die Spalten Ort, SL, ML und Unt enthalten die Codierung der jeweiligen vorgelegten Auswahlalternativen (siehe Tab. 11.3 und Abb. 11.3).

	APN	E	K	Ort	SL	ML	Unt
1	101	0	1	1	3	3	1
2	101	1	1	4	2	2	2
3	101	0	0	0	0	0	0
4	102	0	1	3	1	2	1
5	102	1	1	4	1	3	3
6	102	0	0	0	0	0	0
7	103	0	1	2	3	2	1
8	103	1	1	3	3	1	2
9	103	0	0	0	0	0	0
10	104	0	1	4	2	1	1
11	104	1	1	4	3	2	3
12	104	0	0	0	0	0	0
13	105	0	1	3	3	1	2
14	105	1	1	2	2	3	2
15	105	0	0	0	0	0	0

	APN	E	K	Ort	SL	ML	Unt
8242	17212	0	1	4	3	2	3
8243	17212	0	1	4	2	1	1
8244	17212	1	0	0	0	0	0
8245	17213	1	1	1	1	2	2
8246	17213	0	1	1	3	3	1
8247	17213	0	0	0	0	0	0
8248	17214	1	1	2	1	1	3
8249	17214	0	1	2	3	2	1
8250	17214	0	0	0	0	0	0
8251	17215	0	1	4	1	3	3
8252	17215	0	1	1	3	1	2
8253	17215	1	0	0	0	0	0
8254	17216	1	1	1	1	1	1
8255	17216	0	1	3	2	3	3
8256	17216	0	0	0	0	0	0

Abb. 11.5 Auszug der Datenmatrix für die Nutzenschätzung

Für die Schätzung der Nutzenfunktion wird das *R*-Paket „survival“, welches mit dem Befehl `install.packages(„survival“)` in der *R*-Console oder im Skriptfenster des RCommander installiert werden kann (auch hier kann davon ausgegangen werden, dass dieses Paket bereits im RCommander installiert ist). Um das Paket zu laden, wird der Befehl `library(survival)` ausgeführt oder alternativ über die Rcmdr-Menüleiste Extras/Lade Pakete ausgewählt. Die folgenden Schritte können dann über die Ausführung der Skriptbefehle in *R* beziehungsweise im Skriptfenster des RCommander ausgeführt werden.

Zur Schätzung der Nutzenfunktion für Choice-Based-Conjoint-Analysen mit mehr als zwei Alternativen stellt das Verfahren der multinomialen Logit-Analyse das wichtigste Verfahren dar (vgl. Backhaus et al. 2013, S. 190). Mit dem Paket „survival“ wird in *R* mit der Funktion `clogit()` ein konditionales Logit-Modell angewendet. Dabei wird die Wahrscheinlichkeit errechnet, mit der eine gezeigte Produktalternative gewählt wird (vgl. Kaltenborn et al. 2013, S. 45).

Quelltext

```
library(survival)
clogout1 <- clogit(E~K+Ort+SL+ML+Unt+strata(APN), data=Datenmatrix)
clogout1
clogout1$loglik
```

Die Funktion „`clogit`“ hat zwei Argumente. Die Formel für die Modellschätzung und die dafür verwendete Datenmatrix. Das Modell besteht aus einer abhängigen Variablen *E*, mehreren unabhängigen Variablen (*K*, *Ort*, *SL*, *ML*, *Unt*) und der Schichtungsvariable *strata*(*APN*). Die Schätzparameter des Modells werden dem Objekt „`clogout1`“ zugewiesen und bei Ausführung des Skriptbefehls „`clogout1`“ auch im Ausgabefenster angezeigt. In Abb. 11.6 sind die Ergebnisse der Choice-Based-Conjoint-Analyse abgebildet.


```

> clogout1
Call:
clogit(E ~ K + Ort + SL + ML + Unt + strata(APN), data = Datenmatrix)

            coef exp(coef) se(coef)      z      p
K          -0.2031    0.816  0.0940  -2.16 3.1e-02
Ort[T.1]    1.7357    5.673  0.1029  16.88 0.0e+00
Ort[T.2]    1.5758    4.835  0.1045  15.08 0.0e+00
Ort[T.3]    1.6455    5.184  0.0937  17.55 0.0e+00
Ort[T.4]     NA         NA  0.0000     NA    NA
SL[T.1]     0.3188    1.375  0.0684   4.66 3.2e-06
SL[T.2]    -0.1405    0.869  0.0832  -1.69 9.1e-02
SL[T.3]     NA         NA  0.0000     NA    NA
ML[T.1]    -0.2469    0.781  0.0781  -3.16 1.6e-03
ML[T.2]     0.0848    1.089  0.0688   1.23 2.2e-01
ML[T.3]     NA         NA  0.0000     NA    NA
Unt[T.1]   -0.6116    0.542  0.0697  -8.77 0.0e+00
Unt[T.2]   -0.7542    0.470  0.0705 -10.70 0.0e+00
Unt[T.3]     NA         NA  0.0000     NA    NA

Likelihood ratio test=715 on 10 df, p=0 n= 8256, number of events= 2752

> clogout1$loglik
[1] -3023.381 -2666.031

