

TOEPASSINGEN VAN LATENTE KLASSE ANALYSE IN SOCIAAL WETENSCHAPPELIJK ONDERZOEK

Jeroen K. Vermunt*

Inleiding**

Deze rede gaat over een statistische methode genaamd “latente klasse analyse” (vertaling van “latent class analysis”), ook wel aangeduid als mengselmodel (mixture model). Het is één van de onderwerpen waarmee ik me vanaf het moment dat ik begon met afstuderen in de sociale wetenschappen het meest intensief mee bezig heb gehouden. Ik wil u een aantal typen toepassingen laten zien in de sociale wetenschappen. Ik heb niet de pretentie dat u na afloop van deze rede allen specialisten zult zijn en deze methode zelf zult kunnen toepassen. Wat ik wil is dat u zult inzien dat er interessante dingen mee gedaan kunnen worden, en dat de onderzoekers onder u ideeën zullen krijgen voor eigen toepassingen. Hiertoe zal ik een drietal eenvoudige voorbeelden presenteren zonder gebruik te maken van formules. Aan de hand van deze voorbeelden wil ik ook proberen om aan te geven wat mijn specifieke bijdrage aan de verdere ontwikkeling van de techniek is geweest en zal zijn.

Wat is latente klasse analyse? Het is een systematische manier om mensen of andere objecten van onderzoek in te delen in homogene groepen, in hokjes te stoppen. Mensen in hokjes stoppen doen we allemaal in de dagelijkse praktijk. Pubermeisjes beoordelen elkaar op een aantal uiterlijke kenmerken zoals kleding, haardracht, sieraden en make-up gebruik, en concluderen op basis daarvan of een leeftijdsgenoot van het nette (kakker), ordinaire (disco) of alternatieve (punker, alto) type is. Een verkoper maakt een indeling van zijn klanten in groepen of marktsegmenten. Als iemand binnenkomt heeft hij al een bepaald idee wat voor type klant het betreft, en dat idee kan worden verfijnd of bijgesteld naarmate hij meer te weten komt over de klant en zijn wensen. Zowel voor een pubermeisje als voor een verkoper is zo'n indeling in groepen van groot belang.

Ook wetenschappers stoppen mensen in hokjes, of netter gezegd, maken indelingen van onderzoeksobjecten in typen of klassen. Sociologen construeren typologieën van landen, regio's, en culturen, typologieën van levens- of gezinsfasen, typologieën van organisaties, typologieën van relaties tussen personen of organisaties en indelingen in sociale klassen. Ook in de psychologie spelen typologieën een belangrijke rol. Denk niet alleen aan persoonlijkheidstypen (introvert versus extravert) en ontwikkelingsfasen, maar ook aan de aan- of afwezigheid van psychische stoornissen zoals depressie of ADHD (normaal versus abnormaal).

Kenmerkend voor deze typologieën, deze indeling in klassen, is dat het meestal gaat om een kenmerk dat niet direct is waar te nemen. Het gaat dus niet om observeerbare klassen maar om latente klassen. Het beste kan ik dat toelichten aan de hand van een voorbeeld. Stel je wilt vaststellen of iemand depressief is, of de persoon in

* Jeroen Vermunt is hoogleraar Methoden en Technieken en Statistiek aan de Universiteit van Tilburg

** Rede uitgesproken bij de aanvaarding van het ambt van hoogleraar Methoden en Technieken van Sociaal Wetenschappelijk Onderzoek aan de Universiteit van Tilburg op vrijdag 3 oktober 2003

kwestie behoort tot de klasse “depressief ” of de klasse “normaal”. Psychologen doen dat met behulp van een lijst van symptomen. Met andere woorden, men is niet in staat om de indeling direct te maken en maakt daarom gebruik van het feit dat iemand die depressief is (gemiddeld gezien) anders scoort op een aantal gemakkelijk vast te stellen (of te vragen) symptomen dan iemand die normaal is. Deze symptomen zijn onder andere gebrek aan eetlust, slapeloosheid, gebrek aan energie, gebrek aan enthousiasme en hopeloosheid. Men gaat ervan uit dat iemand die depressief is een grotere kans heeft op deze symptomen dan iemand die niet depressief is. Het zal duidelijk zijn dat niet iedereen die gebrek aan eetlust heeft depressief is en dat ook andersom niet iedereen die depressief is perse gebrek aan eetlust moet hebben. We zeggen dan dat de relatie tussen depressie en de symptomen probabilistisch is.

De klassieke toepassing van latent class (LC) analysis is nagaan of de veronderstelling met betrekking tot de relatie tussen een latente kenmerk (depressie) en een aantal waargenomen kenmerken (symptomen) klopt. Voor het uitvoeren van zo’n analyse heb je gegevens van een redelijk groot aantal personen nodig, bijvoorbeeld 500 of 1000. De analyse levert ook informatie op over de wijze waarop je op basis van de waargenomen kenmerken iets kunt zeggen over het onderliggende latente kenmerk. Wanneer concludeer je nu dat iemand depressief is?

Voordat ik een aantal concrete voorbeelden van latente klasse analyses bespreek, wil ik eerst iets zeggen over de historie van de methode.

