

# 10. Reageert iedereen anders? Een overzicht van methoden voor het beschrijven van heterogene responsparameters in conjunct meten

B. ARENOE

## SAMENVATTING

Het conjunct meten heeft sinds haar introductie in de jaren zestig een enorme ontwikkeling doorgemaakt. Inmiddels zijn er zoveel verschillende varianten beschikbaar dat veel marktonderzoekers door de bomen het bos niet meer zien. Eén van de dimensies waarop de methoden zich onderscheiden is de manier waarop zij omgaan met verschillen in voorkeuren tussen consumenten. In dit artikel worden de belangrijkste conjunct methoden beschreven aan de hand van de manier waarop zij omgaan met deze individuele verschillen en beoordeeld aan de hand van een aantal criteria. De methoden zullen worden geïllustreerd met een praktische toepassing.

## 1. INLEIDING

Conjunct meten is verreweg de populairste methode voor het analyseren van de afwegingen die consumenten maken bij de aanschaf van producten en diensten (Green, Krieger & Wind 2001; Wittink, Vriens & Burhenne 1994). De kracht van de methode schuilt onder andere in de mogelijkheid om reacties van consumenten op voorgenomen productbeleid te simuleren. Dit productbeleid kan betrekking hebben op modificaties van bestaande producten (merk, prijs, promoties) maar ook op de introductie van volstrekt nieuwe producten in de markt.

Conjunct meten is gebaseerd op de assumptie dat consumenten een product beschouwen als een bundel van producteigenschappen (merk, prijs, etc). Elk van deze eigenschappen ofwel *attributen* levert een bijdrage aan het totale nut van het product zodat:

$$U_i = \sum_{k=1}^K \beta_{ki} X_k \quad (1)$$

Hier is  $U_i$  de *totale nutswaarde* die consument  $i$  toekent aan het product ( $i = 1, \dots, N$ ),  $X_{ki}$  is het  $k$ -de attribuut van in totaal  $K$  attributen en  $\beta_{ki}$  is de responsparameter (ofwel *marginale nutswaarde*) van consument  $i$  voor attribuut  $K$ . Verschillen tussen consumenten manifesteren zich als *heterogene responsparameters* en dit gebeurt als niet alle consumenten dezelfde voorkeur hebben ten aanzien van een bepaald attribuut ( $\beta_{ki} \neq \beta_{kj}$  voor ten minste één  $K$ ). Wanneer bijvoorbeeld consumenten verschillen in prijsgevoeligheid dan zal de waarde van  $\beta_{prijs}$  variëren tussen consumenten.

Waarom is het modelleren van heterogeniteit in nutswaarden van belang?

Een normatief antwoord op deze vraag is dat het ons begrip van de werking van de markt verdiept. Mensen verschillen nu eenmaal van elkaar en het modelleren van deze verschillen geeft ons inzicht in hoe deze verschillen het keuzegedrag beïnvloeden. Het modelleren van heterogeniteit biedt hiermee een basis voor segmentatietechnieken en kan helpen bij de ontwikkeling van gerichte marketingacties (Allenby & Rossi 1999; DeSarbo, Ramaswamy & Cohen 1995). Een meer pragmatisch antwoord op de vraag naar het belang van heterogeniteit is dat uit onderzoek blijkt dat (conjunct) modellen waarin rekening wordt gehouden met heterogeniteit, marktgedrag over het algemeen beter voorspellen dan modellen waarin dit niet gebeurt (Leefflang, Wittink, Wedel & Naert 2000; Orme & Heft 1999; Arenoe 2003). Om de bovenstaande redenen is heterogeniteit in nutswaarden al jaren een belangrijk onderwerp in de conjunct literatuur (Green, Krieger & Wind 2001; Hauser & Rao 2002; Moore, Gray-Lee and Louviere 1996; Vriens, Wedel & Wilms 1996).

Dit artikel geeft een overzicht van de belangrijkste technieken op dit gebied. De methoden die we zullen behandelen zijn *individuele modellering*, *gepoolde modellering*, *finite mixture models* en *random coefficient models*. Hierbij zal worden getoond dat veel populaire conjunct applicaties zoals CVA, ACA, CBC, Latente Klasse Analyse en Hierarchical Bayes gebaseerd zijn op deze methoden.

De opbouw van het artikel is als volgt. Allereerst wordt een theoretisch kader gegeven waarmee de verschillende methoden objectief vergeleken kunnen worden. Dit gebeurt aan de hand van twee criteria: eenvoud en compleetheid. Daarna wordt een beschrijving gegeven van de methoden aan de hand van de besproken criteria. De discussie wordt afgesloten met een overzicht en er wordt een illustratie gegeven aan de hand van een onderzoek naar de aspecten die de keuze voor internet abonnementen bepalen.

