

Covariantiestructuuranalyse 1

Inleiding

Anne Boomsma

Vakgroep Statistiek & Meettheorie
Rijksuniversiteit Groningen

April 2, 2008

`csa01.tex`

1

Inleiding in de analyse van covariantiestructuren

‘It’s is a tough game, science, isn’t it?’

Sean Connery (1989)

SAMENVATTING

Er wordt een elementaire inleiding gegeven in de analyse van covariantiestructuren. Typische vragen en assumpties bij dit soort analyses worden geïllustreerd aan de hand van een eenvoudig, deels fictief model uit de ontwikkelingspsychologie. Twee hoofdkenmerken van het LISREL-model worden behandeld: het verschil tussen latente en geobserveerde variabelen, en het verschil tussen het latente-variabelen- en het meetgedeelte in modellen voor gerichte samenhangen. De kern van een aantal cruciale statistische vragen wordt kort geschetst.

Er zijn referenties naar recente ontwikkelingen rond het LISREL-programma, naast de vermelding van kenmerken van de corresponderende preprocessor PRELIS. De hoofdzaken van de literatuur (tekstboeken en introducties) in dit gebied van statistische analyse worden in een bijlage gepresenteerd.

1.1 Gerichte samenhang tussen verschijnselen

In de wetenschap gaat het in essentie om het leggen van verbanden tussen empirische verschijnselen. Zo is men in de ontwikkelingspsychologie bijvoorbeeld geïnteresseerd in de samenhang tussen specifieke ontwikkelingsaspecten en specifieke interne en/of externe factoren, waarvan de factor tijd er één is. Laten we

ter concretisering eens gaan kijken naar de ontwikkeling van intelligentie en haar samenhang met het sociaal-economisch milieu.

Vanuit theoretische overwegingen heeft een ontwikkelingspsycholoog daar bepaalde ideeën over. [Guldemond, Meijnen en Boomsma (1989) beschouwen in dat verband, naast structurele gezinskenmerken, ook gezinsculturele factoren en schoolvariabelen.] Hij neemt in de eerste plaats aan dat de intelligentie van een kind geen vast gegeven is, maar dat ze in de loop der tijd, binnen bepaalde leeftijdsgrenzen, zal groeien. Hier wordt dus een samenhang tussen intelligentie op verschillende tijdstippen verondersteld. In de tweede plaats neemt hij niet zonder reden aan dat de intelligentie van kinderen in een hoger sociaal milieu sneller zal groeien dan die van kinderen in een lager sociaal milieu.

Er wordt op deze wijze een samenhang tussen een aantal theoretische constructen gepostuleerd, en wel die tussen eerdere intelligentie en latere intelligentie, kortweg intelligentie-ontwikkeling, en sociaal milieu. Die veronderstelde samenhang noemen we het *theoretisch model* van de onderzoeker.

Dikwijls gaat het bij het opstellen van een theoretisch model om *gerichte samenhang*. De onderzoeker neemt aan dat de status van het sociaal-economisch milieu van het gezin bepalend is voor de ontwikkeling van de intelligentie van het kind, en niet omgekeerd.

In zo'n theoretisch model worden dus gerichte, hypothetische verbanden (onderlinge afhankelijkheidsrelaties) tussen een aantal theoretische constructen gespecificeerd. Op deze wijze wordt er structuur aangebracht tussen de verschillende verschijnselen of begrippen. Een structureel model is een model voor (gerichte) relaties tussen verschijnselen. Algemeen kan het opstellen van zo'n model in de sociale wetenschappen daarom omschreven worden als het in kaart brengen van *structurele samenhang* tussen sociaal-wetenschappelijke verschijnselen.

Het praktisch belang van het opstellen van een structureel model zou in ons voorbeeld zijn, dat het een ontwikkelingspsycholoog in staat stelt na een statistische analyse uitspraken te doen over de effecten van het sociaal-economisch milieu op de intelligentie-ontwikkeling van kinderen.

In de literatuur staan structurele modellen ook bekend als modellen voor covariantiestructuren (de relaties tussen verschijnselen laten zich vertalen in termen van onderlinge covarianties, of correlaties; de oorsprong van de term ligt bij Bock en Bargmann, 1966) en eenvoudigweg als padmodellen (samenhangen kunnen in de vorm van paden worden afgebeeld; Wright, 1921). Vaak wordt ook de term *causaal model* gehanteerd, maar het gebruik daarvan is nogal omstreden. Zie bijvoorbeeld Cliff (1983), De Leeuw (1985), Holland (1986), Freedman (1987, 1991), Glymour, Scheines, Spirtes en Kelly (1987), Smaling en Mooijaart (1987), Berk (1988), Bollen (1989), Bullock, Harlow en Mulaik (1994), Sobel (1994, 1995, 1996,

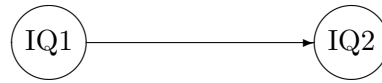


Figure 1.1. De gerichte samenhang tussen de intelligentie van een kind op twee tijdstippen: IQ1 en IQ2.

2000), McKim en Turner (1997) en Pearl (2001) over causaliteitsvraagstukken bij covariantiestructuuranalyse (CSA).

Structurele modellen worden, zoals zojuist reeds gesuggereerd, vaak grafisch weergegeven. De ontwikkeling van de intelligentie, dat wil zeggen de gerichte samenhang tussen intelligentie op twee tijdstippen, is in Figuur 1.1 afgebeeld.

Met betrekking tot de relatie tussen het intelligentieniveau op tijdstip 1 (IQ1) en dat op het latere tijdstip 2 (IQ2) veronderstellen we in eerste instantie twee zaken. Ten eerste nemen we aan dat voor een willekeurig kind IQ2 wordt bepaald door IQ1, en niet andersom (de *richting* van de samenhang). Ten tweede nemen we aan dat er een positief verband is tussen de IQ1 en IQ2. Dit betekent, dat als een willekeurig kind A een hoger (lager) IQ1 heeft dan een ander willekeurig kind B, we verwachten dat kind A ook een hoger (lager) IQ2 heeft dan kind B (het *teken* van de samenhang).

Het is mogelijk dat de onderzoeker wat betreft het teken van de samenhang geen expliciete theoretische verwachtingen heeft. Voor de evaluatie van het model is dat geen krachtig uitgangspunt. Als de onderzoeker zich vooraf juist wel uitlaat over dat teken, en de analyse van het gepostuleerde model leidt tot uitkomsten die in tegenspraak zijn met die uitgesproken verwachtingen, impliceert dit direct de verwerping van het theoretisch model.

Zoals eerder aangegeven gaan we er op grond van theoretische overwegingen vanuit, dat het intelligentieniveau ook bepaald wordt door het sociaal-economisch milieu (SEM) van het gezin waarin het kind opgroeit. Die onderlinge samenhang wordt in eerste instantie in Figuur 1.2 weergegeven.

Met betrekking tot de relatie tussen SEM en IQ2 veronderstellen we eveneens twee zaken. Ten eerste nemen we aan dat het sociaal-economisch milieu waarin een kind opgroeit bepalend is voor diens intelligentie-ontwikkeling en niet andersom (de richting van de samenhang). En ten tweede nemen we aan dat er een positieve samenhang bestaat tussen het sociaal-economisch milieu en de intelligentie op tijdstip 2 (het teken van de samenhang).

Als we een theoretisch model nader gaan specificeren, zullen we ook aannames

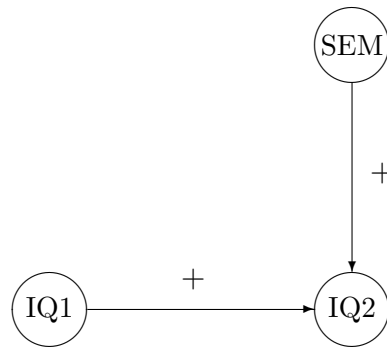


Figure 1.2. De gerichte samenhang tussen IQ1, IQ2 en SEM.

moeten maken over de *aard* van de veronderstelde samenhangen. Hier stelt zich de vraag naar de functionele specificatie van die verbanden: is er bijvoorbeeld sprake van lineaire, kwadratische, of exponentiële samenhang? Behalve over de richting en het teken van de theoretische relaties, moeten we dus veronderstellingen maken omtrent de aard die verbanden.

In de praktijk wordt er vaak van uitgegaan dat de verbanden *lineair* zijn, dus van de vorm $Y = \beta_0 + \beta_1 X$. Eén van de redenen daarvoor is dat de theorie voor deze aard van samenhang goed is ontwikkeld; de meeste rekenprogramma's voor de analyse van covariantiestructuren laten primair lineaire relaties toe. Zie Kenny en Judd (1984), Ping (1995, 1996), Meijerink (1995), Bollen (1995), Jöreskog en Yang (1996), Klein, Moosbrugger, Schermelleh-Engel en Frank (1997), Yang-Jonsson (1997), Meijer (1998, hoofdstuk 6) en Wall en Amemiya (2001) over mogelijke benaderingen van niet-lineaire structurele modellen; in Schumacker en Marcoulides (1998) staat een overzicht van recente ontwikkelingen op dit terrein.

Algemene modellen voor de analyse van gerichte lineaire samenhangen hebben nu twee kenmerken.

- a. Er wordt onderscheid gemaakt tussen *latente variabelen* (hypothetische constructen, theoretische begrippen) en *manifeste variabelen* (geobserveerde variabelen, variabelen zoals in de werkelijkheid waargenomen of gemeten). Over de definities, de rol en de betekenis van latente variabelen in de sociale wetenschappen zijn belangrijke notities gemaakt door Bollen (2002); zie ook Braun, Jackson en Wiley (2002).
- b. Het algemene model valt uiteen in twee deelmodellen. Een *latente-variabelen-model* dat de relaties tussen de latente variabelen beschrijft, en een *meetmodel* dat de onderlinge relaties tussen de geobserveerde en de latente variabelen vastlegt.

Het model voor de latente variabelen wordt in de literatuur ook wel het *structurele deel* genoemd; Bollen (1989, p. 11) vindt dat verwarrend omdat het meetmodel ook structurele verbanden vastlegt. In enge zin valt in de literatuur het structurele deel samen met het latente-variabelenmodel; in algemene zin is een structurele model een latente-variabelenmodel plus het daarbij horende meetmodel. We laten in de volgende twee paragrafen zien dat het latente-variabelenmodel verwant is aan het model voor regressie-analyse, en het meetmodel aan dat voor factoranalyse.