2 Geschiedenis

Latente klasse analyse is geen nieuwe techniek. Het tegendeel is waar. Hoewel het nog steeds niet erg bekend is bij de gewone onderzoeker, bestaat het al heel lang. Rond 1950 werd de methode bedacht door de socioloog en sociaal-psycholoog Paul Lazarsfeld, één van de onderzoekers die als methodoloog meewerkte aan het project “Studies in Social Psychology in World War II”, ook wel bekend als het “American Soldier” project. In “Measurement and Prediction” – één van de vier delen van de belangrijkste publicatie over deze studie – dat verscheen in 1950 geeft hij een zeer uitgebreide verantwoordingen voor en beschrijving van het latente klasse model. Het ging hem om een toepassing die vergelijkbaar is met het voorbeeld met betrekking tot depressie, namelijk op de theoretisch meest verantwoorde manier iets zeggen over een latent onderliggend kenmerk op basis van een aantal waargenomen antwoorden. Als voorbeelden gebruikte hij “etnocentrisme”, “attitude ten opzichte van het leger als werkgever”, “neuroticisme”, en “tevredenheid met het werk”. Iedereen die de moeite neemt om deze prachtige bijdrage te lezen zal opvallen dat Lazarsfeld conceptueel gezien zijn tijd ver vooruit was. Wat echter ook opvalt is dat hij overdreven veel aandacht besteedt aan de door hem gehanteerde rekenmethode die zodanige tekortkomingen had dat de praktische toepassing van latente klasse analyse nog niet echt mogelijk was. Dit is natuurlijk voornamelijk te wijten aan de reken capaciteit van de computers uit die tijd.

In de jaren 50 zijn er een aantal artikelen verschenen in het tijdschrift Psychometrika, waarin betere rekenmethoden werden voorgesteld (Green, Anderson, Gibson, McHugh). Deze zorgden echter niet voor een doorbraak. In 1968 verscheen het boek “Latent structure analysis” van Paul Lazarsfeld en zijn student William Henry. Ook daarin wordt het rekenprobleem niet echt opgelost. Wel werd ingegaan op een aantal nieuwe ontwikkelingen zoals latent klasse analyse voor metrische indicatoren (Gibson, 1959) en voor longitudinale data (Wiggins, 1955).

Vermeldenswaardig is dat begin jaren 60 latente klasse analyse overwaaide naar Tilburg. Een belangrijk deel van het proefschrift van Philippe Stouthard (1965) – de grondlegger van de methodologie in Tilburg – betref dit thema (LC analysis: een toepassing). Emanuel Bijnen – zijn toenmalige assistent en later ook hoogleraar bij de vakgroep methoden en technieken – wordt door Stouthard in het voorwoord bedankt voor het door hem verrichte rekenwerk. Tilburg was er dus al heel vroeg bij, zo ongeveer in de periode dat ik ben geboren.

De echte doorbraak voor LC analysis kwam door het werk van Leo Goodman (1974a, 1974b) en zijn student Shelby Haberman begin jaren 70 aan de Universiteit van Chicago. Zij ontwikkelden de algoritmes die tot de dag vandaag de kern vormen van computerprogramma's voor LC analysis. Het is aardig om te vermelden dat Leo Goodman zowel socioloog als statisticus is. Daardoor was hij goed op de hoogte van het werk van Lazarsfeld en zag hij in dat LC analysis een relevante techniek zou kunnen zijn voor sociologen. Hij publiceerde zijn bijdragen zowel in sociologische als in statistische tijdschriften

Begin jaren 80 gingen ook andere groepen zich bezig houden met LC analysis. Dat waren onder andere Goodman's ex-studenten (o.a. Clogg en McCutcheon), een aantal onderwijskundigen (o.a. Dayton en McReady), de groep van Rost en Langeheine bij het IPN in Kiel, en de psycholoog Formann in Wenen. Ook Tilburg ging toen een zeer prominente rol spelen. Voortbouwend op het werk van Goodman, zette Jacques Hagenaars Tilburg definitief op de LC analysis kaart via een aantal belangrijke uitbreidingen (locale afhankelijkheden, 1988; Lisrel-achtig framework, 1990, 1993) en met een eigen software project (LCAG). Nadien zijn ook Marcel Croon (rangorde data, 1989; ordinale data, 1990), Ton Heinen (1996, relatie met latente trekken modellen) en Ruud Luijkx (1994, ontwikkeling software en toepassingen in mobiliteitsonderzoek) zich met LC analysis gaan bezig houden. Ik ben er zelf voor het eerst in mee aanraking gekomen toen ik in 1987 begon met afstuderen bij Hagenaars (Vermunt, 1988). De bijdragen die ik sindsdien aan het veld heb geleverd, bouwen voort op een lange Tilburgse traditie.

In een historisch overzicht tot en met het einde van de jaren 80 vraagt William Henry (ex-student van Lazarsfeld) zich af: "waar blijven de toepassingen?" Dat is inderdaad een hele goed vraag. Tussen 1950 en 1990 zijn er hele mooi dingen ontwikkeld, maar vrijwel niemand maakte er gebruik van. De laatste tien jaar zien we echter een kentering. Een zoekopdracht in Web of Science op het onderwerp "latent class" en "finite mixture" leverde 10 hits op voor het jaar 1990 en 97 tot en met september 2003. Voor heel 2003 zullen dat er waarschijnlijk ongeveer 130 worden. Dit is een flinke toename in iets meer dan 10 jaar tijd. Één van de redenen is dat het toepassen van LC vandaag de dag zeer eenvoudig is: met de huidige snelle computers en Windows programma's zoals Latent GOLD (Vermunt en Magidson, 2000) is er geen enkele reden meer om de methode niet te gebruiken als ze de meest geschikte is. Het allerbeste zou natuurlijk zijn wanneer LC een module zou worden in SPSS of SAS. Overigens zien we niet alleen meer toepassingen, maar ook veel meer methodologische bijdragen vanuit allerlei velden zoals marketing, biomedische wetenschappen, en artificiële intelligentie. Bovendien wordt LC ook steeds meer gebruikt in commerciële toepassingen, met name in marktonderzoek.