In navolging van Allenby en Rossi (1999) worden in dit artikel de verschillende modellen voor heterogeniteit geformuleerd in termen van hun *likelielihoodfunctie*. De *likelielihoodfunctie*  $\ell(\cdot)$  is een functie die de waarschijnlijkheid van de uitkomst van een kansproces beschrijft gegeven (1) bepaalde veronderstellingen over de werking van dit kansproces (gespecificeerd in een model) en (2) een bepaalde parameter set voor dit model. Het kansproces is in dit geval het keuzegedrag van de respondent tijdens de conjunct taken. De parameters die naar verwachting de populatie het beste beschrijven kunnen geschat worden door  $\ell(\cdot)$  te maximaliseren voor een representatieve steekproef. De reden dat de modellen worden beschreven in termen

van hun likelihood is omdat de modellen met name van elkaar verschillen in de manier waarop zij de likelihoodfunctie (en daarmee de voorspellingen) beïnvloeden.

## 2. CRITERIA TER EVALUATIE VAN DE METHODEN

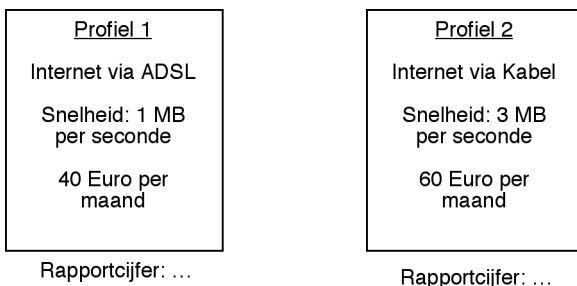
Volgens Little (Little 1970; Leeftang et al. 2000) moeten marketingmodellen onder andere voldoen aan de criteria van eenvoud en compleetheid om succesvol geïmplementeerd te kunnen worden. Hier volgt een overzicht van wat in dit artikel verstaan wordt onder deze criteria in de context van het modelleren van heterogene nutswaarden in conjunct meten.

- *Eenvoud.* Eenvoudige modellen zijn overzichtelijk, makkelijk te communiceren, verkleinen de kans op fouten tijdens de implementatie en richten de aandacht op de kern van het probleem. In de context van dit artikel wordt onder eenvoud verstaan: (1) de eenvoud van de functionele vorm en (2) de eenvoud van de methode waarmee de parameters geschat worden.
- *Compleetheid.* Modellen moeten, hoewel eenvoudig, toch alle relevante aspecten van het probleem bevatten. In de context van dit artikel wordt onder compleetheid verstaan de mate waarin het model rekening houdt met heterogeniteit. Dit betekent dat een model meer compleet is naarmate er meer verschillen tussen consumenten mogelijk zijn: de responsparameters kunnen dan 'vrijer' geschat worden.

Nu volgt de beschrijving van de methoden.

## 3. INDIVIDUELE MODELLERING

In de begindagen van het conjunct meten (jaren zestig en zeventig) stond met betrekking tot de manier van dataverzameling vooral de *full profile* methode centraal. Hierbij evalueert elke respondent een volledige set profielen door elk profiel een rapportcijfer te geven of de profielen te rangordenen naar voorkeur (Green, Krieger & Wind 2001). Een profiel is in dit verband een combinatie van attribuutniveaus die tezamen een bepaald product of dienst representeren. Figuur 1 toont een voorbeeld van twee profielen voor internet abonnementen die zijn gedefinieerd op drie attributen: type aansluiting (ADSL versus Kabel), snelheid (1 MB versus 3 MB per seconde) en kosten (40 Euro versus 60 Euro per maand).



Figuur 1. Voorbeeld van twee profielen voor internet abonnementen.

Door gebruik te maken van *fractional factorial designs* voor de profielen (Addelman 1962) is het mogelijk om voldoende evaluaties per respondent te verkrijgen zodat een apart model voor elke respondent kan worden geschat. Deze modellen worden vervolgens gebruikt om individuele productkeuzes te voorspellen die voor alle individuen bij elkaar worden opgeteld om tot een marktvoorspelling te komen. Bij individuele modellering is de likelihood gedefinieerd als<sup>1</sup>:

$$\ell(\beta_i) = p(y_i | \beta_i) \quad (2)$$

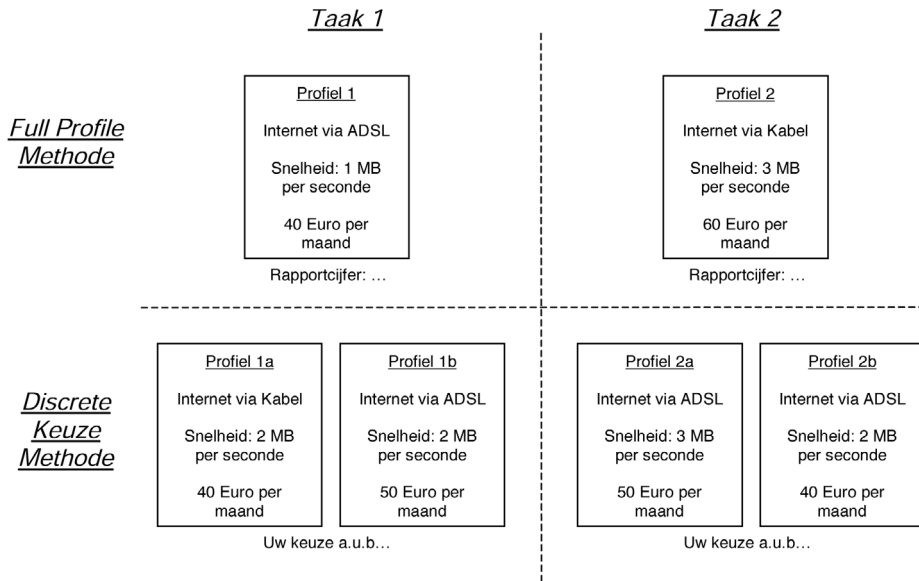
Hier is  $\ell(\beta_i)$  de likelihood voor de individuele parametervector  $\beta_i$  en is  $y_i$  de data voor respondent  $i$ . De likelihood voor een individuele respondent is dus de waarschijnlijkheid van zijn individuele data gegeven een bepaald keuzemodel en een *individuele* parameterset voor dit keuzemodel.