1.2 Het latente-variabelenmodel

In een regressiemodel wordt de relatie tussen een responsvariabele (het criterium, ook wel de afhankelijke of endogene variabele genoemd) en een aantal verklarende variabelen (de voorspellers, of de onafhankelijke, exogene variabelen) uitgedrukt. In ons geval dan is IQ2 de responsvariabele, het verschijnsel dat we bij zo'n analyse willen verklaren (voorspellen). Als voorspellers gebruiken we het IQ op een eerder tijdstip (IQ1) en het sociaal-economisch milieu (SEM). De richting van de veronderstelde relaties ligt daarmee vast. Wat betreft de aard van de verbanden nemen we aan dat die lineair is.

De veronderstelde samenhangen kunnen we nu uitdrukken in een wiskundige vergelijking; het theoretisch model wordt vertaald in een *wiskundig model*. De lineaire regressievergelijking (of de structurele vergelijking) voor IQ2 is

$$\text{IQ2} = \beta_1 \text{IQ1} + \beta_2 \text{SEM} \quad , \quad (1.1)$$

waarbij de bekende interceptterm β_0 , die een gemiddeld IQ op tijdstip 2 in een populatie van personen representeert, is weggelaten.

Het intelligentieniveau op tijdstip 2 wordt in deze vergelijking dus geformaliseerd als zijnde een gewogen som van IQ1 en SEM.

Het spreekt vanzelf dat het onaannemelijk is dat we IQ2, voor welke persoon dan ook, met deze lineaire vergelijking exact kunnen representeren of kunnen voorspellen. Met een abstracte representatie zoals (1.1) zitten we altijd in meerdere of mindere mate naast de werkelijkheid. De voorspelling is niet perfect, het model past nooit precies. Het ligt daarom voor de hand dat er een zekere, maar onbekende fout in de structurele vergelijking zit; zo'n fout noemen we hier een *structurele fout*. Dat komt voor een deel, omdat we niet alle factoren die van

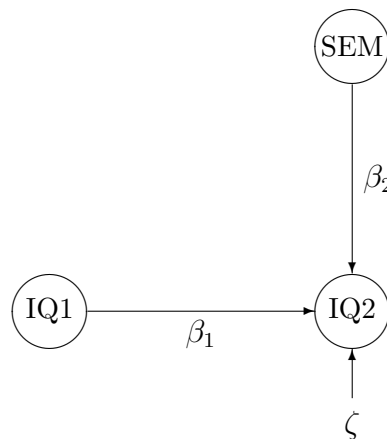


Figure 1.3. Gerichte samenhang tussen IQ1, IQ2 en SEM, met een fouteterm.

invloed zijn op de ontwikkeling van de intelligentie, zoals bijvoorbeeld schoolvariabelen, in het model hebben opgenomen. Sommige auteurs (zie Baltes, Reese & Nesselroade, 1977, p. 242) stellen daarom, dat de structurele fout een conglomeraat is van al die invloeden welke niet expliciet in het model zijn opgenomen. Hier geldt ook voor latente variabelen het paradigma

$$\text{DATA} = \text{MODEL} + \text{AFWIJKING.}$$

Denk hier aan Tukey's (1977, p. 134) bekende opsplitsing 'data = fit + residual', een basisvergelijking die zich ook laat vertalen als **data** = **structuur** + **residu**.

Om met de genoemde onvolkomenheid rekening te houden vullen we vergelijking (1.1) aan met een fouteterm, in feite een abstracte, onbekende voorspeller, ook wel residu of storingsterm ('disturbance') genoemd, die we hier weergeven door de Griekse letter zèta (ζ). De lineaire regressievergelijking met een fouteterm wordt weergegeven door (1.2), terwijl het model dat daarbij hoort is afgebeeld in Figuur 1.3. De structurele fout in regressievergelijking (1.2) is dus dat deel van de responsvariabele IQ2 dat niet door de twee verklarende variabelen IQ1 en SEM kan worden voorspeld.

$$\text{IQ2} = \beta_1 \text{IQ1} + \beta_2 \text{SEM} + \zeta \quad . \quad (1.2)$$

Waar het de onderzoeker qua onderzoeksdoelstelling met name om gaat is een indicatie te krijgen van de *mate van samenhang*: in welke mate zijn IQ1 en SEM, in de beschouwde populatie van kinderen, samen bepalend voor het intelligentieniveau op tijdstip 2? Zijn ze sterk of minder sterk bepalend? Bovendien hoopt de onderzoeker dat de variabiliteit in IQ2 sterker wordt bepaald door IQ1 en SEM samen, dan door het onbekende residu. In de literatuur wordt de mate van gerichte samenhang vaak een *effect* genoemd. De onderzoeksvraag kan in ons geval daarom ruwweg als volgt worden geformuleerd: wat is het effect van IQ1 en SEM op IQ2?

De richting van de samenhang tussen de begrippen wordt aangegeven door een pijl, terwijl de mate van gerichte samenhang wordt uitgedrukt in getallen, respectievelijk β_1 en β_2 . Als $\beta_2 = 0$ is er, rekening houdend met het effect van IQ1 op IQ2, geen samenhang tussen SEM en IQ2. En als $\beta_2 > 0$ is er, rekening houdend met het effect van IQ1 op IQ2, een positieve samenhang tussen SEM en IQ2, overeenkomstig de verwachting van de onderzoeker. In de praktijk proberen we schattingen van β_1 en β_2 te krijgen, waaruit dan tevens blijkt wat de tekens van samenhang zijn.

Fundamenteel voor het regressiemodel noemen Ecob en Cuttance (1988, p. 9) dat er een gerichte samenhang tussen twee soorten variabelen wordt gespecificeerd: de responsvariabele en een aantal verklarende variabelen. De variabiliteit in de responsvariabele wordt verklaard door een gewogen combinatie van de waarden van de verklarende variabelen. Drie andere karakteristieken van het regressiemodel die door Ecob en Cuttance (o.c.) worden genoemd zijn: het regressiemodel bestaat uit slechts één vergelijking, de verklarende variabelen zijn zonder meetfout gemeten, en er wordt een lineaire gerichte samenhang verondersteld. Sommige van deze kenmerken zijn evenwel niet cruciaal bij modellen voor covariantiestructuren, zoals we nu eerst met betrekking tot het aantal vergelijkingen zullen laten zien.

Door meer dan één vergelijking tegelijkertijd te beschouwen kan een variabele in de ene vergelijking als verklarende variabele fungeren en in een andere vergelijking als responsvariabele. We illustreren dit in Figuur 1.4. We nemen daarbij aan dat het intelligentieniveau van het kind op tijdstip 1 ook reeds door het sociaal-economisch milieu wordt bepaald. Dat is aannemelijk, als we bedenken dat de eerste intelligentiemeting bijvoorbeeld op zesjarige leeftijd wordt uitgevoerd; vergelijk Guldemon, Meijnen en Boomsma (1989).

Voor de beschrijving van het model in Figuur 1.4 hebben we twee vergelijkingen nodig, te weten:

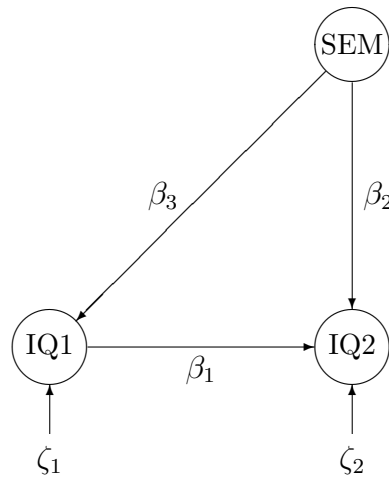


Figure 1.4. Gerichte samenhang tussen SEM en IQ op twee tijdstippen.

$$\begin{aligned} \text{IQ1} &= \beta_3 \text{ SEM} + \zeta_1, \\ \text{IQ2} &= \beta_1 \text{ IQ1} + \beta_2 \text{ SEM} + \zeta_2. \end{aligned} \tag{1.3}$$

De verklarende variabelen in elk der vergelijkingen zijn verschillend: in de eerste vergelijking is dat alleen SEM, in de tweede vergelijking zijn dat IQ1 en SEM. Opvallend is dat IQ1 in de eerste vergelijking een responsvariabele is, en in de tweede vergelijking een verklarende variabele. Merk op dat elke afzonderlijke structurele vergelijking een eigen (structurele) foutenterm heeft.

Een stelsel van vergelijkingen zoals (1.3) wordt wel een *stelsel van structurele vergelijkingen* genoemd, in dit geval een stelsel van lineaire structurele relaties. Het model in Figuur 1.4 wordt daarom een *structureel model* ('structural equation model') genoemd. Een structureel model is te vergelijken met een stelsel van regressievergelijkingen.

We merken ten slotte op dat we in het bovenstaande model onderscheid kunnen maken tussen een *direct effect* van SEM op IQ2 (uitgedrukt in het getal β_2) en een *indirect effect* van SEM, via IQ1, op IQ2 (uit te drukken in het getal $\beta_3\beta_1$, het produkt van twee directe effecten).