Het gegeven dat er bijna 50 jaar overeen is gegaan voordat deze mooie techniek werkelijk gebruik ging worden, geeft aan dat de diffusie van kennis in het algemeen een methoden van onderzoek in het bijzonder soms heel langzaam gaat.

3 Eerste toepassing

De eerste toepassing die ik me u wil bespreken betreft een onderzoek naar de arbeidsomstandigheden van 900 werknemers in een aantal verpleeg- en verzorgings-
tehuizen. De gegevens komen uit het promotieonderzoek van Heleen van Mierlo (2003) van de Technische Universiteit Eindhoven. In haar onderzoek maak ze gebruik van de VBBA vragenlijst die is ontwikkeld door Mark van Veldhoven, sinds een paar jaar werkzaam bij het departement Personeelwetenschappen. In de vragenlijst komen allerlei aspecten van de werksituatie aan bod. Eén van die aspecten is afwisseling in het werk.

Of iemand voldoende afwisseling heeft in zijn/haar werk zou je in principe direct kunnen vragen. De door onderzoekers gehanteerde definitie van dit begrip is echter breder dan de ondervraagde zou kunnen bevroeden. Het beste kan ik dat laten zien door u de vragen voor te leggen. Het betreft de vragen:

1. Moet u in uw werk telkens dezelfde dingen doen?
2. Is voor uw werk creativiteit vereist?
3. Is uw werk gevarieerd?
4. Doet uw werk voldoende beroep op al uw vaardigheden en capaciteiten?
5. Heeft u in uw werk voldoende afwisseling?

Een gegeven antwoord kan duiden op voldoende variatie – nee bij 1 vraag en ja bij de andere vragen – of op onvoldoende variatie – ja bij vraag 1 en nee bij de andere vragen. Ik ga er vanuit dat het doel van de analyse is een diagnose te stellen op individueel niveau. Met andere woorden, we willen voor iedere medewerker vaststellen of zijn/haar werk voldoende gevarieerd is.

Tabel 1: *Verdeling van het totaal aantal positieve antwoorden*

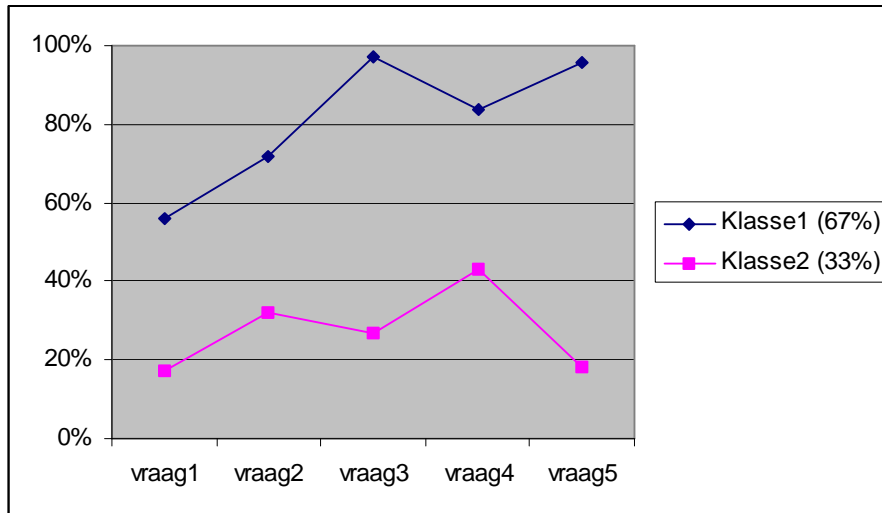
Aantal positieve antwoorden	Percentage
0	6%
1	14%
2	10%
3	19%
4	29%
5	22%

Tabel 1 geeft een eerste indruk van de antwoorden die zijn gegeven. Het betreft de verdeling van de respondenten naar het aantal positieve antwoorden. 22 procent van de ondervraagde medewerkers geeft 5 keer een antwoord dat in overeenstemming is met voldoende variatie in het werk. Het zal duidelijk zijn dat deze mensen behoren tot de klasse “voldoende afwisseling”. 6% geeft enkel negatieve antwoorden en heeft dus duidelijk werk dat niet voldoende gevarieerd is. Een hele grote groep (72%) geeft gemengde (“inconsistente”) antwoorden. Dit is geen probleem: de aanname van een onderzoeker die een schaal als deze construeert is niet dat men perse 5 plussen of 5 minnen moet hebben, maar dat iemand met voldoende afwisseling een grotere kans heeft op een plus bij elk van de vragen dan iemand met onvoldoende variatie (om een voldoende te halen bij een proefwerk hoeft je ook niet alle vragen goed te beantwoorden, sommige vragen zijn immers moeilijker dan andere). Die aanname kunnen we met behulp van latent klasse analyse toetsen. Het betreft dan ook een confirmatorische analyse waarin we nagaan of de vijf gestelde vragen hetzelfde

meten. Dit is een voorbeeld van een klassieke toepassing van latent klasse analyse à la Lazarsfeld.