De voordelen van individuele modellering zijn zowel de eenvoud als de compleetheid. De specificatie van het model is eenvoudig en voor de schatting van de parameters kan veelal gebruik worden gemaakt van OLS of maximum likelihood estimation. Het model is compleet omdat de parameters op individueel niveau geschat worden waardoor hun gezamenlijke verdeling volledig vrij is. In theorie is individuele modellering dan ook het meest geprefereerde model voor het beschrijven van heterogeniteit in een populatie. Het model heeft echter als groot nadeel dat het relatief gevoelig is voor overfitting. Dit komt omdat de individuele modellen geschat worden op basis van een gering aantal evaluaties per individu. Hierdoor is de verhouding van het aantal waarnemingen ten opzichte van het aantal parameters over het algemeen klein en de kans op overfitting groot, zelfs bij het gebruik van fractional factorial designs. Individuele modellering blijft daarom veelal beperkt tot toepassingen met relatief weinig attributen (Hauser & Rao 2002).

Een bekende commerciële toepassing van individuele modellering is Sawtooth Software's Conjoint Value Analysis (CVA). Een andere is Sawtooth Software's Adaptive Conjoint Analysis (ACA) waarbij met behulp van zelf gerapporteerde preferenties van de respondent en het optimaal samenstellen van de profielen tijdens het interview toch voldoende informatie per respondent kan worden verkregen voor het schatten van modellen met relatief veel attributen (Sawtooth Software 2006).

## 4. GEPOOLDE MODELLERING

In de jaren tachtig werd discrete keuze analyse populair. In tegenstelling tot de traditionele full profile methode waarbij respondenten één profiel per keer beoordelen maken respondenten bij deze techniek een keuze uit een aantal profielen tegelijk. In figuur 2 worden beide methoden schematisch weergegeven.



Figuur 2. Opbouw van respondenttaken volgens de full profile en de discrete keuze methode.

Bij een gelijkblijvend aantal taken is de mentale belasting voor de respondent dus groter waardoor meestal geen betrouwbare modellen per respondent meer geschat kunnen worden. Onderzoekers werden hierdoor gedwongen tot het aggregeren (*poolen*) van de evaluaties en het formuleren van een model dat de markt als geheel beschrijft. Voor deze gepoolde modellering wordt de likelihood als volgt gedefinieerd:

$$\ell(\beta) = \prod_{i=1}^N p(y_i | \beta) \quad (3)$$

Hier is  $\ell(\beta)$  de likelihood voor een universele parametervector  $\beta$  en is  $y_i$  de data voor respondent  $i$ . De likelihood is hier dus de waarschijnlijkheid van de data voor alle respondenten gegeven een keuzemodel en één universele parameterset die als het ware de *gemiddelde consument* beschrijft. Marktaandeel wordt bepaald als de proporties van de populatie die voor een bepaalde propositie kiezen.

Ook bij gepoolde modellering is de specificatie van het model eenvoudig en kan veelal geschat worden met eenvoudige technieken zoals OLS of maximum likelihood estimation. Het model is echter niet compleet omdat de aanname van identieke

nutswaarden in de meeste gevallen te ver af zal staan van de realiteit. In het model is heterogeniteit tussen consumenten dus niet goed vertegenwoordigd. Het model is echter veel minder gevoelig voor overfitting dan individuele modellering omdat alle waarnemingen in de steekproef gebruikt worden voor het schatten van één set parameters.

De bekendste commerciële toepassing van gepoolde modellering is te vinden in de eerste versies van Sawtooth Software's Choice Based Conjoint (CBC). De laatste jaren wordt door Sawtooth Software het gebruik van het gepoolde model echter afgeraden ten gunste van andere methoden zoals Latente Klasse Analyse (dit is een applicatie die gebruikt maakt van het finite mixture model zoals hieronder beschreven) en Hierarchical Bayes Analysis (Sawtooth Software 2006).