```

Abb. 11.6 Ergebnisse der Parameterschätzung im R-Ausgabefenster

Die Parameter eines Logit-Choice-Modells werden mit der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt, wobei das Ziel die maximale Plausibilität der Daten darstellt (vgl. Backhaus et al. 2013, S. 194). Der Likelihood-Ratio-Test gibt Auskunft über die Güte der Schätzung. Zusätzlich kann in *R* mithilfe des Skriptbefehls „`clogout1$loglik`“ die Ausgabe des log-Likelihood zweier Vergleichsmodelle erfolgen. Als erster Wert wird der Wert für das Null-Modell, als zweiter Wert der Wert für das Modell mit allen unabhängigen Variablen ausgegeben. Beim Null-Modell werden dabei alle unabhängigen Variablen bis auf die Konstante auf null gesetzt.

11.3.8 Interpretation der Ergebnisse der Choice-Based-Conjoint-Analyse

Um die Ergebnisse der Choice-Based-Conjoint-Analyse bei der vorliegenden Fallstudie adäquat beurteilen zu können, werden die Schätzparameter des Logit-Modells und der Likelihood-Ratio-Test betrachtet.

11.3.8.1 Güte des Modells

Die Güte der Schätzung kann durch den Likelihood-Ratio-Test als Anpassungstest beurteilt werden. Dabei wird die Anpassung des Schätzmodells an die tatsächlich beobachteten Werte getestet. Je größer der Prüfwert des Anpassungstests, desto besser ist die Anpassung des Modells an die beobachteten Werte. Der Prüfwert errechnet sich aus der Differenz der beiden Devianzen der Vergleichsmodelle. Die Devianz (Abweichung vom Idealwert) er-

rechnet sich durch das Zweifache des log-Likelihood (vgl. Backhaus et al. 2008, S. 261 f.). Bei den in der Fallstudie geschätzten Parametern stellt das geschätzte Modell eine signifikante Verbesserung gegenüber dem Null-Modell dar (Likelihood-Ratio-Test = 715, $p=0$).

11.3.8.2 Interpretation der Schätzparameter

Aus der Anzahl Zeilen in Abb. 11.6 geht hervor, dass insgesamt 13 Variablen (die 13 Ausprägungsvarianten der 4 Merkmale) in das Schätzmodell aufgenommen wurden. Weiterhin sind in der Abbildung jeweils die Logit-Koeffizienten, die Odds Ratios, die Standardabweichungen, die z -Prüfwerte und die entsprechenden p -Values aufgeführt. Unter den 13 Variablen gibt es 4 Variablen, die eine Ausprägung bei allen Schätzwerten von NA (in *R* Normalerweise „not available“) haben. Diese Variablen stellen die Basiskategorie dar, anhand derer die anderen Variablen und damit die jeweilige Merkmalsausprägung erklärt werden. Die Modellparameter im Einzelnen können wie folgt erklärt werden (vgl. Balderjahn et al. 2009, S. 132 f.; Backhaus et al. 2008, S. 285; Hatzinger et al. 2011, S. 369 ff.):

- In der Spalte „coef“ werden die sogenannten Logit-Koeffizienten ausgegeben, die die logarithmierten Odds darstellen.
- In der Spalte „exp(coef)“ werden die Effekt-Koeffizienten (auch Odds Ratios genannt) ausgegeben, berechnet als Exponentialfunktion aus e^{coef} . Diese dienen als Effektgrößen für die Koeffizienten. Bei nominalen Merkmalen gibt die Odds Ratio einer Variable beziehungsweise Merkmalsausprägung die Chancen des Odds einer Merkmalsausprägung im Vergleich zur Basiskategorie an, also das Chancenverhältnis.
- Die Standardabweichung der Koeffizienten wird in der Spalte se(coef) ausgegeben.
- In der Spalte z wird der Prüfwert z aus der z -Statistik angegeben.
- Mit dem p -Value in der letzten Spalte wird angezeigt, ob die Odds Ratio signifikant von 1 verschieden ist.