Bij toepassing van het LC model blijkt de aanname te kloppen. Bovendien blijken 2 latente klassen voldoende te zijn. Wat ik niet verteld heb, is dat de oorspronkelijk schaal nog een zesde vraag bevatte: “Vraagt uw werk een eigen inbreng?” Latente klasse analyse toonde aan dat die vraag beter weggelaten kan worden vanwege een te grote overlap met vraag 2. Figuur 1 vat de resultaten verkregen met de set van vijf vragen samen.

Figuur 2: Kans op een positief antwoord voor de twee latente klassen



De bovenste lijn geeft de kans op een positief antwoord weer op de vijf vragen voor klasse 1, en de onderste lijn voor klasse 2. Degenen die behoren tot klasse 1 (voldoende variatie) hebben inderdaad een veel grotere kans op een positief antwoord op elk van de vragen dan klasse 2 (onvoldoende variatie). Als u goed naar de grafiek kijkt, kunt u zien dat de verschillen tussen de twee groepen groter zijn bij vragen 3 en 5 dan bij de andere vragen.

Wat ons rest is te voorspellen tot welke klasse een persoon met een bepaald antwoordpatroon behoort, en te bepalen hoe goed die voorspelling is. Een naïeve procedure die door de meeste onderzoeker wordt toegepast in een situatie als deze is een grens trekken bij een bepaald aantal positieve antwoorden. Hier zou men die grens bijvoorbeeld tussen 2 en 3 kunnen leggen. Het voordeel van gebruik van LC analysis is dat het niet nodig is om zo'n arbitraire beslissing te nemen. Bovendien krijgt men informatie over de kwaliteit van de voorspelling. In dit voorbeeld verkreeg ik de volgende set beslissingsregels:

- 0 of 1 positieve antwoorden: klasse 2
- 2 positieve antwoorden:
 - o klasse 1 als 3 en 5 positief
 - o anders klasse 2
- 3 positieve antwoorden:
 - o klasse 1 als 3 en 5 positief
 - o klasse 2 als 3 en 5 negatief
 - o anders twijfelgeval
- 4 of 5 positieve antwoorden: klasse 1

Uit deze regels blijkt dat vragen 3 en 5 een groter gewicht hebben dan de drie andere vragen. We kunnen vrijwel iedereen met een grote zekerheid toewijzen aan één van de twee klassen. Enkel wanneer bij 3 plussen inconsistente antwoorden worden gegeven op vragen 3 en 5 weten we het niet meer (50-50 kans op elk van de klassen). 5% van de ondervraagden heeft zo'n antwoordpatroon.

De relatief simpele analyse die ik hier presenteer, kan op allerlei manier worden uitgebreid. Zo kunnen we bijvoorbeeld nagaan of er verschillen zijn tussen mannen/vrouwen, leeftijdsgroepen, functies, etc. Een andere relevante uitbreiding vloeit voort uit structuur van de gegevens: de 900 medewerkers behoren tot een negentigtal zelfsturende teams. We hebben te maken met wat genoemd wordt een multiniveau data set. In een artikel dat dit jaar nog zal verschijnen in *Sociological Methodology* (Vermunt, 2003) geef ik aan hoe de diagnose met betrekking tot afwisseling in het werk kan worden verschoven van het individuele naar het teamniveau.

Bij toepassing van latent klasse analyse als schaaltechniek zijn twee andere belangrijke uitbreidingen de mogelijkheid om, zoals in factor analyse, met meer dan één latente variabele te werken (Magidson en Vermunt, 2001) en om restricties op te leggen aan de relatie tussen de latente en de waargenomen variabelen (Vermunt, 2001).

4 Tweede toepassing

De tweede toepassing die ik met u wil bespreken betreft een LC analyse verricht naar aanleiding van een vraag die Wim Knulst van het departement Vrijtijdwetenschappen mij onlangs stelde. In het tijdsbestedingonderzoek (TBO) van het SCP beantwoorden de deelnemers gedurende een week een groot aantal vragen. Eén van de vragen is:

“In welke mate heeft u zich vandaag gejaagd gevoeld?”

De mogelijke antwoorden zijn “niet gejaagd”, “wel wat gejaagd”, “tamelijk gejaagd”, en “geen opgave”. De twee sterk op elkaar lijkende “wel gejaagd” antwoorden nam de onderzoeker samen. We hebben dus voor elk van 7 dagen van de week – lopend van zondag tot en met zaterdag – een “niet” (0), “wel” (1) of “onbekend” (?) antwoord. Voorbeelden van aangetroffen sequenties zijn te vinden in Tabel 2.

Tabel 2: Vier voorbeelden van waargenomen sequenties

zondag	maandag	dinsdag	woensdag	donderdag	vrijdag	zaterdag
0	1	1	1	0	1	1
1	1	0	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0
0	?	0	1	?	0	0

Wim Knulst wilde weten of deze sequenties geclusterd konden worden in een beperkt aantal groepen. Is het mogelijk om de personen te classificeren op basis van hun antwoordpatronen? Hij dacht bijvoorbeeld aan groepen met een zelfde aantal opeenvolgende dagen van stress. Zijn probleem was dat er zo veel verschillende patronen zijn dat dit clusteren een ondoenlijk opgave leek. Tabel 3 geeft een indruk van de gecompliceerdheid van de gegevens.