## 5. FINITE MIXTURE MODELS

Halverwege de jaren negentig werd het finite mixture model voorgesteld als reactie op de beperkingen van gepoolde modellering in discrete keuze analyse. In het finite mixture model wordt verondersteld dat de totale koperspopulatie bestaat uit een aantal onderliggende segmenten (Leeftang et al. 2000; Vermunt, Bijmolt & Paas 2006). *Binnen* elk segment gelden identieke nutswaarden maar *tussen* de segmenten zijn de nutswaarden verschillend. De segmenten worden als het ware individueel gemodelleerd, terwijl de respondenten binnen de segmenten gepooled worden. De likelihood voor het finite mixture model wordt als volgt gedefinieerd:

$$\ell(\{\beta_s\}) = \prod_{i=1}^N \sum_{s=1}^S p(y_i | \beta_s) p(i \in s) \quad (4)$$

Hier is  $\ell(\{\beta_s\})$  de likelihood voor  $s$  segmentspecifieke parametervectoren  $\beta_s$ . De accolades geven aan dat deze parameters *gezamenlijk* worden geschat en dus niet apart per segment. Er bestaat dus net als in het gepoolde model slechts één enkele likelihoodfunctie voor de gehele dataset.  $p(i \in s)$  is een discrete kansverdeling die de kans beschrijft dat respondent  $i$  tot segment  $s$  behoort. Deze kansen kunnen geïnterpreteerd worden als de relatieve omvang van de segmenten en zij wegen als het ware de likelihood van de data *volgens elk van de segmenten naar de omvang van deze segmenten*. Schatting van de parameters gebeurt in de meeste gevallen met behulp van maximum likelihood estimation. De optimale gewichten voor de segmenten  $p(\beta_s)$  worden hierbij tegelijkertijd geschat met de responsparameters  $\beta_s$ . Het aantal segmenten  $s$  wordt door de onderzoeker vastgesteld op basis van objectieve of subjectieve criteria. Veelal wordt hiertoe een ratio tussen de modelfit en het aantal parameters in het model geoptimaliseerd (zoals AIC, CAIC of BIC).

De compleetheit van het model is matig. Hoewel het model heterogeniteit van responsparameters toestaat tussen de segmenten worden de responsparameters binnen de segmenten nog steeds homogeen verondersteld. De geldigheid van het model is vooral afhankelijk van de vraag of er daadwerkelijk segmenten in de populatie bestaan (Vriens, Wedel & Wilms 1996). Ook de eenvoud van het model

is matig: vergeleken met het gepoolde en het individuele model is de specificatie en schatting complexer. Een aardige bijkomstigheid van het model is dat het een elegante combinatie oplevert van een conjunct model met een clusteranalyse waarbij de mogelijkheden van beide methoden worden benut.

Finite mixture models zijn in de conjunct literatuur vooral bekend geworden onder de naam Latente Klasse Analyse. Sawtooth Software ontwikkelde een speciale applicatie bij hun CBC software onder de naam Latent Class Analysis (Sawtooth Software 2006).

## 6. RANDOM COEFFICIENT MODELS

In tegenstelling tot geclusterde responsparameters gaat het random coefficient model uit van continue verdeelde responsparameters in de populatie. Hiermee ontwikkelde dit model zich tot de belangrijkste opponent van het finite mixture model. De discussie over welke van de twee de werkelijkheid het beste benadert duurt tot op de dag van vandaag voort (Leeftang et al. 2000; Vriens, Wedel & Wilms 1996). Het antwoord op deze vraag is niet eenduidig en hangt samen met de vraag of er daadwerkelijk segmenten versus continue verdeelde responsparameters bestaan in de onderzochte populatie (Vriens, Wedel & Wilms 1996). De likelihood voor het random coefficient model is als volgt gedefinieerd:

$$\ell(\beta, \sigma) = \prod_{i=1}^N \int p(y_i | \beta_i) p(\beta_i | \beta, \sigma) d\beta_i \quad (5)$$

Hier is  $\ell(\beta, \sigma)$  de likelihood voor de parametervectoren  $\beta$  en  $\sigma$  die de locatie van de responsparameters, respectievelijk de spreiding van de responsparameters in de populatie vertegenwoordigen. De likelihood voor een willekeurige respondent gegeven een bepaalde *individuele* parameterset  $\beta_i$  wordt gegeven door  $p(y_i | \beta_i)$ . De  $\{\beta_i\}$  worden echter niet direct geobserveerd. Hun gezamenlijke verdeling wordt beschreven door de continue kansverdeling  $p(\beta_i | \beta, \sigma)$ . Integratie van deze kansverdeling in de individuele likelihoodfunctie resulteert in het random coefficient model waarin de likelihood voor een respondent met bepaalde responsparameters als het ware gewogen wordt voor de kans dat een dergelijke respondent voorkomt in een populatie met parameters  $\beta$  en  $\sigma$ . De vectoren  $\beta$  en  $\sigma$  worden zodanig geschat dat de likelihood voor de totale dataset maximaal is.