Het onderhavige model kan op eenvoudige wijze worden uitgebreid als de ontwikkeling van intelligentie tot op een nog later tijdstip zou worden gevolgd. In Figuur 1.5 staat bijvoorbeeld een model voor drie tijdstippen. Het aantal vergelijkingen voor dat model bedraagt drie:

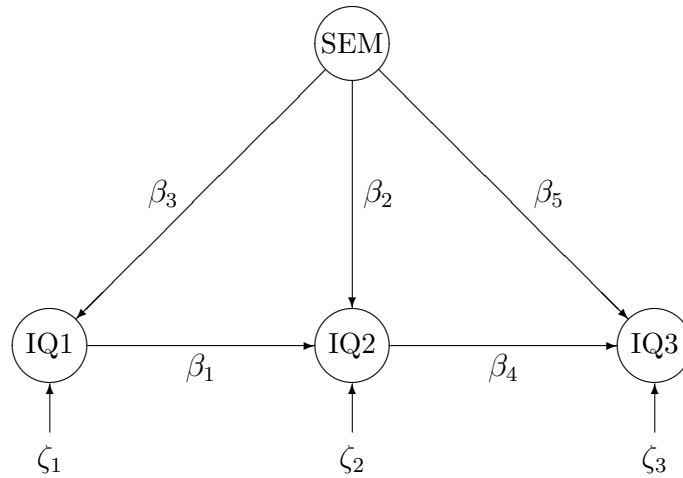


Figure 1.5. Gerichte samenhang tussen SEM en IQ op drie tijdstippen.

$$IQ1 = \beta_3 \text{ SEM} + \zeta_1 \quad ,$$

$$IQ2 = \beta_1 \text{ IQ1} + \beta_2 \text{ SEM} + \zeta_2 \quad , \quad (1.4)$$

$$IQ3 = \beta_4 \text{ IQ2} + \beta_5 \text{ SEM} + \zeta_3 \quad .$$

In het voorgaande laten we buiten beschouwing of een uitgebreid model als in Figuur 1.5 theoretisch wel het meest voor de hand ligt. Misschien is het modelmatig beter alleen een direct effect van SEM op IQ1 te specificeren en zo uitsluitend indirecte effecten van SEM op IQ2 en IQ3 toe te laten. Zulke overwegingen vallen onder het probleem van modelselectie dat in hoofdstuk 9 wordt besproken.

1.3 Het meetmodel

Tot nu toe hebben we steeds in abstracte termen over de begrippen in het latentvariabelenmodel (het structurele model in engere zin) gesproken: intelligentie en sociaal-economisch milieu zijn daarin hypothetische constructen. Dergelijke abstracte begrippen worden, zoals reeds aangegeven, ook wel *latente variabelen* genoemd. Hoofddoel bij de analyse van een structureel model (in algemene zin) is

om schattingen te krijgen van gespecificeerde relaties tussen de latente variabelen in zo'n theoretisch model.

De onderzoeker zal echter eerst op een of andere wijze moeten proberen de begrippen intelligentie en sociaal-economisch milieu te *meten*. Deze gemeten variabelen worden geobserveerde of *manifeste variabelen* genoemd. Kenmerkend voor meten is nu dat er *meetfouten* worden gemaakt (zeker in de sociale wetenschappen, maar ook in de natuurkunde; denk maar aan sommige koude-fusie-experimenten van enkele jaren geleden). Voor een deel treden meetfouten op vanwege een gebrekkige vragenlijst of test (bepaalde verschijnselen laten zich moeilijk meten), en voor een ander deel zijn meetfouten terug te voeren tot de ondervraagde of onderzochte personen. Als we bijvoorbeeld iemands intelligentie willen meten met behulp van een intelligentietest, dan hangt het resultaat van die test onder meer af van de lichamelijke en psychische toestand van de onderzochte persoon. Het is daarom voorspelbaar dat, wanneer iemand binnen een week op verscheidene tijdstippen getest zou worden, er fluctuatie optreedt in de uitkomsten. Het meetresultaat van vandaag is niet dat van gisteren, of dat van morgen.

Teneinde met meetfouten rekening te houden zou een meetmodel voor een intelligentietest het volgende kunnen zijn:

$$\text{geobserveerde intelligentie} = \text{latente intelligentie} + \text{meetfout}.$$

Dit is in feite het klassieke testscore model: $X = T + E$. De geobserveerde score X is de som van de ware score T en een meetfout E . Beide laatste componenten zijn onbekende, niet waarneembare, latente grootheden. Zie Lord en Novick (1968, hoofdstuk 3) over de assumpties van dit model.

Laten we aannemen dat op elk tijdstip het intelligentieniveau van kinderen gemeten wordt door een tweetal intelligentietests, één voor taalvaardigheid (IQT) en één voor rekenvaardigheid (IQR). De geobserveerde (gemeten) variabelen IQT en IQR worden wel *indicatoren* voor de latente variabele IQ genoemd. De relaties tussen het latente begrip IQ en de twee geobserveerde variabelen IQT en IQR kunnen we in twee lineaire vergelijkingen uitdrukken:

$$\begin{aligned} \text{IQT} &= \lambda_1 \text{IQ} + \delta_1 \quad , \\ \text{IQR} &= \lambda_2 \text{IQ} + \delta_2 \quad . \end{aligned} \tag{1.5}$$

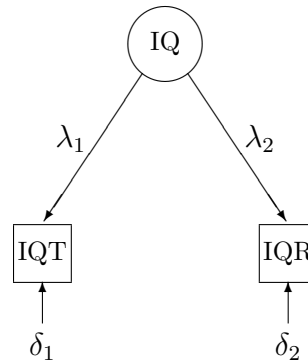


Figure 1.6. Een meetmodel met twee indicatoren voor intelligentie.

Deze vergelijkingen hebben een vergelijkbare vorm als die voor het latente-variabelengedeelte van het model (zie uitdrukking 1.3). Echter, in het meetmodel (1.5) zijn de responsvariabelen de geobserveerde grootheden en de latente variabele speelt de rol van verklarende variabele. De latente variabele is de bindende factor die zorgt voor een bepaalde mate van covariantie (correlatie) tussen haar indicatoren.

Het factoranalytisch model nu leent zich goed om een dergelijk meetmodel te beschrijven, omdat het een model is waarin de onderlinge relaties tussen een aantal geobserveerde variabelen door een beperkt aantal latente variabelen worden gerepresenteerd; Cudeck (2000) schreef een overzichtsartikel over *exploratieve* factoranalyse (EFA), Hoyle (2000) over *confirmatieve* factoranalyse (CFA). De coëfficiënten λ_i ($i = 1, 2$), die de mate van samenhang tussen de twee soorten variabelen aangeven, worden in de factoranalyse *ladingen* genoemd. In ons geval is λ_i de lading van een geobserveerde indicator op het latente construct IQ, dat dan ook wel de *factor* IQ wordt genoemd. De meetfouten zijn weergegeven door δ_i . We gebruiken hier de symbolen λ en δ , in plaats van β en ζ , om onderscheid te maken tussen het meetmodel en het eerder besproken latente-variabelenmodel.

Het meetmodel voor het abstracte begrip intelligentie is in Figuur 1.6 afgebeeld. Opgemerkt zij dat het gebruikelijk is de latente variabelen in een ellips en de geobserveerde variabelen in een rechthoek weer te geven. Hoewel structurele fouten (residuen) en meetfouten beide latente variabelen zijn, worden zij meestal niet omcirkeld.

Evenzo hebben we voor de latente variabele sociaal-economisch milieu een meetinstrument nodig. Als indicatoren (geobserveerde variabelen) voor SEM nemen we bijvoorbeeld de opleiding (OPL) en het inkomen (INK) van de ouders van een kind. We veronderstellen ook dat het sociaal-economisch milieu met

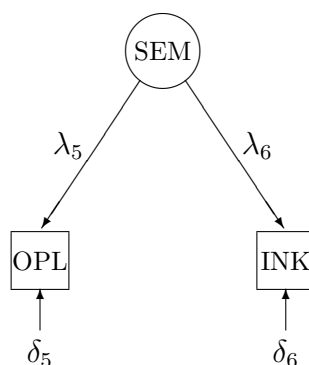


Figure 1.7. Een meetmodel voor het sociaal-economisch milieu.

een onbekende meetfout wordt geregistreerd (opleiding is vaak niet eenvoudig te meten en mensen kennen hun inkomen soms niet precies, of liegen daarover). Het meetmodel voor SEM staat in Figuur 1.7.

De relaties tussen het latente begrip SEM en de twee geobserveerde variabelen OPL en INK kunnen we wiskundig in twee lineaire vergelijkingen beschrijven:

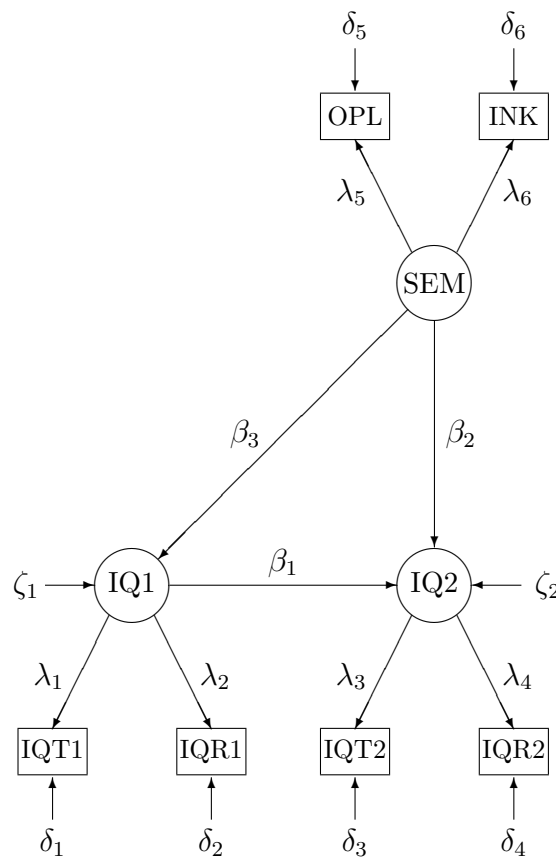
$$\begin{aligned} \text{OPL} &= \lambda_5 \text{ SEM} + \delta_5 \quad , \\ \text{INK} &= \lambda_6 \text{ SEM} + \delta_6 \quad . \end{aligned} \tag{1.6}$$

Kenmerkend voor de meetmodellen bij covariantiestructuuranalyse is dat de geobserveerde variabelen als responsvariabelen fungeren en de latente variabelen als verklarende (of liever samenbindende) factoren; zie (1.5) en (1.6). Dat maakt meetmodel (1.6) inhoudelijk niet onomstreden. Bepalen opleiding en inkomen immers juist niet de sociaal-economische status, in plaats van omgekeerd? Of hoeven we niet zo causaal te denken en kunnen INK en OPL louter als indicatoren van het theoretisch construct SEM worden opgevat, zoals Jöreskog en Sörbom (1989, p. 169ff.) bij hun specificatie van een model voor vervreemding doen? Voor een discussie over deze problematiek verwijzen we naar Bollen (1984, 1989), Glymour, Scheines, Spirtes en Kelly (1987, p. 24f.), Bollen en Lennox (1991) en naar MacCallum en Browne (1993). Bollen (1989, p. 64f.) maakt, in navolging van H.M. Blalock, onderscheid tussen causale en effect-indicatoren. In de literatuur worden ze respectievelijk ook wel formerende ('formative') en reflecterende ('reflective') indicatoren genoemd. Brown (2006, hoofdstuk 8) geeft een heldere

bespreking van mogelijke identificatieproblemen die zich kunnen voordoen bij het gebruik van causale indicatoren.