Da alle Chancenverhältnisse signifikant von 1 verschieden sind, tragen alle vom Modell geschätzten Parameter zur Erklärung der Entscheidung für ein Seminarconcept mit digitalen Lernformen bei. Es kann nun die Merkmalsausprägung mit dem höchsten Chancenverhältnis im Vergleich zu ihrer Basiskategorie exemplarisch für jedes Merkmal interpretiert werden. Die Odds Ratio von 5,7 beim Merkmal Schulungsort und der Ausprägung „Ausschließlich Präsenzseminar“ signalisiert, dass sich das Chancenverhältnis einer Seminarbuchung um das ca. 5,7-Fache zugunsten des Präsenzseminars im Vergleich zur Basiskategorie Onlineseminar erhöht. Beim Merkmal Social Learning beträgt das Chancenverhältnis von Social Community zur Basiskategorie Wiki das 1,3-Fache. Die Bereitstellung von Lern-Apps beim Merkmal Mobile Learning wird mit einem minimal höheren Chancenverhältnis gesehen als mobile Podcasts. Bei den Unterlagen ist das Chancenverhältnis sowohl bei der Ausprägung Papier als auch digital einzeln geringer als bei der Bereitstellung von Papierunterlagen und digitalen Unterlagen. Das Verhältnis beträgt hier gerundet jeweils 0,5:1.

Tab. 11.7 Präferenztable mit Rangfolge

Merkmal	Präferenzrang 1	Präferenzrang 2	Präferenzrang 3	Präferenzrang 4
Schulungsort	Präsenz	Online-Präsenz	Präsenz-Online	Online
Social Learning	Social Community	Wiki	Blog	
Mobile Learning	Lern-App	Podcasts	Mobile Devices	
Unterlagen	Papier & digital	Papier	Digital	

Tab. 11.8 Relative Wichtigkeit der Merkmale

Merkmal	Spannweite	relative Wichtigkeit
Schulungsort	1,7357	0,52903167
Social Learning	0,4593	0,13999208
Mobile Learning	0,3317	0,10110031
Unterlagen	0,7542	0,22987595
Summe der Spannweiten	3,2809	

Abschließend lässt sich aufgrund der Odds Ratios eine Präferenztable (siehe Tab. 11.7) erstellen, die alle Merkmalsausprägungen je Merkmal in eine Rangfolge bringt und in Relation der Chancenverhältnisse zur Basiskategorie zeigt.

11.3.8.3 Relevanz der Merkmale

Um die Relevanz der Merkmale für die Auswahlwahrscheinlichkeit zu berechnen, müssen lediglich die Spannweiten der Logit-Koeffizienten eines Merkmals ins Verhältnis zur Summe der Spannweiten der Logit-Koeffizienten aller Eigenschaften gesetzt werden. Das Merkmal mit der höchsten Spannweite hat folglich den größten Effekt auf die Auswahlwahrscheinlichkeit eines Seminarangebotes. Änderungen bei dem Merkmal mit dem größten Effekt wirken sich auch am stärksten auf das Verhalten der Kunden aus, da eine Variation der Ausprägung dieses Merkmals einen bedeutsamen Einfluss auf die Höhe des Gesamtnutzenwertes hat (vgl. Balderjahn et al. 2009, S. 134; Backhaus et al. 2008 S. 471 f.).

Die relative Wichtigkeit der einzelnen Merkmale lässt sich demnach entsprechend Tab. 11.8 berechnen.

Eine Änderung der Merkmalsausprägung Schulungsort hätte den größten Einfluss auf die Präferenz für ein Angebot zu einem Seminar mit digitalen Lernformen.

11.4 Fazit

Mit der Statistiksoftware *R* und den Paketen AlgDesign und survival lassen sich durch eine Choice-Based-Conjoint-Analyse Präferenzen erfassen, die für Prognosezwecke verwendet werden können. Es kann beantwortet werden, welches Angebot Personen präferieren und in Zukunft wahrscheinlich auch kaufen werden. Neben den Chancenverhältnissen ei-

ner bestimmten Merkmalsausprägung im Vergleich zu einer Basisausprägung lassen sich mit dieser Methode auch die Relevanz und damit die Wichtigkeit verschiedener Merkmale messen. Dies ist insbesondere dann wichtig, wenn der Anbieter Änderungen an seinem bisherigen Angebot vornehmen möchte oder aber auch Angebote komplett neu gestalten möchte und wissen muss, auf welche Aspekte ein Nachfrager besonders viel Wert legt.