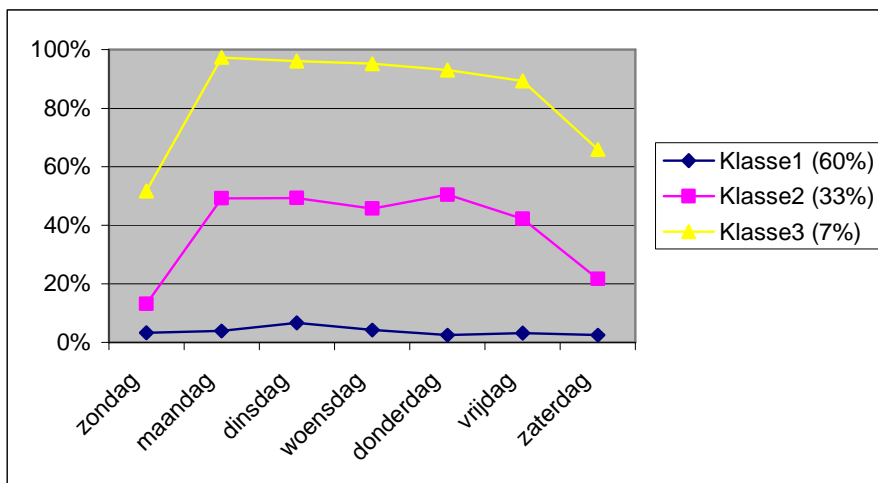
Tabel 3. Typen patronen naar mate van voorkomen en aantal

Patroon	Aantal personen	Aantal verschillende patronen
Geen enkele dag gejaagd	39%	1
Alle 7 dagen gejaagd	2%	1
Ander volledig patroon	44%	96
Onvolledig patroon	18%	133

In totaal zijn er 2^7 ofwel 128 volledig patronen mogelijk. Daarvan komen er 98 in de gegevens voor. Bovendien zijn er nog eens 133 incomplete patronen. Wat opvalt is dat (gelukkig) de grootste groep op geen enkele dag last van stress heeft.

De vraag is hoe in deze chaos wat orde aan te brengen. Hoe ontdekken we enige structuur in de gegeven antwoorden? Latent klasse analyse van deze data bleek een zeer eenvoudige (en goed passende) oplossing te geven waarin de meer dan 200 antwoordpatronen worden teruggebracht tot 3 geordende latente klassen. Figuur 2 geeft weer wat de kans is op gejaagdheid op elk van de dagen van de week voor de 3 latente klassen.

Figuur 2: Kans op gejaagdheid voor de drie klassen



De grootste groep (60%) heeft voor elk van de dagen een zeer kleine kans op gejaagdheid. Deze klasse bestaat uit mensen met ofwel allemaal nullen ofwel een enkele één. De kleinste groep (7%) heeft op de doordeweekse dagen een zeer grote kans op gejaagdheid en zelfs in het weekend komt men niet helemaal tot rust. Klasse 2 zit daar een beetje tussenin. Dat zijn de mensen die een aantal dagen gejaagdheid rapporten, maar vrijwel nooit in het weekend. Het blijkt dus dat de vele patronen van enen en nullen kunnen worden teruggebracht tot iets heel simpels dat bovendien goed (achteraf) te verklaren is, namelijk tot drie groepen met verschillende intensiteiten van gejaagdheid.

Dit voorbeeld verschilt in een drietal opzichten van het vorige. In de eerste plaats gaat het om wat wordt genoemd een exploratieve data analyse: we hadden van tevoren geen idee wat we zouden aantreffen. Één van de zaken waar ik me mee bezig heb gehouden is met het promoten van LC analysis als exploratieve clusteranalyse techniek (Vermunt en Magidson, 2002). Samen met Jay Magidson heb ik varianten

van LC analysis, diagnostische maten en grafische weergaven ontwikkeld die zo'n exploratieve toepassing vergemakkelijken (Magidson en Vermunt, 2001).

Het tweede verschil met het vorige voorbeeld is dat het hier gaat om een analyse van longitudinale data, hetzelfde kenmerk gemeten op verschillende tijdstippen. Toevallig bleek hier het meest eenvoudige LC model de gegevens goed te beschrijven. Vaak zal men echter directe relaties tussen opeenvolgende tijdstippen moeten toestaan: bijvoorbeeld dat gejaagdheid op een bepaalde dag de kans vergroot op gejaagdheid op de volgende dag, zelfs binnen klassen. Omdat de waarnemingsperiode hier heel kort is, is het aannemelijk dat mensen niet van klasse veranderen. Wanneer het echter waarnemingen van 7 opeenvolgende jaren i.p.v. dagen zou betreffen, dan is zo'n aanname natuurlijk niet realistisch, en hebben we een model nodig waarin transities tussen klassen worden toegestaan.

Het derde verschil is dat gejaagdheid wordt gemeten met één enkele vraag of indicator. Het zou ook mogelijk geweest zijn om meerdere indicatoren te gebruiken zoals in het vorige voorbeeld. Bijvoorbeeld, variatie in het werk zou men kunnen meten met tussenpozen van 1 jaar. Men zou kunnen nagaan of er veranderingen optreden en of deze veranderingen samenhangen met persoonskenmerken en mogelijk veranderingen in de werksituatie (Vermunt, Langeheine, Böckenholt, 1999).