1.4 LISREL: een structureel model met meetfouten

Een algemeen model voor de analyse van covariantiestructuren is het zogenaamde LISREL-model, waarbij LISREL de afkorting is van ‘Linear Structural RELations’. LISREL is ook de naam van een computerprogramma dat de analyse van een structureel model met meetfouten in de geobserveerde variabelen kan uitvoeren (Jöreskog & Sörbom, 1989, 1996b). Door gebruik te maken van het algemene LISREL-model gaan we nu het latente-variabelenmodel van Figuur 1.4 integreren met de meetmodellen van Figuur 1.6 en 1.7. Nogmaals: het latente-variabelenmodel geeft de relaties weer tussen de latente variabelen, het meetmodel die tussen de latente variabelen en de bijbehorende geobserveerde variabelen; samen vormen ze het algemene structurele model. Dit structurele model met meetfouten is afgebeeld in Figuur 1.8.



a

Figure 1.8. Een structureel model met meetfouten voor de gerichte samenhang tussen SEM en IQ gemeten op twee tijdstippen.

De vergelijkingen van het latente-variabelenmodel staan in (1.3). Voor de volledigheid geven we de vergelijkingen van het meetmodel weer in (1.7). Het algemene structurele model wordt *in zijn geheel* vastgelegd door een stelsel van structurele vergelijkingen: (1.3) plus (1.7). We merken nog op dat de notatie in deze inleiding uit overwegingen van eenvoud niet geheel is afgestemd op de gebruikelijke LISREL-notatie.

$$\begin{aligned} \text{IQT1} &= \lambda_1 \text{IQ1} + \delta_1, & \text{IQR1} &= \lambda_2 \text{IQ1} + \delta_2, \\ \text{IQT2} &= \lambda_3 \text{IQ2} + \delta_3, & \text{IQR2} &= \lambda_4 \text{IQ2} + \delta_4, \\ \text{OPL} &= \lambda_5 \text{SEM} + \delta_5, & \text{INK} &= \lambda_6 \text{SEM} + \delta_6. \end{aligned} \tag{1.7}$$

Bij een gegeven stelsel van vergelijkingen, (1.3) en (1.7), met een aantal onbekenden, moet het in principe wel mogelijk zijn een oplossing voor de onbekende grootheden te vinden. Het is strikt noodzakelijk dat het model zodanig wordt gespecificeerd, dat er een *unieke* oplossing voor de onbekende, te schatten grootheden mogelijk is. Als dat het geval is zeggen we dat een model *identificeerbaar* is. Dat is bijvoorbeeld zeker niet het geval als het totaal aantal modelvergelijkingen kleiner is dan het aantal te schatten grootheden. In het laatste geval is er sprake van een *identificatieprobleem*. In hoofdstuk 5 gaan we daar nader op in en laten we ook zien wat er gedaan kan worden om mogelijke identificatieproblemen op te lossen.

1.5 Belangrijke onderzoeksvragen

Stel dat een onderzoeker op grond van zijn theoretische kennis meent dat het structurele model met meetfouten, zoals weergegeven in Figuur 1.8, aannemelijk is, dan wil hij vanuit statistisch oogpunt primair een antwoord op drie vragen hebben.

a. Een passend model

Hij wil in de eerste plaats weten of het gepostuleerde model, dat op theoretische gronden is gevormd, niet in strijd is met de werkelijkheid. De vraag die hier gesteld wordt is: hoe realistisch is het model? Hoe goed past het model bij de werkelijkheid, zoals die in een steekproef is geobserveerd? Is het theoretisch

model niet teveel in strijd met empirische evidenties? In ons geval willen we weten of de theoretische vergelijkingen (1.3) en (1.7) de empirische relaties niet weerspreken. Het antwoord op die vraagstelling wordt ruwweg bepaald door de *covarianties* tussen de geobserveerde variabelen, zoals geschat op basis van het gespecificeerde structurele model met meetfouten, te vergelijken met de *covarianties* tussen diezelfde variabelen zoals waargenomen in een steekproef. De modelgeïmpliceerde covarianties worden vergeleken met steekproefcovarianties en als de verschillen daartussen klein zijn zeggen we dat het model past. Een vergelijkbare aanpak kennen we bij regressie-analyse. De onderzoeker ziet daar het liefst, dat de verschillen tussen de steekproefwaarnemingen van de responsvariabelen Y_i en hun corresponderende modelgeïmpliceerde, geschatte waarden, aangeduid als $\hat{Y}_i$, zo klein mogelijk zijn.

In de praktijk zal de vraag naar een goed passend model vaak leiden tot het vergelijken van een aantal theoretisch plausibele modellen, die alleen in detail van elkaar verschillen. De keuze van een definitief model, dat het best bij empirisch geobserveerde gegevens past, is geen eenvoudige zaak. Het eist behalve gedegen theoretische kennis veel vakmanschap bij het analyseren van modellen (zie Mellenbergh, 1980).

Er wordt vaak op gewezen dat het altijd mogelijk is dat verscheidene modellen (vrijwel) even goed bij waargenomen steekproefgegevens passen. Saris en Stronkhorst (1984, p. 385ff.) noemen, naast het zojuist aangeduide passingscriterium, drie andere criteria om na te gaan of de onderzoeker wel het juiste model heeft gespecificeerd. (i) Het model moet plausibel zijn, hetgeen betekent dat het model in hoofdzaak op basis van theoretische overwegingen moet zijn opgesteld. Daar zijn we ook in deze inleiding steeds met nadruk van uitgegaan. We noemen dit het *primaat van de theorie*. (ii) Het percentage verklaarde variantie van de responsvariabelen moet hoog zijn, omdat het anders aannemelijk is dat belangrijke variabelen in het model ontbreken. (iii) Het model moet *repliceerbaar* zijn. Dit betekent dat het model bestand moet zijn tegen enigerlei vorm van kruisvalidatie (zie Cliff, 1983; Cudeck & Browne, 1983; Browne & Cudeck, 1989; De Gooijer & Koopman, 1988; Camstra & Boomsma, 1992; MacCallum, Roznowsky, Mar & Reith, 1994; Camstra, 1998).

b. Parameterschattingen

Als er geen reden is om aan te nemen dat het model in flagrante tegenspraak is met empirisch gevonden relaties, dan is de onderzoeker primair geïnteresseerd in schattingen van de onbekende grootheden in de modelvergelijkingen. In ons voorbeeld betreft dat met name schattingen van de grootheden β in (1.3) en schattingen van λ in (1.7). Deze onbekende grootheden worden ook wel *model-*

parameters genoemd. De vraag is hier dus: hoe groot zijn de parameterschattingen in het gepostuleerde model? We spreken doelbewust van schattingen, omdat we in de praktijk te maken hebben met een steekproef, waarin de empirische relaties tussen de geobserveerde variabelen, meestal in de vorm van covarianties, zijn waargenomen. We krijgen hier een substantieel antwoord op de eerder gestelde, primaire vraag naar de effecten van het sociaal-economisch milieu op de intelligentie-ontwikkeling van kinderen.

c. Betrouwbaarheid van schattingen

Omdat de onderzoeker niet de gehele populatie waarover hij conclusies wil trekken heeft onderzocht, maar daaruit slechts een enkele steekproef van vaak beperkte omvang, is het van belang te weten hoe betrouwbaar de parameterschattingen zijn. Dat wil zeggen dat de onderzoeker wil weten binnen welke grenzen de gemaakte parameterschattingen kunnen fluctueren, gezien de steekproefomvang. De volgende vraag duikt dan op: hoe groot zouden de parameterschattingen kunnen zijn voor hetzelfde model, als we een nieuwe steekproef van dezelfde omvang uit dezelfde populatie zouden trekken? Het antwoord op die vraag heeft implicaties voor de stevigheid waarmee substantiële, inhoudelijke conclusies kunnen worden getrokken.

De betrouwbaarheid van parameterschattingen wordt uitgedrukt in zogenaamde *standaardfouten* van die schattingen. Een parameterschatting met een grote standaardfout is een onbetrouwbare schatting, een parameterschatting met een kleine standaardfout is een betrouwbare schatting. De vraag is hier dus: hoe groot zijn de standaardfouten van de parameterschattingen in het gepostuleerde model? Algemeen geldt dat schattingen betrouwbaarder zijn naarmate de steekproefomvang groter is. Anders gezegd: als de beschikbare informatie groter wordt neemt de betrouwbaarheid van schattingen toe.

We merken nog op dat bovengenoemde drie vragen niet los van elkaar kunnen worden beantwoord. De vraag naar de adequaatheid van het model laat zich niet beantwoorden zonder dat er parameterschattingen zijn berekend; ze dient zelfs op zijn minst te worden voorafgegaan door inspectie van die parameterschattingen en van de bijbehorende schattingen van standaardfouten. Om didactische redenen echter hebben we voor de aangehouden volgorde van vragen gekozen.

1.6 Programmatuur en toepassingen

Het *statistische aspect* van de modellenbouw zoals hierboven geïllustreerd, zit in de wijze waarop getracht wordt bovenstaande vragen te beantwoorden. In 1973 publiceerde Karl G. Jöreskog een methode die ons kan helpen een antwoord op de drie vragen te krijgen. Tegenwoordig zijn in het LISREL-programma verscheidene statistische procedures (schattingsmethoden) opgenomen, waaruit de onderzoeker een keuze kan maken.