Hoewel voor  $p(\beta_i | \beta, \sigma)$  in principe elke willekeurige kansverdeling gesubstitueerd kan worden, wordt in praktijk meestal gekozen voor verdelingen die leiden tot relatief eenvoudige integralen (zoals bijvoorbeeld normale verdelingen). Desalniettemin leiden zelfs eenvoudige specificaties voor zowel de individuele likelihood als voor de kansverdeling als snel tot dermate complexe integralen dat voor de schatting gebruik moet worden gemaakt van relatief complexe algoritmes zoals simulated maximum likelihood of Bayesiaanse schattingstechnieken (Lancaster 2004; Louviere, Hensher & Swait 2000). Vanwege de complexe specificatie en schatting is het model niet eenvoudig. De compleetheid van het model is matig omdat deze afhangt van het

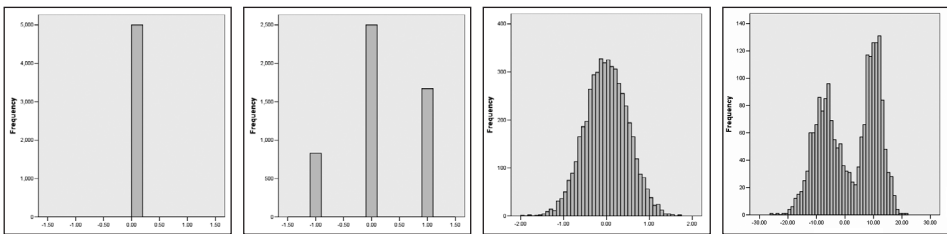
daadwerkelijk bestaan van continue verdeelde responsparameters in de populatie.

Zeer recentelijk heeft een speciale variant van het random coefficient model onder de naam Hierarchical Bayes analysis sterk aan populariteit gewonnen (Allenby, Arora and & Ginter 1995; Lancaster 2004; Sawtooth Software 2006). In Hierarchical Bayes analysis wordt via complexe simulatietechnieken tegelijkertijd één gepoolde model en een individueel model voor elke respondent geschat. De individuele modellen worden geschat op basis van zowel het gepoolde model als de data voor elke respondent waarbij het gepoolde model als een soort ruggengraat fungeert bij de constructie van de individuele modellen. Wanneer een individuele respondent consistent is in zijn antwoorden en/of over relatief veel waarnemingen beschikt dan reflecteert het model in hoge mate zijn individuele gedrag. Was de respondent echter inconsistent in zijn antwoorden en/of beschikt hij over een beperkt aantal waarnemingen dan reflecteert het model meer het gepoolde model. Het gewicht van de beide informatiebronnen (individueel versus gepooled) in de schatting van het individuele model wordt bepaald door de mate van zekerheid die met beide informatiebronnen verkregen kan worden over de parameters.

Hierarchical Bayes modellen zijn technisch zeer complex en we laten de formele notatie hier dan ook achterwege. De mate waarin Hierarchical Bayes modellen compleet zijn hangt af van de hoeveelheid informatie die beschikbaar is per respondent. Hoe meer informatie per respondent, hoe minder de individuele modellen afhankelijk zijn van het gepoolde model en dus hoe vrijer hun gezamenlijke verdeling. Omdat Hierarchical Bayes modellen bekend staan om het feit dat zij meestal al bij zeer weinig informatie per respondent neigen naar een vrije verdeling, evalueren we het Hierarchical Bayes model als compleet.

## 7. SAMENVATTING

Een goed inzicht in de relatie tussen de verschillende modellen kan worden verkregen door de verdelingen voor de responsparameters die zij feitelijk impliceren grafisch weer te geven (zie figuur 3).



*Figuur 3. Vier geïmpliceerde verdelingen van responsparameters voor een gegeven attribuut middels de besproken methoden. Van links naar rechts (1) gepoolde modellering, (2) het finite mixture model, (3) het random coefficient model of het Hierarchical Bayes model met weinig informatie per respondent en (4) individuele modellering of het Hierarchical Bayes model met veel informatie per respondent.*



Van links naar rechts wordt de restrictie op de verdeling van de responsparameters steeds verder losgelaten. Hoewel in gepoolde modellering nog verondersteld wordt dat alle consumenten dezelfde nutswaarde hebben wordt deze restrictie in het finite mixture model en het random coefficient model enigszins losgelaten en vervangen door de aanname van een discrete dan wel continue verdeling. In de individuele modellering wordt de a priori specificatie van de verdeling helemaal losgelaten ten behoeve van een volledig vrije verdeling. Afsluitend worden de sterkten en zwakten van de verschillende methoden nogmaals samengevat (zie tabel 1).

Tabel 1. Evaluatie van de besproken methoden aan de hand van de criteria van Little (1970).

		Modeltypen				
		gepoolde modellering	finite mixture models	random coefficient models	hierarchical bayes models	individuele modellering
Criteria	Eenvoudig	++	+	-	--	++
	Compleet	--	+/-	+/-	+	++

## 8. TOEPASSING

In de onderstaande toepassing worden de volgende modellen geïllustreerd: gepoolde modellering, individuele modellering, het finite mixture model, het random coefficient model en Hierarchical Bayes. Het onderzoek heeft betrekking op de keuze voor internet abonnementen. In totaal hebben 124 respondenten uit het online panel van Lightspeed Research een tiental discrete keuzetaken voorgelegd gekregen als onderdeel van de tweewekelijks uitgevoerde omnibus van Research International. Elke keuzetaak bestond uit drie fictieve internet abonnementen. De attributen, levels en de codering van de dummy variabelen worden getoond in tabel 2.