5 Derde toepassing

De derde toepassingen die ik wil presenteren is een voorbeeld van wat latent class regression wordt genoemd. Dit is ook een vorm latente klasse analyse, maar wel van een heel andere aard dan in 1950 voorgesteld door Lazarsfeld.

De gegevens komen uit een ontwikkelingspsychologisch experiment dat is uitgevoerd door Samantha Bouwmeester (Bouwmeester, Sijtsma, Vermunt, 2004), één van de promovendi bij ons departement. De thematiek betreft transitief redeneren van kinderen. Één van het type taken die kinderen kregen voorgelegd betrof het beoordelen van de lengte van een drietal stokjes. Uit het gegeven dat het blauwe stokje langer is dan het groene stokje en het groene stokje langer is dan het rode stokje moet het kind afleiden of het blauwe stokje langer of korter is dan het rode stokje. Ofwel, als A groter is dan B ($A > B$) en B groter dan C ($B > C$), wat weten we dan over de relatie tussen A en C ($A ? C$).

Kinderen van groepen 4 tot en met 8 van een aantal basisscholen maakten een zestiental van dit soort taakjes. Via hardop denken werd vastgesteld welke van 12 oplossingsstrategieën de kinderen bij elk van de taakjes gebruikten. Deze 12 manieren van redeneren heb ik teruggebracht tot de volgende drie hoofdtypen:

1. goede redenering,
2. redenering is niet helemaal goed of onvolledig,
3. redenering is helemaal fout of er wordt überhaupt geen gebruik gemaakt van de beschikbare informatie.

Het gaat er dus niet enkel om of het gegeven antwoord juist is, maar ook of de redenering juist is. De 16 taakjes verschillen op een drietal kenmerken:

1. Formaat: $a > b > c$, $a = b = c$, $a > b > c > d > e$ of $a = b < c = d$
2. Wijze van presenteren: simultaan of sequentieel
3. Type inhoud: verbaal (leeftijd) of visueel (lengte)

Door combinatie van de 4 formaten, de 2 wijzen van presenteren en de 2 typen inhoud verkrijgt men de 16 experimentele condities (taakjes). Voor alle onderzoeksobjecten

(kinderen) wordt een meting verricht in elk van deze 16 condities. Wat we willen nagaan is of de drie factoren van invloed zijn op de wijze waarop een taak wordt gemaakt. Dat doen we met behulp van een regressiemodel dat er ietwat vereenvoudigd zo uitziet:

$$\text{Niveau Redenering} = f(\text{Gemiddelde Niveau} + \text{Formaat} + \text{Presentatie} + \text{Inhoud}).$$

Het niveau van de redenering bij een bepaalde taak is een functie van het gemiddelde niveau, het effect van het formaat van de taak, het effect van de presentatievorm en het effect van de inhoud. Het grote verschil tussen LC regressie en gewone regressie analyse is dat we er niet vanuit gaan dat de effecten voor alle kinderen dezelfde zullen zijn. Kinderen behoren tot latente klassen die verschillen wat betreft de coëfficiënten van het regressiemodel. Zo zal het duidelijk zijn dat het gemiddelde niveau van transitief redeneren afhankelijk is van de ontwikkelingsfase waarin een kind zich bevindt. Ook de effecten van taakkenmerken zouden kunnen verschillen tussen ontwikkelingsfasen. Om te verifiëren of de gevonden latente klassen inderdaad fasen van ontwikkeling vertegenwoordigen, gaan we na of klasse lidmaatschap samenhangt met leeftijdsgroep.

Tabel 4: *Beschrijving van de 5 klassen*

	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4	Klasse 5
Omvang Klasse	15%	33%	7%	23%	22%
Gemiddelde Niveau	zeer laag	laag	laag	hoog	zeer hoog
Belang Taakkenmerken					
Formaat	tamelijk	tamelijk	tamelijk	zeer	zeer
Presentatie	tamelijk	tamelijk	zeer	zeer	zeer
Inhoud	niet	beetje	niet	beetje	tamelijk
Leeftijdsgroep					
Gemiddelde	4,9	5,8	5,9	6,7	6,9
Range	4-5	4-7	5-6	5-8	6-8

De verkregen resultaten worden samengevat in Tabel 4. De 5 gevonden latente klassen zijn in de tabel geordend naar niveau van transitief redeneren, van zeer laag naar zeer hoog. Wat ook duidelijk te zien is, is dat het belang van de taakkenmerken toeneemt naarmate het niveau van transitief redeneren toeneemt. Uit het verloop van het belang van “Presentatie” en “Inhoud” tussen klassen en de relatie tussen klasse en leeftijd blijkt dat klassen 2 en 3 twee alternatieve tussenfasen vormen tussen klassen 1 en 4. De twee patronen van ontwikkeling die ik (met enige voorzichtigheid) uit deze resultaten zou afleiden zijn:

- klasse 1 → klasse 2 → klasse 4 → klasse 5,
- klasse 1 → klasse 3 → klasse 4 → klasse 5.

Evenals in de vorige voorbeelden zien we hier dat een nogal complexe data structuur is teruggebracht tot iets relatiefs eenvoudigs.