We gaan hier niet in op de statistische assumpties die gemaakt moeten worden om de drie hoofdvragen, zoals hierboven besproken, te beantwoorden (zie Jöreskog & Sörbom, 1989; Ecob & Cuttance, 1988, pp. 16–20; Bentler & Dudgeon, 1996; Meijer, 1998, hoofdstuk 2). De houdbaarheid van de vooronderstellingen en de robuustheid van schendingen tegen deze assumpties zijn tevens bepalend voor de keuze van de schattingsmethode. We merken nog wel op dat de meest krachtige schattingsmethoden ervan uitgaan dat de steekproefomvang groot is (asymptotische theorie) en dat voor sommige daaronder tevens moet gelden dat de geobserveerde variabelen een multivariate normale verdeling hebben. Dat zijn geen geringe vooronderstellingen! Alternatieve benaderingen in het geval van niet-normaal verdeelde variabelen worden onder meer door Van Montfort (1989) besproken, maar LISREL (Jöreskog & Sörbom, 1989, 1996b) biedt daartoe ook de nodige mogelijkheden.

Wat dat laatste betreft verwijzen we nadrukkelijk naar het binnen LISREL geïntegreerde hulpprogramma PRELIS 2 (Jöreskog & Sörbom, 1996c) dat voorbereidend werk voor LISREL-analyses kan uitvoeren. Zo kan een onderzoeker met het PRELIS-programma bijvoorbeeld de steekproefgegevens vooraf zorgvuldig bekijken en eventueel bewerken (transformaties, behandeling van ontbrekende gegevens). Maar met PRELIS zijn ook de noodzakelijke berekeningen vooraf uit te voeren voor een LISREL-analyse bij niet-normaal verdeelde continue en/of rangordegegevens.

Er bestaan twee commandotalen om LISREL-programmatuur te laten werken, talen dus waarin LISREL-opdrachten kunnen worden geschreven. Ten eerste is er de oorspronkelijke LISREL-commandotaal (Jöreskog & Sörbom, 1996b), die niet eenvoudig is, maar wel omvattend. En ten tweede is er de recentere SIMPLIS-commandotaal (Jöreskog & Sörbom, 1996a), die gemakkelijk is, doch enkele modelanalytische beperkingen met zich meebrengt. Boomsma (1994) geeft een samenvatting van de SIMPLIS-commandotaal. Tegenwoordig kunnen de meeste modelspecificaties ook interactief worden uitgevoerd, zonder dat de gebruiker zelf commando's in een invoerbestand hoeft te schrijven (zie Du Toit & Du Toit, 2001).

Voor een overzicht van de analytische mogelijkheden van LISREL en PRELIS verwijzen we naar Jöreskog (1990), Jöreskog en Sörbom (1996b, 1996c), Jöreskog, Sörbom, Du Toit en Du Toit (2001) en naar Du Toit en Du Toit (2001). Er zijn ook tal van andere programma's beschikbaar voor de analyse van covariantiestructuren, zoals bijvoorbeeld EQS (EQuationS) (Bentler, 1995; Bentler & Wu, 1995), Amos (A moment structure) (Arbuckle, 1997; Arbuckle & Wothke, 1999) en Mplus (Muthén & Muthén, 2001). Elk van deze programma's heeft zijn eigen kenmerken, waar we niet nader op ingaan. Voor de meeste modellen zullen de programma's ongeveer dezelfde modelschattingen geven en daarmee tot dezelfde inhoudelijke conclusies leiden.

Het aantrekkelijke van het algemene LISREL-model voor gerichte samenhang is dat ze grote praktische *toepassingsmogelijkheden* biedt; Hershberger (2003) geeft een overzicht van de groei in het gebruik van covariantiestructuurmodellen. Een zeer grote variëteit van modellen kan met het LISREL-programma worden geanalyseerd, van eenvoudige pad- en meetmodellen tot vormen van het multivariate algemene lineaire model en hogere-orde-factoranalyse, en nog veel meer. De analysetechniek wordt niet alleen voor theoretische modellen in de sociale wetenschappen gebruikt, maar bijvoorbeeld ook binnen het vakgebied van de econometrie en de bedrijfseconomie. Die brede toepassingsmogelijkheid vloeit voort uit het feit dat het LISREL-model in zeer algemene termen is geformuleerd.

In het verlengstuk van het besproken, deels fictieve voorbeeld verwijzen we nog naar de volgende toepassingen op het gebied van de ontwikkelingspsychologie en longitudinaal onderzoek: Jöreskog (1979), Baker, Mednick en Brock (1984), Bentler (1984), Jöreskog en Sörbom (1985), Crano en Mendoza (1987), McArdle (1988), Collins en Horn (1991), Farrell (1994), Von Eye en Clogg (1995) en Bijleveld, Mooijaart, Van der Kamp en Van der Kloot (1998), Singer en Willett (2003). McArdle en Epstein (1987), Willett en Sayer (1994), Willett en Keiley (2000) en Collins en Sayer (2001) geven voorbeelden van modellen waarbij de onderzoekers over de tijd genomen ook in verschillen tussen gemiddelden waren geïnteresseerd. Duncan, Duncan, Strycker, Li en Alpert (1999) geven een inleiding in groeicurvemodellen voor latente variabelen, terwijl Bollen en Curran (2006) een uitvoeriger behandeling bieden.

Voor nuttige, *praktische richtlijnen* ten aanzien van de analyse van covariantiestructuurmodellen verwijzen we naar Cliff (1983), Cuttance (1988), Bentler en Chou (1988) en naar Raykov en Widaman (1995); Bentler en Dudgeon (1996) geven een samenvatting van de toenmalige stand van zaken; Ullman en Bentler (2004) bieden een recenter overzicht. Boomsma (2000) en McDonald en Ho (2002) bespreken welke eisen er in de praktijk aan de rapportage van covariantiestruktuuranalyses moeten worden opgelegd (zie ook hoofdstuk 15).

Een algemeen *literatuuroverzicht* van handboeken en overzichtsartikelen staat in bijlage A.

Referenties

- Arbuckle, J.L. (1997). *Amos user's guide* (Version 3.6). Chicago, IL: SPSS.
- Arbuckle, J.L., & Wothke, W. (1999). *Amos 4.0 user's guide*. Chicago, IL: SmallWaters.
- Baker, R.L., Mednick, B., & Brock, W. (1984). An application of causal modeling techniques to prospective longitudinal data bases. In S.A. Mednick, M. Harway & K.M. Finello (Eds.), *Handbook of longitudinal research* (Vol. 1, pp. 106–132). New York: Praeger.
- Baltes, P.B., Reese, H.W., & Nesselroade, J.R. (1977). *Life-span developmental psychology: Introduction to research methods*. Monterey, CA: Brooks/Cole.
- Bentler, P.M. (1984). Structural equation models in longitudinal research. In S.A. Mednick, M. Harway & K.M. Finello (Eds.), *Handbook of longitudinal research* (Vol. 1, pp. 88–105). New York: Praeger.
- Bentler, P.M. (1995). *EQS structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate Software.
- Bentler, P.M., & Chou, C.-P. (1988). Practical issues in structural modeling. In J.S. Long (Ed.), *Common problems/proper solutions: Avoiding error in quantitative research* (pp. 161–192). Newbury Park, CA: Sage.
- Bentler, P.M., & Dudgeon, P. (1996). Covariance structure analysis: Statistical practice, theory, and directions. *Annual Review of Psychology*, **47**, 541–570.
- Bentler, P.M., & Wu, E.J.C. (1995). *EQS for Windows user's guide*. Encino, CA: Multivariate Software.
- Berk, R.A. (1988). Causal inference for sociological data. In N.J. Smelser (Ed.), *Handbook of sociology* (pp. 155–172). Newbury Park, CA: Sage.
- Bijleveld, C.C.J.H., Mooijaart, A., Van der Kamp, L.J.Th., & Van der Kloot, W.A. (1998). Structural equation modelling of longitudinal data. In C.C.J.H. Bijleveld & L.J.Th. van der Kamp (Eds.), *Longitudinal data analysis: Designs, models and methods* (pp. 207–268). London: Sage.
- Bock, R.D., & Bargmann, R.E. (1966). Analysis of covariance structures. *Psychometrika*, **31**, 507–534.
- Bollen, K.A. (1984). Multiple indicators: Internal consistency or no necessary relationship? *Quality and Quantity*, **18**, 377–385.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Bollen, K.A. (1995). Models that are nonlinear in latent variables: A least squares estimator. In P.V. Marsden (Ed.), *Sociological methodology 1995* (pp. 223–251). Oxford: Blackwell.

- Bollen, K.A. (2002). Latent variables in psychology and the social sciences. *Annual Review of Psychology*, **53**, 605–634.
- Bollen, K.A., & Curran, P.J. (2006). *Latent curve models: A structural equation perspective*. New York: Wiley.
- Bollen, K.A., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological Bulletin*, **110**, 305–314.
- Boomsma, A. (1994). *The SIMPLIS command language for LISREL, and new features of LISREL 8 and PRELIS 2* (Heymans Bulletin, HB-94-1137-IN). Rijksuniversiteit Groningen, Vakgroep Statistiek & Meettheorie.
- Boomsma, A. (2000). Reporting on structural equation analyses. *Structural Equation Modeling*, **7**, 461–483.
- Braun, H.I., Jackson, D.N., & Wiley, D.E. (Eds.). (2002). *The role of constructs in psychological and educational measurement*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Brown, T.A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York: The Guilford Press.
- Browne, M.W., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, **24**, 445–455.
- Bullock, H.E., Harlow, L.L., & Mulaik, S.A. (1994). Causation issues in structural equation modeling research. *Structural Equation Modeling*, **1**, 253–267.
- Camstra, A. (1998). *Cross-validation in covariance structure analysis*. Unpublished doctoral dissertation, University of Groningen.
- Camstra, A., & Boomsma, A. (1992). Cross-validation in regression and covariance structure analysis: An overview. *Sociological Methods & Research*, **21**, 89–115.
- Cliff, N. (1983). Some cautions concerning the application of causal modeling methods. *Multivariate Behavioral Research*, **18**, 115–126.
- Collins, L.M., & Horn, J.L. (Eds.). (1991). *Best methods for the analysis of change: Recent advances and answered questions, future directions*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Collins, L.M., & Sayer, A.G. (Eds.). (2001). *New methods for the analysis of change*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Crano, W.D., & Mendoza, J.L. (1987). Maternal factors that influence children's positive behavior: Demonstration of a structural equation analysis of selected data from the Berkeley Growth Study. *Child Development*, **58**, 38–48.
- Cudeck, R. (2000). Exploratory factor analysis. In H.E.A. Tinsley & S.D. Brown (Eds.), *Handbook of multivariate statistics and mathematical modeling* (pp. 265–296). San Diego: Academic Press.
- Cudeck, R., & Browne, M.W. (1983). Cross-validation of covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, **18**, 147–167.