Tabel 2. Attributen, levels en dummy codering voor de toepassing.

Attribuut	Levels	Dummy variabelen				
		dk1	dk2	ds1	ds2	dt
Kosten	20 euro per maand	0	0			
	30 euro per maand	0	1			
	40 euro per maand	1	0			
Snelheid van de verbinding	1 MB/seconde			0	0	
	3 MB/seconde			0	1	
	5 MB/seconde			1	0	
Type aansluiting	Internet via ADSL					0
	Internet via de kabel					1

De respondenten werd bij elke keuzetaak gevraagd het abonnement te kiezen waar hun voorkeur het meest naar uitging. Voor alle modellen werd het standaard multinomial logit model (Louviere, Hensher & Swait 2000) gebruikt om het individuele keuzeproces te modelleren. Voor het finite mixture model werd een tweetal segmenten gekozen. Bij het random coefficient model en Hierarchical Bayes werd een normale verdeling voor de nutswaarden verondersteld. De geschatte responsparameters en additionele informatie worden getoond in tabel 3 en 4.

Tabel 3 toont per model het gemiddelde en de spreiding van de geschatte responsparameters. Bij de individuele modellen en Hierarchical Bayes betreft het gemiddelde een werkelijk gemiddelde van de puntschattingen van de 124 individuele modellen. De spreiding van deze puntschattingen wordt berekend als de standaarddeviatie van deze puntschattingen. In het gepoolde model wordt slechts één puntschatting berekend voor elke parameter, namelijk voor alle 124 respondenten tezamen. Omdat er slechts één puntschatting wordt berekend per parameter kan de spreiding van de parameters in de steekproef niet als zodanig worden berekend. Voor dit model zijn dan ook alleen de standaardfouten gegeven ter indicatie van de onzekerheid in de puntschattingen. Het schatten van het finite mixture model kan geïnterpreteerd worden als het simultaan schatten van meerdere gepoolde modellen voor verschillende segmenten. In dit geval bleek dat een onderverdeling in twee segmenten de heterogeniteit in de dataset het efficiëntst beschrijft. Voor beide segmenten is een puntschatting gegeven voor elke parameter alsmede de standaardfout van deze puntschatting. Evenals bij het gepoolde model kan de spreiding niet expliciet worden berekend. Het random coefficient model levert een puntschatting voor zowel het gemiddelde als de spreiding van de parameters in de vorm van een *geschat* gemiddelde en een *geschatte* standaarddeviatie. Omdat er geen puntschattingen voorhanden zijn voor de 124 individuele respondenten kunnen het werkelijke gemiddelde en de werkelijke standaarddeviatie niet worden berekend. In plaats daarvan wordt *verondersteld* dat de puntschattingen normaal verdeeld zijn over de respondenten en wordt een gemiddelde en een standaarddeviatie voor deze verdeling geschat die zo goed mogelijk overeenkomen met de geobserveerde data.

Tabel 4 toont verder de volgende informatie voor de vijf modellen: het aantal waarnemingen ( $n$ ), het aantal parameters ( $p$ ), de log-likelihood van een model zonder parameters (LL null), de log-likelihood van het geschatte model (LL) en de goodness-of-fit van het geschatte model in de vorm van de Percent Certainty (Perc. Cert. =  $[LL - LL \text{ null}] / [-L \text{ null}]$ ). De Percent Certainty (Hauser 1978) varieert tussen 0 en 1 en is vergelijkbaar met de  $R^2$ .

Bij de individuele modellen valt direct de grote omvang van de parameters op. In het multinomial logit model is de schaalfactor van de parameters een inverse functie van de spreiding in de errorterm (Louviere, Hensher & Swait 2000) waardoor de grote omvang van de parameters waarschijnlijk indicatief is voor overfitting. Dit wordt ondersteund door een extreem hoge goodness-of-fit (Perc. Cert.=0.975). Zoals gezegd leidt individuele modellering (ondanks het zeer geringe aantal parameters) dus al snel tot overfitting met alle gevolgen van dien voor de betrouwbaarheid van de voorspellingen.

De resultaten geven aan dat respondenten ongeveer evenveel belang hechten aan kosten, snelheid en type aansluiting (het *belang* wordt bij conjunct resultaten meestal gedefinieerd als het verschil tussen de maximale en de minimale responsparameter binnen een attribuut aangezien dit de maximale impact is die wijzigingen binnen het attribuut kunnen hebben op de totale nutswaarde). De richting van de voorkeur is logisch voor snelheid (hogere snelheden worden geprefereerd) maar ten minste twijfelachtig voor kosten aangezien de positieve parameter van 2.41 voor dk2 zou impliceren dat respondenten het betalen van 30 euro zouden prefereren boven het betalen van 20 euro. Mede door het vermoeden van overfitting moeten deze resultaten voorzichtig worden geïnterpreteerd.