Literatur

- Aizaki, H., & Nashimura, K. (2008). Design and Analysis of Choice Experiments Using R: A Brief Introduction. *Agricultural Information Research*, 17(2), 86–94.
- Backhaus, K., Erichson, B., Plinke, W., & Weiber, R. (2008). *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung* (12. Aufl.). Berlin.
- Backhaus, K., Erichson, B., & Weiber, R. (2013). *Fortgeschrittene Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Berlin.
- Baier, D., & Bruschi, M. (2009). Erfassung von Kundenpräferenzen für Produkte und Dienstleistungen. In D. Baier, & M. Bruschi (Hrsg.), *Conjointanalyse, Methoden – Anwendungen – Praxisbeispiele* (S. 3–18). Berlin.
- Balderjahn, I., Hedergott, D., & Peyer, M. (2009). Choice-Based Conjointanalyse. In D. Baier, & M. Bruschi (Hrsg.), *Conjointanalyse, Methoden – Anwendungen – Praxisbeispiele* (S. 129–146). Berlin.
- Böcker, F. (1994). *Marketing* (5. Aufl.). Stuttgart.
- Braun, C. (2004). *Die Effizienz der Conjoint-Analyse zur Reduktion von Antwort-Verzerrungen in demoskopischen Erhebungen* (1. Aufl.). Frankfurt am Main.
- Brusch, M. (2009). Präsentation der Stimuli bei der Conjointanalyse. In D. Baier, & M. Bruschi (Hrsg.), *Conjointanalyse, Methoden – Anwendungen – Praxisbeispiele*. Berlin.
- Esch, F.-R., Herrmann, A., & Sattler, H. (2011). *Marketing: Eine managementorientierte Einführung*. München.
- Gierl, H. (1995). *Marketing*. Stuttgart.
- Hatzinger, R., Hornik, K., & Nagel, H. (2011). *R Einführung durch angewandte Statistik*. München.
- Johnson, M., & Orme, B. K. (1996). How Many Questions Should You Ask in Choice-Based Conjoint Studies?. In *Sawtooth Software – Research Paper Series*. Orem: Sawtooth Software Inc. . . <http://www.sawtoothsoftware.com/download/techpap/howmanyq.pdf>
- Kaltenborn, T., Fiedler, H., Lanwehr, R., & Melles, T. (2013). Conjoint-Analyse. In W. Matiaske, & M. Spieß (Hrsg.), *Sozialwissenschaftliche Forschungsmethoden*. München.
- Klein, M. (2002). Die Conjoint-Analyse: Eine Einführung in das Verfahren mit einem Ausblick auf mögliche sozialwissenschaftliche Anwendungen. *ZA-Information, Zentralarchiv für Empirische Sozialforschung*, 50, 7–45.
- Meffert, H., Burmann, C., & Kirchgeorg, M. (2012). *Marketing: Grundlagen Marktorientierter Unternehmensführung* (11. Aufl.). Wiesbaden.
- Mühlhaus, D., & Weiber, R. (2009). Auswahl von Eigenschaften und Ausprägungen bei der Conjointanalyse. In D. Baier, & M. Bruschi (Hrsg.), *Conjointanalyse, Methoden – Anwendungen – Praxisbeispiele* (S. 43–58). Berlin.

- Pelz, J. R. (2012). *Aussagefähigkeit und Aussagewilligkeit von Probanden bei der Conjoint-Analyse*. Wiesbaden.
- Rebhorn, S., Stark, B., & Döbler, T. (2001). *Conjoint-Analyse – Eine beispielorientierte Einführung*. Stuttgart.
- Reiners, W. (1996). *Multiattributive Präferenzstrukturmodellierung durch die Conjoint-Analyse*. Münster.
- Schubert, B. (1991). *Entwicklung von Konzepten für Produktinnovationen mittels Conjoint-Analyse*. Stuttgart.
- Selka, S., & Baier, D. (2014). Kommerzielle Anwendung auswahlbasierter Verfahren der Conjointanalyse: Eine empirische Untersuchung zur Validitätsentwicklung. *Marketing ZFP*, 36(1), 54–64.
- Völckner, F., Sattler, H., & Teichert, T. (2008). Wahlbasierte Verfahren der Conjoint-Analyse. In A. Herrmann, C. Homburg, & M. Klarmann (Hrsg.), *Handbuch Marktforschung* (3. Aufl. S. 687–712). Wiesbaden.
- Wheeler, R. E. (2014). *Algorithmic Experimental Design, Package 'AlgDesign'*. <http://cran.r-project.org/web/packages/AlgDesign/AlgDesign.pdf>
- Wulf, S. (2008). *Traditionelle nicht-metrische Conjointanalyse - Ein Verfahrensvergleich* Bd. 15. Berlin.