- Cuttance, P. (1988). Issues and problems in the application of structural equation models. In P. Cuttance & R. Ecob (Eds.), *Structural modeling by example: Applications in educational, sociological, and behavioral research* (pp. 241–279). Cambridge: Cambridge University Press.
- De Gooijer, J.G., & Koopman, S.J. (1988). Cross-validation criteria and the analysis of covariance structures. In M.G.H. Jansen & W.H. van Schuur (Eds.), *The many faces of multivariate analysis: Proceedings of the SMABS-88 Conference* (Vol. II, pp. 296–311). Groningen: RION.
- De Leeuw, J. (1985). Review of four books on structural equation modeling: J.S. Long (1983a, 1983b), B.S. Everitt (1984), and W.E. Saris & L.H. Stronkhorst (1984). *Psychometrika*, **50**, 371–375.
- Duncan, T.E., Duncan, S.C., Strycker, L.A., Li, F., & Albert, A. (1999). *An introduction to latent variable growth curve modeling: Concepts, issues, and applications*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Du Toit, M., & Du Toit, S. (2001). *Interactive LISREL: User's guide*. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Ecob, R., & Cuttance, P. (1988). An overview of structural equation modeling. In P. Cuttance & R. Ecob (Eds.), *Structural modeling by example: Applications in educational, sociological, and behavioral research* (pp. 9–23). Cambridge: Cambridge University Press.
- Farrell, A.D. (1994). Structural equation modeling with longitudinal data: Strategies for examining group differences and reciprocal relationships. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, **62**, 477–487.
- Freedman, D.A. (1987). As others see us: A case study in path analysis (with discussion). *Journal of Educational Statistics*, **12**, 101–128.
- Freedman, D.A. (1991). Statistical models and shoe leather (with discussion). In P.V. Marsden (Ed.), *Sociological methodology 1991* (pp. 291–358). Oxford: Blackwell.
- Glymour, C., Scheines, R., Spirtes, P., & Kelly, K. (1987). *Discovering causal structure: Artificial intelligence, philosophy of science, and statistical modeling*. Orlando, FL: Academic Press.
- Guldemon, H., Meijnen, G.W., & Boomsma, A. (1989). Gezin, school en ontwikkelingen in intelligentie tussen zes en twaalf jaar. *Nederlands Tijdschrift voor de Psychologie*, **44**, 181–191.
- Hershberger, S.L. (2003). The growth of structural equation modeling: 1994–2001. *Structural Equation Modeling*, **10**, 35–46.
- Holland, P.W. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of the American Statistical Association*, **81**, 945–960.
- Hoyle, R.H. (2000). Confirmatory factor analysis. In H.E.A. Tinsley & S.D. Brown (Eds.), *Handbook of applied multivariate statistics and mathematical modeling* (pp. 465–497). San Diego: Academic Press.
- Jöreskog, K.G. (1973). A general method for estimating a linear structural equation

- system. In A.S. Goldberger & O.D. Duncan (Eds.), *Structural equation models in the social sciences* (pp. 85–112). New York: Seminar Press.
- Jöreskog, K.G. (1979). Statistical estimation of structural models in longitudinal-developmental investigations. In J. Nesselroade & P. Baltes (Eds.), *Longitudinal research in the study of behavior and development* (pp. 303–351). New York: Academic Press.
- Jöreskog, K.G. (1990). New developments in LISREL: Analysis of ordinal variables using polychoric correlations and weighted least squares. *Quality and Quantity*, **24**, 387–404.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1985). Simultaneous analysis of longitudinal data from several cohorts (with discussion). In W.M. Mason & S.E. Fienberg (Eds.), *Cohort analysis in social research: Beyond the identification problem* (pp. 323–370). New York: Springer.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1989). *LISREL 7: A guide to the program and applications* (2nd ed.). Chicago, IL: SPSS.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996a). *LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996b). *LISREL 8: User's reference guide* (2nd ed.). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996c). *PRELIS 2: User's reference guide* (3rd ed.). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., Sörbom, D., Du Toit, S., & Du Toit, M. (2001). *LISREL 8: New statistical features* (3rd rev. ed.). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Yang, F. (1996). Nonlinear structural equation models: The Kenny-Judd model with interaction effects. In G.A. Marcoulides & R.E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques* (pp. 57–88). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Kenny, D.A., & Judd, C.M. (1984). Estimating the non-linear and interactive effects of latent variables. *Psychological Bulletin*, **96**, 201–210.
- Klein, A., Moosbrugger, H., Schermelleh-Engel, K., & Frank, D. (1997). A new approach to the estimation of latent interaction effects in structural equation models. In W. Bandilla & F. Faulbaum (Eds.), *Advances in statistical software 6* (pp. 479–486). Stuttgart: Lucius & Lucius.
- Lord, F.M., & Novick, M.R. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- MacCallum, R.C., & Browne, M.W. (1993). The use of causal indicators in covariance structure models: Some practical issues. *Psychological Bulletin*, **114**, 533–541.
- MacCallum, R.C., Roznowski, M., Mar, C.M., & Reith, J.V. (1994). Alternative strategies for cross-validation of covariance structure models. *Multivariate Behavioral Research*, **29**, 1–32.

- McArdle, J.J. (1988). Dynamic but structural equation modeling of repeated measures data. In J.R. Nesselroade & R.B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed., pp. 561–614). New York: Plenum Press.
- McArdle, J.J., & Epstein, D. (1987). Latent growth curves within developmental structural equation models. *Child Development*, **58**, 110–133.
- McDonald, R.P., & Ho, M-H.R. (2002). Principles and practice in reporting structural equation analyses. *Psychological Methods*, **7**, 64–82.
- McKim, V.R., & Turner, S.P. (1997). *Causality in crisis? Statistical methods and the search for causal knowledge in the social sciences*. Notre Dame, IN: University of Notre Dame Press.
- Meijer, E. (1998). *Structural equation models for nonnormal data*. Leiden: DSWO Press. (doctoral dissertation, Leiden University)
- Meijerink, F. (1995). *A nonlinear structural relations model*. Leiden: DSWO Press. (doctoral dissertation, Leiden University)
- Mellenbergh, G.J. (1980). Modellen te pas of te onpas. *Nederlands Tijdschrift voor Onderwijsresearch*, **5**, (extra nummer), 48–53.
- Muthén, L.K., & Muthén, B.O. (2001). *Mplus: Statistical analysis with latent variables. User's guide* (Version 2). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.
- Pearl, J. (2001). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Ping, R.A. Jr., (1995). A parsimonious estimating technique for interaction and quadratic latent variables. *Journal of Marketing Research*, **32**, 336–347.
- Ping, R.A. Jr., (1996). Latent variable interaction and quadratic effect estimation: A two-step technique using structural equation analysis. *Psychological Bulletin*, **119**, 166–175.
- Raykov, T., & Widaman, K.F. (1995). Issues in applied structural equation modeling research. *Structural Equation Modeling*, **2**, 289–318.
- Saris, W.E., & Stronkhorst, H. (1984). *Causal modelling in nonexperimental research: An introduction to the LISREL approach*. Amsterdam: Sociometric Research Foundation.
- Schumacker, R.E., & Marcoulides G.A. (Eds.). (1998). *Interaction and nonlinear effects in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Singer, J.D., & Willett, J.B. (2003). *Applied longitudinal analysis: Modeling change and event occurrence*. Oxford: Oxford University Press.
- Smaling, A., & Mooijaart, A. (1987). *Causaliteit en causale modellen* (SWS-Brochure 1). Vereniging voor Statistiek, Sociaal Wetenschappelijke Sectie.
- Sobel, M.E. (1994). Causal inference in latent variable models. In A. von Eye & C.C. Clogg (Eds.), *Latent variables analysis: Applications for developmental research* (pp. 3–35). Newbury Park, CA: Sage.

- Sobel, M.E. (1995). Causal inference in the social and behavioral sciences. In G. Armininger, C.C. Clogg & M.E. Sobel (Eds.), *Handbook of statistical modeling for the social and behavioral sciences* (pp. 1–38). New York: Plenum Press.
- Sobel, M.E. (1996). An introduction to causal inference. *Sociological Methods & Research*, **24**, 353–379.
- Sobel, M.E. (2000). Causal inference in the social sciences. *Journal of the American Statistical Association*, **95**, 647–651.
- Ullman, J.B., & Bentler, P.M. (2004). Structural equation modeling. In M. Hardy & A. Bryman (Eds.), *Handbook of data analysis* (pp. 431–458). London: Sage.
- Van Montfort, K. (1989). *Estimating in structural models with non-normal distributed variables: Some alternative approaches*. Leiden: DSWO Press. (doctoral dissertation, Leiden University)
- Von Eye, A., & Clogg, C.C. (Eds.). (1995). *Latent variable analysis: Applications for developmental research*. Newbury Park, CA: Sage.
- Wall, M.M., & Amemiya, Y. (2001). Generalized appended product indicator procedure for nonlinear structural equation analysis. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, **26**, 1–29.
- Willett, J.B., & Keiley, M.K. (2000). Using covariance structure analysis to model change over time. In *Handbook of multivariate statistics and mathematical modeling* (pp. 665–694). San Diego: Academic Press.
- Willett, J.B., & Sayer, A.G. (1994). Using covariance structure analysis to detect correlates and predictors of individual change over time. *Psychological Bulletin*, **116**, 363–381.
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, **20**, 557–585.
- Yang-Jonsson, F. (1997). *Non-linear structural equation models: Simulation studies of the Kenny-Judd model* (Acta Universitatis Upsaliensis. Studia Statistica Upsaliensia 4). Doctoral dissertation, University of Uppsala, Department of Statistics.