De schattingen volgens het gepoolde model zijn een stuk efficiënter. De goodness-of-fit is echter gehalveerd ten opzichte van de individuele modellering en is hiermee de laagste van alle onderzochte modellen. Dit betekent dat de aanname van volledige homogeniteit van voorkeuren in de populatie waarschijnlijk te simplistisch is en dat betere voorspellingen verkregen kunnen worden door rekening te houden met verschillen in voorkeuren tussen individuen. Uit het gepoolde model blijkt duidelijk dat *gemiddeld genomen* in de populatie relatief veel belang wordt gehecht aan lage kosten ( $dk_1 = -1.81$ ) en minder aan hoge snelheden ( $ds_1 = 1.22$ ). Het type verbinding lijkt vrijwel geen rol te spelen ( $dt = 0.25$ ).

Het finite mixture model heeft een hogere fit dan het gepoolde model maar heeft ook meer dan een verdubbeling van het aantal parameters nodig om de segmenten te beschrijven. Segment 1 zou omschreven kunnen worden als de “snelheidsduivels” omdat zij een relatief sterke voorkeur hebben voor snelle verbindingen ( $ds_1 = 2.96$ ) en relatief minder belang hechten aan de kosten ( $dk_1 = -1.39$ ) of het specifieke type van de verbinding ( $dt = -1.96$ ). Aan de andere kant zijn er de “prijsgevoeligen” in segment 2 die een relatief sterke afkeur hebben van hoge kosten ( $dk_1 = -7.04$ ) en relatief weinig belang hechten aan de snelheid ( $ds_2 = 0.93$ ) en het type verbinding ( $dt = 2.57$ ). Het is overigens interessant om een vergelijking te maken tussen het geaggregeerde model en het finite mixture model voor wat betreft het type verbinding. Hoewel voor dit attribuut in het geaggregeerde model een responsparameter van bijna nul werd geschat ( $dt = 0.25$ ), wordt dit in het finite mixture model genuanceerd. Hier blijkt dat de helft van de steekproef in feite ADSL prefereert boven kabel ( $dt = -1.69$  voor segment 1) terwijl de andere helft van de steekproef juist kabel prefereert boven ADSL (2.57 voor segment 2). Het poolen van alle respondenten in één model maskeert deze verschillen. Er wordt netto geen effect gevonden terwijl het attribuut in werkelijkheid wel degelijk van belang is voor respondenten in beide segmenten. Het feit dat de segmenten even groot zijn middelt de tegengestelde effecten uit in het gepoolde model.

Toch lijkt ook het finite mixture model niet de meest optimale voorstelling van zaken te geven. Omdat de segmenten praktisch even groot zijn en omdat twee van de parameters (namelijk pk2 en ps2) niet differentieren tussen de segmenten lijkt een discrete segmentatie niet de meest adequate representatie van het verloop van de heterogeniteit. Het random coefficient model behaalt een betere fit dan het finite mixture model met minder parameters (namelijk tien in plaats van twaalf).

Een normale verdeling van de responsparameters (met de getoonde gemiddelden en standaarddeviaties per responsparameter) representeert de verschillen in voorkeuren dus beter dan een onderverdeling in segmenten. Volgens het random coefficient model wordt het meeste belang gehecht aan kosten gevolgd door snelheid en type aansluiting. De relatief hoge standaarddeviatie voor het type aansluiting (4.24) onderstreept echter ook de conclusie van het finitie mixture model dat de meningen over het type aansluiting dat daadwerkelijk geprefereerd wordt, nogal uiteen lopen.

Tenslotte gaat het Hierarchical Bayes model gepaard met een hoge fit en met een zeer vrije verdeling van de geschatte parameters (niet getoond). De mate van fit ligt tussen die van de individuele modellen en die van het geaggregeerde model en slaat hiermee een brug tussen de beide benaderingen. De resultaten volgens het Hierarchical Bayes model komen in grote lijnen overeen met die van het random coefficient model wat geen verbazing mag wekken gezien hun sterke relatie.

Tabel 3. Gemiddelde en spreiding of standaardfout van de geschatte responsparameters voor de vijf modellen.

para- meters	individuele modellering		gepoolde modellering		finitie mixture model				random coefficient model		Hierarchical Bayes model	
	ge- midd.	std. dev.	ge- midd.	std. error	segment 1		segment 2		ge- midd.	std. dev.	ge- midd.	std. dev.
					ge- midd.	std. error	ge- midd.	std. error.	ge- midd.	std. dev.	ge- midd.	std. dev.
dk1	-32.85	46.73	-1.81	0.10	-1.39	0.24	-7.04	4.30	-7.15	5.08	-7.62	5.16
dk2	2.41	25.93	-0.76	0.07	-1.22	0.62	-1.22	0.60	-1.78	0.00	-2.36	2.86
ds1	37.85	67.33	1.22	0.09	2.96	0.93	0.85	0.45	3.07	2.38	4.66	4.00
ds2	19.97	56.82	0.61	0.09	0.93	0.45	0.93	0.44	1.56	0.00	2.88	2.60
dt	26.51	58.93	0.25	0.07	-1.69	0.38	2.57	0.48	0.73	4.24	0.87	4.49
segment grootte					0.49		0.51					