LC regressie heeft vele toepassingen. De meest populaire is de analyse van gegevens uit keuze experimenten ten behoeve productontwikkeling (Vermunt en Magidson, 2003). De techniek kan ook toegepast worden bij onderzoek naar de effecten van beleidsingrepen, bijvoorbeeld op rookgedrag of milieuvriendelijk gedrag. In feite hebben we te maken met een tweenniveau of random-effect regressie model voor herhaalde metingen. In recente publicaties bestudeer ik de relatie tussen LC

regressie en standaard multiniveau regressiemodellen en stel ik een uitbreiding van LC regressie naar 3 niveaus voor (Vermunt en Van Dijk, 2001; Vermunt, 2004).

6 Rol van een methodoloog

Een methodoloog in een faculteit sociale wetenschappen heeft een ietwat speciale rol. In tegenstelling tot zijn collega's houdt hij zich niet bezig met het vergaren van kennis op het terrein van de sociologie of de psychologie, maar met het verbeteren van de manieren om deze kennis te verwerven. Een methodoloog doet onderzoek naar onderzoeksmethoden. Hij ontwikkelt instrumenten waarmee anderen de kwaliteit van hun onderzoek kunnen verbeteren. De bijdrage van een methodoloog aan de stand van zaken in de sociale wetenschappen is daarom per definitie indirect. We leveren enkel een concrete bijdrage aan de sociologie en de psychologie wanneer anderen de door ons ontwikkelde instrumenten ook werkelijk gaan gebruiken. Dit is een gegeven dat een belangrijke rol speelt in mijn werk.

Ik moet echter oppassen dat ik mijn inbreng niet teveel relativeer. Elke serieuze onderzoeker is zich bewust van het feit dat de keuze van de juiste onderzoeksmethoden cruciaal is voor het succes van zijn werk. Vele ter publicatie aangeboden artikelen worden afgewezen vanwege hun methodologische tekortkomingen. Bovendien ontstaat vaak naar aanleiding van gepubliceerd werk een hevig debat over de mate waarin de bevindingen kunnen worden vertrouwd. Men twijfelt dan aan de gekozen methodologische aanpak. Wat duidelijk zal zijn is dat de kwaliteit van onderzoek sterk samenhangt met de gekozen methodologie.

Methodologie en statistiek is niet enkel een onderzoeksterrein binnen de sociologie en psychologie. Ook in velden als de economie, marketing, biologie, medicijnen, geografie, artificiële intelligentie, etc. wordt methodologisch onderzoek verricht. Eén van de taken van een methodoloog binnen de sociologie en psychologie is om die ontwikkelingen te volgen en na te gaan wat daarvan relevant is voor het eigen vakgebied. Tegelijkertijd is het meegenomen als onze eigen bijdragen ook aanslaan in andere vakgebieden. In mijn onderzoek maak ik veel gebruik van ontwikkelingen in anderen vakgebieden. Daarnaast publiceer ik zo nu en dan in tijdschriften buiten ons vakgebied om de impact van mijn werk te vergroten en te verbreden.

Het is van groot belang dat methodologen samenwerken met inhoudelijke onderzoekers. Dat helpt niet alleen de socioloog of psycholoog in kwestie, het maakt het ook veel eenvoudiger om relevante methodologische onderzoeksthema's te bepalen. De meeste ideeën voor verbetering van latente klasse analyse kwamen voort uit toepassingen waarbij ik op bepaalde beperkingen van de bestaande aanpak stuitte. Samenwerken met inhoudelijke onderzoekers is bovendien een goede manier om te zorgen voor de diffusie van meer geavanceerde methoden en technieken.

7 Dankwoord

Aan het einde van mijn rede gekomen wil ik enkele woorden van dank uitpreken. De positie van hoogleraar is een hele eervolle en verantwoordelijke. Ik bedank het Stichtingsbestuur, het College van Bestuur en het bestuur van de Faculteit Sociale Wetenschappen van de Universiteit Tilburg voor het in mij gestelde vertrouwen.

Waarde Hagenaars, beste Jacques

Dat ik hier nu sta, heb ik grotendeels aan jou te danken. In de eerste plaats ben je natuurlijk mijn leermeester. Ik heb echter niet alleen heel veel over het vak van je

geleerd, je hebt me ook aangestoken met de liefde voor de methoden en technieken. Na mijn afstuderen ben ik je even onttrouw geweest, maar desondanks ontving je me weer met open armen toen ik aangaf alsnog te willen promoveren. Nadat de doctorsbul binnen was, heb je me enorm geholpen met het plannen mijn carrière. Op het juiste moment gaf je aan wat me te doen stond, ook al had ik daar meestal op dat moment helemaal geen zin in. Bedankt voor dit alles.

Waarde Sijsma, beste Klaas

Een jaar of 6 geleden kwam jij als hoogleraar bij onze vakgroep. Je efficiënte manier van werken en je nuchtere kijk op het wetenschapschappelijke bedrijf hebben een enorme invloed op mij gehad. Je gaf me daarmee net het duwtje in de rug dat ik in die tijd nodig had om echt door te breken. Het is dan ook mede dankzij jou dat ik hier nu sta. Bedankt daarvoor. Ik hoop dat we nog lange tijd samen mogen werken.