Bijlage A

Literatuur

A1. Boeken

- Aigner, D., & Goldberger, A.S. (Eds.). (1977). *Latent variables in socio-economic models*. Amsterdam: North-Holland.
- Asher, H.B. (1983). *Causal modeling* (2nd ed.). Beverly Hills, CA: Sage.
- Barilevsky, A. (1994). *Statistical factor analysis and related methods: Theory and applications*. New York: Wiley.
- Bartholomew, D.J., & Knott, M. (1999). *Latent variable models and factor analysis* (2nd ed.). London: Arnold.
- Berkane, M. (Ed.). (1996). *Latent variable modeling and application to causality*. Berlin: Springer.
- Blalock, H.M., Jr., (1961). *Causal inferences in nonexperimental research*. Chapel Hill, NC: University of North Carolina Press.
- Blalock, H.M., Jr., (Ed.). (1985). *Causal models in panel and experimental designs*. New York: Aldine.
- Blalock, H.M., Jr., (Ed.). (1985). *Causal models in the social sciences* (2nd ed.). New York: Aldine.
- Blunch, N.J. (2008). *Introduction to structural equation modelling using SPSS and AMOS*. Los Angeles: Sage.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Bollen, K.A., & Curran, P.J. (2006). *Latent curve models: A structural equation perspective*. New York: Wiley.
- Bollen, K.A., & Long, J.S. (Eds.). (1993). *Testing structural equation models*. Newbury Park, CA: Sage.
- Brown, T.A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York: The Guilford Press.
- Byrne, B.M. (1989). *A primer of LISREL: Basic applications and programming for confirmatory factor analytic models*. New York: Springer.

- Byrne, B.M. (1994). *Structural equation modeling with EQS and EQS/Windows: Basic concepts, applications, and programming*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Byrne, B.M. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS and SIMPLIS: Basic concepts, applications, and programming*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Byrne, B.M. (2001). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Collins, L.M., & Horn, J.L. (Eds.). (1991). *Best methods for the analysis of change: Recent advances and answered questions, future directions*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Collins, L.M., & Sayer, A.G. (Eds.). (2001). *New methods for the analysis of change*. Washington, DC: American Psychological Association.
- Cudeck, R., Du Toit, S., & Sörbom, D. (Eds.). (2001). *Structural equation models: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog*. Lincolnwood, IL: Scientific Software International.
- Cudeck, R., & MacCallum, R.C. (Eds.). (2007). *Factor analysis at 100: Historical developments and future directions*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Cuttance, P., & Ecob, R. (Eds.). (1988). *Structural modeling by example: Applications in educational, sociological, and behavioral research*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Diamantopoulos, A., & Siguaw, J.A. (2000). *Introducing LISREL: A guide for the uninitiated*. London: Sage.
- Duncan, O.D. (1975). *Introduction to structural equation models*. New York: Academic Press.
- Duncan, T.E., Duncan, S.C., Strycker, L.A., Li, F., & Albert, A. (1999). *An introduction to latent variable growth curve modeling: Concepts, issues, and applications*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Dunn, G., Everitt, B., & Pickles, A. (1993). *Modelling covariances and latent variables using EQS*. London: Chapman & Hall.
- Du Toit, M., & Du Toit, S. (2001). *Interactive LISREL: User's guide*. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Everitt, B.S. (1984). *An introduction to latent variable models*. London: Chapman & Hall.
- Glymour, C., & Cooper, G.F. (Eds.). (1999). *Computation, causation, and discovery*. Menlo Park, CA: AAAI Press/The MIT Press.
- Glymour, C., Scheines, R., Spirtes, P., & Kelly, K. (1987). *Discovering causal structure: Artificial intelligence, philosophy of science, and statistical modeling*. Orlando, FL: Academic Press.
- Goldberger, A.S., & Duncan, O.D. (Eds.). (1973). *Structural equation models in the social sciences*. New York: Seminar Press.

- Grace, J. (2006). *Structural equation modeling and natural systems*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Haagen, K., Bartholomew, D., & Deistler, M. (Eds.). (1993). *Statistical modeling and latent variables*. Amsterdam: Elsevier.
- Hancock, G.R., & Samuelsen, K.M. (Eds.). (2008). *Advances in latent variable mixture models*. Charlotte, NC: Information Age Publishing.
- Hayduk, L.A. (1987). *Structural equation modeling with LISREL: Essentials and advances*. Baltimore, MA: Johns Hopkins University Press.
- Hayduk, L.A. (1996). *LISREL issues, debates, and strategies*. Baltimore, MA: Johns Hopkins University Press.
- Heise, D.R. (1975). *Causal analysis*. New York: Wiley.
- Hox, J.J. (2002). *Multilevel analysis: Techniques and applications*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Hoyle, R.H. (Ed.). (1995). *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hoyle, R.H. (Ed.). (1999). *Statistical strategies for small sample research*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Jaccard, J., & Wan, C.K. (1996). *LISREL approaches to interaction effects in multiple regression*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- James, L.R., Mulaik, A.M., & Brett, J.M. (1982). *Causal analysis: Assumptions, models, and data*. Newbury Park, CA: Sage.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1979). *Advances in factor analysis and structural equation models*. Cambridge, MA: Abt Books.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1988). *LISREL 7: A guide to the program and applications*. Chicago, IL: SPSS.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996a). *LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996b). *LISREL 8: User's reference guide* (2nd ed.). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996c). *PRELIS 2: User's reference guide* (3rd ed.). Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., Sörbom, D., Du Toit, S., & Du Toit, M. (1999). *LISREL 8: New statistical features*. Chicago, IL: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Wold, H. (Eds.). (1982). *Systems under indirect observation: Causality, structure, prediction* (2 Parts). New York: North-Holland.
- Kaplan, D. (2000). *Structural equation modeling: Foundations and extensions*. Thousand Oaks, CA: Sage.

- Kelloway, E.K. (1998). *Using LISREL for structural equation modeling: A researcher's guide*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Kenny, D.A. (1979). *Correlation and causality*. New York: Wiley.
- Kline, R.B. (1998). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York: The Guilford Press.
- Lawley, D.N., & Maxwell, A.E. (1971). *Factor analysis as a statistical method* (2nd ed.). London: Butterworth.
- Lee, S.-Y. (2007). *Structural equation modeling: A Bayesian approach*. New York: Wiley.
- Lee, S.-Y. (Ed.). (2007). *Handbook of latent variable and related models*. Amsterdam: North-Holland.
- Little, T.D., Schnabel, K.U., & Baumert, J. (Eds.). (1999). *Modeling longitudinal and multiple group data: Practical issues, applied approaches and specific examples*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Loehlin, J.C. (1998). *Latent variable models: An introduction to factor, path, and structural analysis* (3rd ed.). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Lohmöller, J.-B. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares*. New York: Springer.
- Long, J.S. (1983a). *Confirmatory factor analysis: A preface to LISREL*. Newbury Park, CA: Sage.
- Long, J.S. (1983b). *Covariance structure models: An introduction to LISREL*. Newbury Park, CA: Sage.
- Marcoulides, G.A., & Moustaki, I. (Eds.). (2001). *Latent variable and latent structure models*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Marcoulides, G.A., & Schumacker, R.E. (Eds.). (1996). *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Marcoulides, G.A., & Schumacker, R.E. (Eds.). (2001). *New developments and techniques in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Maruyama, G.M. (1997). *Basics of structural equation modeling*. New York: Sage.
- McDonald, R.P. (1985). *Factor analysis and related methods*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- McKim, V.R., & Turner, S.P. (1997). *Causality in Crisis? Statistical methods and the search for causal knowledge in the social sciences*. Notre Dame, IN: University of Notre Dame Press.
- Mueller, R.O. (1996). *Basic principles of structural equation modeling: An introduction to LISREL and EQS*. New York: Springer.
- Maruyama, G.M. (1997). *Basics of structural equation modeling*. Thousand Oaks, CA: Sage.

- Pearl, J. (2001). *Causality: Models, reasoning, and inference*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Pfeifer, A., & Schmidt, P. (1987). *LISREL: Die Analyse komplexer Strukturgleichungsmodelle*. Stuttgart: Fischer.
- Raykov, T., & Marcoulides, G.A. (2000). *A first course in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Saris, W.E., & Stronkhorst, H. (1984). *Causal modelling in nonexperimental research: An introduction to the LISREL approach*. Amsterdam: Sociometric Research Foundation.
- Schneeweiss, H., & Mittag, H.J. (1986). *Lineare Modelle mit fehlerbehafteten Daten*. Heidelberg: Physica.
- Schumacker, R.E., & Lomax, R.G. (1996). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Schumacker, R.E., & Marcoulides G.A. (Eds.). (1998). *Interaction and nonlinear effects in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Segers, J.H.G., & Hagenaars, J.A.P. (Red.). (1980). *Sociologische onderzoeksmethoden. Deel II: Technieken van causale analyse*. Assen: Van Gorcum.
- Shafer, G. (1997). *The art of causal conjecture*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Shipley, J.W. (2000). *Cause and correlation in biology: A user's guide to path analysis, structural equations and causal inference*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Singer, J.D., & Willett, J.B. (2003). *Applied longitudinal analysis: Modeling change and event occurrence*. Oxford: Oxford University Press.
- Skrondal, A., & Rabe-Hesketh, S. (2004). *Generalized latent variable modeling: Multi-level, longitudinal, and structural equation modeling*. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- Spiertes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (1993). *Causation, prediction, and search*. New York: Springer.
- Steyer, R. (1992). *Theorie kausaler Regressionsmodelle*. Stuttgart: Fischer.
- Van Montfort, K., Oud, H., & Satorra, A. (Eds.). (2004). *Recent developments on structural equation models: Theory and applications*. Dordrecht: Kluwer.
- Van Montfort, K., Oud, J., & Satorra, A. (Eds.). (2007). *Longitudinal models in the behavioral and related sciences*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Verschuren, P.J.M. (1991). *Structurele modellen tussen theorie en praktijk*. Utrecht: Het Spectrum.
- Von Eye, A., & Clogg, C.C. (Eds.). (1995). *Latent variable analysis: Applications for developmental research*. Newbury Park, CA: Sage.
- Wansbeek, T., & Meijer, E. (2000). *Measurement error and latent variables*. Amsterdam: Elsevier.