Tabel 4. Additionele informatie voor de vijf modellen.

statistics	individuele modellering	gepoolde modellering	finitie mixture model	random coefficient model	Hierarchical Bayes
n	10 a	1240	1240	1240	10 a
p	5	5	12	10	5
LL null	-10.99	-1362.28	-1362.28	-1362.28	-1362.28
LL final	-0.28	-1027.55	-1013.84	-1008.30	-219.89
Perc. Cert.	0.975	0.246	0.256	0.260	0.814

<sup>a</sup> Aantal waarnemingen per individueel model.

## 9. TOT SLOT

In dit artikel is een overzicht gegeven van de belangrijkste conjunct methoden om heterogeniteit in nutswaarden te modelleren. De modellen verschillen van elkaar in de *eenvoud* van hun specificatie en de *completeheid* van de achterliggende theorie. Een aantal methoden is geïllustreerd met een praktijkvoorbeeld. Dit artikel kan helpen bij de evaluatie van alternatieve methoden en de selectie van de beste methode voor een specifieke applicatie.

## LITERATUUR

- Addelman, Sidney (1962), "Orthogonal main-effect plans for asymmetrical factorial experiments", *Technometrics*, Vol. 4, p. 21-46.
- Allenby, Greg M. and Rossi, Peter E. (1999), "Marketing Models of Consumer Heterogeneity," *Journal of Econometrics*, 89, (March/April), p. 57-78.
- Allenby, Greg. M., Arora, N., and Ginter, J. L. (1995), "Incorporating Prior Knowledge into the Analysis of Conjoint Studies," *Journal of Marketing Research*, 32 (May) p. 152-62.
- Arenoe, Bjorn (2003), "Determinants of External Validity in CBC", *Sawtooth Software Conference Proceedings*, p. 217-232.
- DeSarbo, W. S., Ramaswamy, V. and Cohen, S. H. (1995), "Market Segmentation with Choice-Based Conjoint Analysis," *Marketing Letters*, 6, p. 137-148.
- Green, Paul E., Krieger, Abba M. and Wind, Yoram J. (2001), "Thirty Years of Conjoint Analysis: Reflections and Prospects", *Interfaces*, 31:3, Part 2 of 2, p. S56-S73.
- Hauser, John R. (1978) "Testing and Accuracy, Usefulness, and Significance of Probabilistic Choice Models: An Information-Theoretic Approach," *Operations Research*, 26, (May-June), p. 406-421
- Hauser, John R. and Rao, Vithala R. (2002), "Conjoint Analysis, Related Modeling, and Applications", *Advances in Marketing Research: Progress and Prospects*.
- Lancaster, Tony (2004), *An Introduction to Modern Bayesian Econometrics*, Blackwell Publishing.
- Leeflang, Peter S.H., Wittink, Dick R., Wedel, Michel and Naert, Philippe A. (2000), *Building Models for Marketing Decisions*, Kluwer Academic Publishers, The Netherlands, p.101-110, 162-163, 451.
- Little, J.D.C. (1970), "Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus", *Management Science*, vol. 16, p. B466-B485
- Louviere, Jorden J., Hensher, David A. and Swait, Joffre D. (2000), *Stated Choice Methods, Analysis and Application*", Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom.
- Moore, W. L., Gray-Lee J. and Louviere J. (1996), "A Cross-Validity Comparison of Conjoint Analysis and Choice Models at Different Levels of Aggregation," *Working Paper*, University of Utah, November.
- Orme, Bryan K. and Heft, Mike (1999), "Predicting Actual Sales with CBC: How Capturing Heterogeneity Improves Results", *Sawtooth Software Conference Proceedings*, p. 183-199
- Sawtooth Software (2006), Technical Paper Index: <http://www.sawtoothsoftware.com/techpap.shtml>
- Vermunt, J.K., Bijmolt, T.H.A and Paas, L.J. (2006), "Multi-niveau latente klasse analyse: Met een toepassing bij het simultaan clusteren van landen en consumenten, *Ontwikkelingen in het marktonderzoek*, Jaarboek 2006, MarktOnderzoekAssociatie, p. 161-173.
- Vriens, M., Wedel, M. and Wilms, T. (1996), "Metric Conjoint Segmentation Methods: A Monte Carlo Comparison," *Journal of Marketing Research*, 33 (February), p. 73-85.
- Wittink, Dick, Vriens, Marco, and Burhenne, Wim (1994), "Commercial use of conjoint in Europe: Results and critical reflections," *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 11, p. 41-52.

## NOTEN

- 1 De index  $k$  voor de individuele attributen wordt in het navolgende niet weergegeven. Derhalve wordt  $\beta$  gedefinieerd als een vector van parameters voor de  $K$  attributen.