Beste collega's en oud-collega's van het departement (vakgroep) Methoden en Technieken

Elf jaar geleden ben ik als jonge fanatieke onderzoeker in een zeer stimulerende onderzoeksomgeving gekomen waar bovendien op een prettige manier met elkaar werd samengewerkt. Ik heb heel veel geleerd van de oudere garde. Beetje bij beetje is zowel mijn eigen rol binnen de groep als de samenstelling van de groep sterk veranderd. We hebben op dit moment een hele jonge groep waar het plezierig is om mee te werken en leiding aan te geven.

Lieve Kees en Anneke

Ik weet dat jullie heel trots zijn op wat ik op mijn werk presteer. Dat is op zich meegenomen. Nog belangrijker vind ik dat jullie mijn verrichtingen ook kunnen relativeren en me af en toe een beetje afremmen.

Lieve Harriet, Lisa, Kees, Tuur en Daan

Een warm nest is een goede basis voor academisch succes. Ik heb zo'n warm nest. Ik moet toegeven dat ik door het vele werken niet altijd de vader en man ben die ik zou willen zijn, maar daar schijnen jullie alle begrip voor te hebben.

Ik heb gezegd

Referenties

- Bouwmeester, S., Sijtsma, K., & Vermunt, J.K. (2004)
Latent class regression analysis for describing cognitive developmental phenomena: an application to transitive reasoning. *European Journal of Developmental Psychology*. Te verschijnen.
- Croon, M.A. (1989)
‘Latent class models for the analysis of rankings’, G. De Soete, H. Feger, and K.C. Klauer (eds.), *New developments in psychological choice modeling*, 99-121. Elsevier Science Publishers, North-Holland.
- Croon, M. (1990)
‘Latent class analysis with ordered latent classes’, in: *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 43, 171-192.
- Gibson (1959)
‘Three multivariate models: factor analysis, latent structure analysis, and latent profile analysis’, in: *Psychometrika*, 24, 229-252.
- Goodman, L.A. (1974a)
‘Exploratory latent structure analysis using both identifiable and unidentifiable models’, in: *Biometrika*, 61, 215-231.
- Goodman, L.A. (1974b)
‘The analysis of systems of qualitative variables when some of the variables are unobservable. Part I: A modified latent structure approach’, in: *American Journal of Sociology*, 79, 1179-1259.
- Hagenaars, J.A. (1988)
‘Latent structure models with direct effects between indicators: local dependence models’, in: *Sociological Methods and Research*, 16, 379-405.
- Hagenaars, J.A. (1990)
Categorical longitudinal data – loglinear analysis of panel, trend and cohort data, Newbury Park: Sage.
- Hagenaars, J.A. (1993)
Loglinear models with latent variables, Sage University Paper. Newbury Park: Sage.
- Heinen, T. (1996)
Latent class and discrete latent trait models: similarities and differences, Thousand Oakes: Sage Publications.
- Lazarsfeld, P. F. (1950)
‘The logical and mathematical foundation of latent structure analysis & the interpretation and mathematical foundation of latent structure analysis’, in: S. A. Stouffer et al. (Eds), *Measurement and prediction* (pp. 362–472). Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Lazarsfeld, P.F., & Henry, N.W. (1968)
Latent structure analysis. Boston: Houghton Mifflin.
- Luijkx, R. (1994)
Comparative loglinear analyses of social mobility and heterogamy, Tilburg: Tilburg University Press.
- Magidson, J., & Vermunt, J.K. (2001)
‘Latent class factor and cluster models, bi-plots and related graphical displays’, in: *Sociological Methodology*, 31, 223-264.

- Mierlo, H. van (2003)
Selfmanaging teamwork and psychological well-being, Proefschrift.
 Technische Universiteit Eindhoven.
- Stouthard, Ph. C. (1965)
Data modellen: enkele toepassingen en een methodologische kritiek,
 Proefschrift. Katholieke Hogeschool Tilburg.
- Vermunt, J.K. (1988)
Loglineaire modellen met latente variabelen en missing data,
 Doctoraalscriptie, Katholieke Universiteit Brabant
- Vermunt, J.K. (1997)
Log-linear models for event histories, Thousand Oakes: Sage Publications.
- Vermunt, J.K. (2001)
 'The use restricted latent class models for defining and testing nonparametric and
 parametric IRT models', in: *Applied Psychological Measurement*, 25, 283-294.
- Vermunt, J.K.(2003)
 Multilevel latent class models. *Sociological Methodology*, 33. In druk.
- Vermunt, J.K. (2004)
 An EM algorithm for the estimation of parametric and nonparametric
 hierarchical nonlinear models. *Statistica Neerlandica*. Te verschijnen..
- Vermunt, J.K., & Magidson, J. (2000)
Latent GOLD 2.0 user's guide. Belmont, MA: Statistical Innovations Inc.
- Vermunt, J.K., & Magidson, J. (2002)
 'Latent class cluster analysis', J.A. Hagenars & A.L. McCutcheon (eds.),
Applied latent class analysis, 89-106. Cambridge University Press.
- Vermunt, J.K., & Magidson, J. (2003)
Latent GOLD Choice user's guide. Belmont, MA: Statistical Innovations Inc.
- Vermunt, J.K. & Van Dijk. L. (2001)
 A nonparametric random-coefficients approach: the latent class regression
 model. *Multilevel Modelling Newsletter*, 13, 6-13.
- Wiggins, L.M. (1955)
*Mathematical models for the interpretation of attitude and behavior change:
 The analysis of multi-wave panels*, Unpublished PhD dissertation, New York:
 Columbia University.