A2. Inleidingen

- Anderson, J.C. (1987). Structural equation models in the social and behavioral sciences: Model building. *Child Development*, **58**, 49–64.
- Austin, J.T., & Calderón, R.F. (1996). Theoretical and technical contributions to structural equation modeling: An updated annotated bibliography. *Structural Equation Modeling*, **3**, 105–175.
- Austin, J.T., & Wolfe, L.M. (1991). Annotated bibliography of structural equation modelling: Technical work. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **44**, 93–152.
- Bentler, P.M. (1980). Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling. *Annual Review of Psychology*, **31**, 419–456.
- Bentler, P.M. (1986). Structural modeling and Psychometrika: An historical perspective on growth and achievements. *Psychometrika*, **51**, 35–51.
- Bentler, P.M. (1988). Causal modeling via structural equation systems. In J.R. Nesselroede & R.B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed., pp. 317–335). New York: Plenum Press.
- Bentler, P.M., & Chou, C.-P. (1988). Practical issues in structural modeling. In J.S. Long (Ed.), *Common problems/proper solutions: Avoiding error in quantitative research* (pp. 161–192). Newbury Park, CA: Sage.
- Bentler, P.M., & Dudgeon, P. (1996). Covariance structure analysis: Statistical practice, theory, and directions. *Annual Review of Psychology*, **47**, 541–570.
- Bentler, P.M., & Weeks, D.G. (1980). Linear structural equations with latent variables. *Psychometrika*, **45**, 289–308.
- Berk, R.A. (1988). Causal inference for sociological data. In N.J. Smelser (Ed.), *Handbook of sociology* (pp. 155–172). Newbury Park, CA: Sage.
- Bielby, W., & Hauser, R.M. (1980). Structural equation models. *Annual Review of Sociology*, **3**, 241–280.
- Breckler, S.J. (1990). Applications of covariance structure modeling in psychology: Cause for concern? *Psychological Bulletin*, **107**, 260–273.
- Bynner, J.M., & Romney, D.M. (1985). LISREL for beginners. *Canadian Psychology*, **26**, 43–49.
- Carmines, E.G. (1986). The analysis of covariance structure models. In W. Berry & M. Lewis-Beck (Eds.), *New tools for social scientists: Advances and applications in research methods* (pp. 23–55). Newbury Park, CA: Sage.
- De Leeuw, J. (1985). Review of four books on structural equation modeling: J.S. Long (1983a, 1983b), B.S. Everitt (1984), and W.E. Saris & L.H. Stronkhorst (1984). *Psychometrika*, **50**, 371–375.
- Everitt, B.S., & Dunn, G. (1991). *Applied multivariate data analysis* (chapter 14: Covariance structure models). London: Arnold.

- Francis, D.J. (1988). An introduction to structural equation models. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, **10**, 623–639.
- Hoyle, R.H., & Panter, A.T. (1995). Writing about structural equation models. In R.H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 158–176). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Jöreskog, K.G. (1970). A general method for analysis of covariance structures. *Biometrika*, **57**, 239–251.
- Jöreskog, K.G. (1973). A general method for estimating a linear structural equation system. In A.S. Goldberger & O.D. Duncan (Eds.), *Structural equation models in the social sciences* (pp. 85–112). New York: Seminar Press.
- Jöreskog, K.G. (1978). Structural analysis of covariance and correlation matrices. *Psychometrika*, **43**, 443–477.
- Jöreskog, K.G. (1979). Basic ideas of factor and component analysis. In K.G. Jöreskog & D. Sörbom (Eds.), *Advances in factor analysis and structural equation models* (pp. 5–20). Cambridge, MA: Abt Books.
- Jöreskog, K.G. (1981a). Analysis of covariance structures. *Scandinavian Journal of Statistics*, **8**, 65–92.
- Jöreskog, K.G. (1981b). Basic issues in the application of LISREL. *Data*, **1**, 1–6.
- Jöreskog, K.G. (1988). Analysis of covariance structures. In J.R. Nesselroade & R.B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed., pp. 207–230). New York: Plenum Press.
- Jöreskog, K.G. (1990). New developments in LISREL: Analysis of ordinal variables using polychoric correlations and weighted least squares. *Quality and Quantity*, **24**, 387–404.
- Klem, L. (1995). Path analysis. In L.G. Grimm & P.R. Yarnold (Eds.), *Reading and understanding multivariate statistics* (pp. 65–97). Washington, DC: American Psychological Association.
- McArdle, J.J. (1988). Dynamic but structural equation modeling of repeated measures data. In J.R. Nesselroade & R.B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2nd ed., pp. 561–614). New York: Plenum Press.
- McArdle, J.J. & McDonald, R.P. (1984). Some algebraic properties of the reticular action model for moment structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, **37**, 234–251.
- McDonald, R.P. (1986). Describing the elephant: Structure and function in multivariate data. *Psychometrika*, **51**, 513–534.
- Olmstead, R.E., & Bentler, P.M. (1992). Structural equation modeling: A new friend? In F. Bryant, J. Edwards, R. Tintale, E. Posavac, L. Health, E. Henderson & Y. Suarez-Balcazar (Eds.), *Methodological issues in applied social psychology* (pp. 135–150). New York: Plenum Press.

- Raykov, T., Tomer, A., & Nesselroade, J.R. (1991). Reporting structural equation modeling results in Psychology and Aging: Some proposed guidelines. *Psychology and Aging*, **6**, 499–533.
- Skrondal, A., & Rabe-Hesketh, S. (2004). *Generalized latent variable modeling: Multi-level, longitudinal, and structural equation modeling*. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
- Sörbom, D., & Jöreskog, K.G. (1981). The use of LISREL in sociological model building. In D.L. Jackson & E.F. Borgatta (Eds.), *Factor analysis and measurement in sociological research* (pp. 179–199). Newbury Park, CA: Sage.
- Swaminathan, H. (1990). Analysis of covariance structures. In R. Hambleton & J. Zaal (Eds.), *Advances in educational and psychological testing: Theory and applications* (pp. 97–127). Boston: Kluwer.
- Ullman, J.B., & Bentler, P.M. (2004). Structural equation modeling. In M. Hardy & A. Bryman (Eds.), *Handbook of data analysis* (pp. 431–458). London: Sage.
- Wolfe, L.M. (1982). Causal models with unmeasured variables: An introduction to LISREL. *Multiple Linear Regression Viewpoints*, **11**, 9–54.
- Wolfe, L.M. (2003). The introduction of path analysis to the social sciences, and some emergent themes: An annotated bibliography. *Structural Equation Modeling*, **10**, 1–34.

Register

- Amos, 1-19
- assumpties
 - statistische, 1-18
- asymptotische theorie, 1-18
- causaal model, 1-3
- constructen
 - hypothetische, 1-5, 1-10
 - theoretische, 1-3
- effecten, 1-8
 - directe, 1-9
 - indirecte, 1-9
- EQS, 1-19
- factoranalyse, 1-6, 1-12
 - confirmatieve, 1-12
 - exploratieve, 1-12
- factoren, 1-12
- factorladingen, 1-12
- fout
 - structurele fout, 1-6
- foutenterm, 1-7
- identificatieprobleem, 1-15
- identificatieproblemen, 1-14
- indicatoren, 1-11, 1-12
 - causale indicatoren, 1-13
 - effect-indicatoren, 1-13
- kruisvalidatie, 1-16
- latente-variabelenmodel, 1-5, 1-6
- LISREL
 - commandotaal, 1-18
 - model, 1-14
 - programma, 1-18
- LISREL
 - toepassingen, 1-19
- literatuuroverzicht, 1-20
 - boeken, 1-26
 - inleidingen, 1-31
- meetfout, 1-11
- meetmodel, 1-5, 1-10
- model
 - causaal, 1-3
 - meetmodel, 1-5, 1-10
 - padmodel, 1-3
 - structureel, 1-3, 1-6, 1-9
 - theoretisch, 1-3
 - voor factoranalyse, 1-12
 - voor klassieke testscore, 1-11
 - voor latente variabelen, 1-5, 1-6
 - wiskundig, 1-6
- modellen
 - longitudinale, 1-19
 - niet-lineair, 1-5
 - voor covariantiestructuren, 1-3
- modelparameters, 1-17
- modelpassing, 1-15
- modelselectie, 1-16
- Mplus*, 1-19
- normale verdeling
 - multivariate, 1-18
- padmodel, 1-3
- parameterschattingen, 1-16
- praktische richtlijnen, 1-19
- PRELIS, 1-18
- programmatuur, 1-18
- regressie-analyse, 1-6
- regressiemodel, 1-6
- residuen, 1-7
- robuustheid, 1-18
- samenhang
 - aard, 1-5
 - gerichte, 1-2, 1-3

- lineaire, 1-5
- mate, 1-8
- richting, 1-8
- structurele, 1-3
- teken, 1-4
- schatters, 1-18
- schattingen
 - betrouwbaarheid, 1-17
- SIMPLIS**
 - commandotaal, 1-18
- standaardfouten, 1-17
- storingsterm, 1-7
- structureel model, 1-3, 1-6, 1-9
- structurele vergelijkingen, 1-6
 - stelsel van, 1-9
- toepassingen, 1-19
- variabelen
 - endogene, 1-6
 - exogene, 1-6
 - geobserveerde, 1-5, 1-11, 1-12
 - latente, 1-5
 - manifeste, 1-5, 1-11
 - responsvariabelen, 1-6
 - verklarende, 1-6
- variantie
 - verklaarde, 1-16

Covariantiestructuuranalyse 1

Copyright © 2008 by Anne Boomsma, Vakgroep Statistiek & Meettheorie, Rijksuniversiteit Groningen

Alle rechten voorbehouden. Niets in deze uitgave mag worden verveelvoudigd, opgeslagen in een geautomatiseerd gegevensbestand, en/of openbaar gemaakt, in enige vorm of op enige wijze, hetzij elektronisch, mechanisch, door fotocopie, microfilm of op enige andere manier, zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van de auteur.

All rights reserved. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted, in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, or otherwise, without the prior written permission of the author.