

EEN VERGELIJKING VAN TWEE ANALYSE-METHODEN: 'GEWONE' REGRESSIE-ANALYSES EN 'REGRESSIE-ANALYSES' MET LATENTE FACTOREN.

Wim van Breukelen*
Ab Mooijaart**

SAMENVATTING.

In correlatieel onderzoek wordt - om de causale relaties tussen een aantal onafhankelijke variabelen en een afhankelijke variabele te onderzoeken - van oudsher gebruik gemaakt van regressie-analyses, waarin de variabelen (constructen) worden gerepresenteerd door één enkele geobserveerde (manifeste) variabele of door een schaalscore (bestaande uit een combinatie van meerdere manifeste indicatoren). Meestal wordt daarbij geen rekening gehouden met mogelijke meetfouten van de manifeste indicatoren. De laatste 15 jaar treft men steeds vaker een benadering aan waarin de latente factoren die ten grondslag liggen aan de (combinaties van) manifeste indicatoren centraal staan in het stelsel van lineair structurele vergelijkingen waaruit het onderzoeksmodel is opgebouwd. Dan worden tegelijkertijd of in twee stappen de relaties tussen de manifeste indicatoren en de latente factoren (constructen) geanalyseerd en de causale relaties tussen de latente factoren. In dit artikel wordt de traditionele aanpak vergeleken met deze meer moderne benadering op een onderzoeksmodel bestaande uit drie onafhankelijke variabelen en één afhankelijke variabele. Uit deze vergelijking komt naar voren dat de gestandaardiseerde regressiegewichten (beta-gewichten) van de paden groter zijn en dat er meer variantie wordt verklaard in de afhankelijke variabele, wanneer de de causale relaties tussen de latente factoren worden geanalyseerd. Bij deze benadering zijn de standaardfouten van de beta-gewichten echter groter dan bij de traditionele benadering waarin wordt aangenomen dat de (combinaties van) manifeste indicatoren zonder meetfouten zijn gemeten. Aangetoond wordt dat de oorzaak voor de grotere standaardfouten van de beta-gewichten in de moderne benadering ligt in het feit dat het volledige meetmodel, inclusief de meetfouten van de manifeste indicatoren, als basis dient voor de analyse van de causale relaties tussen de latente factoren.

* Vakgroep Sociale en Organisationspsychologie, Rijksuniversiteit Leiden.
Postbus 9555, 2300 RB Leiden. Tel. 071 - 527 3731.

** Vakgroep Methoden en Technieken, Rijksuniversiteit Leiden.
Postbus 9555, 2300 RB Leiden. Tel. 071 - 527 3770.

Met dank aan twee anonieme reviewers voor hun suggesties en constructieve commentaar op een eerdere versie van dit artikel.

1. INLEIDING.

In dit artikel wordt een vergelijking gemaakt tussen twee analysemethoden die in correlationeel onderzoek op het gebied van onder meer de arbeids- en organisatiepsychologie vaak worden gevolgd om de invloed van een aantal onafhankelijke variabelen op één of meer afhankelijke variabelen vast te stellen. De eerste methode omvat het gebruik van regressie-analyses waarin ieder construct wordt gerepresenteerd door één enkele geobserveerde variabele (manifeste indicator) of door een combinatie van meerdere geobserveerde variabelen (bijvoorbeeld testcores of schaa scores). Hierbij wordt geen rekening gehouden met het feit dat de (combinaties van) manifeste indicatoren de bedoelde constructen waarschijnlijk niet optimaal meten, aangezien er sprake is van meetfouten. In de tweede methode wordt wel expliciet rekening gehouden met de meetfouten van de manifeste indicatoren. Bij die methode worden lineair structurele vergelijkingen gespecificeerd tussen de latente factoren (constructen) die ten grondslag liggen aan de manifeste indicatoren¹.

De methoden die in dit artikel worden vergeleken, zijn in de literatuur al vaker met elkaar in verband gebracht (o.a. Goldberger & Duncan, 1973; Kenny, 1979; James, Mulaik & Brett, 1982; Bollen, 1989; Williams, 1995), maar dat betrof meestal geen systematische vergelijking op een concrete dataset. Deze methoden vormen in feite twee uitersten die in correlationeel onderzoek worden gehanteerd om de causale relaties tussen een aantal variabelen te bestuderen. Tussen deze uitersten in liggen enkele varianten die in de discussie (§ 5) nog aan de orde zullen komen.

De opbouw van dit artikel is als volgt. Eerst worden de twee meest gangbare benaderingen in correlationeel onderzoek besproken, een 'traditionele' en een meer 'moderne' benadering (§ 2). De plaats van regressie-analyses (met of zonder latente factoren) binnen deze benaderingen zal worden aangegeven, waarna een beschrijving volgt van de concrete aanpak bij de vergelijking van deze methoden in dit onderzoek (§ 3). Na een bespreking van de resultaten (§ 4) worden de belangrijkste bevindingen bediscussieerd (§ 5).

2. PROBLEEMSTELLING.

In de bestaande benaderingen voor de analyse van correlationele data zijn twee stappen te herkennen. In de eerste stap wordt de dimensionaliteit en betrouwbaarheid onderzocht van de manifeste indicatoren waarmee de te bestuderen constructen worden gemeten. In de tweede stap worden de causale relaties vastgesteld tussen de variabelen waarvan in de eerste stap is vastgesteld dat ze acceptabele operationalisaties vormen van de constructen.

¹ De omschrijving 'regressie-analyses' in de titel van dit artikel geeft goed de parallel aan tussen de twee methoden. In het geval van meerdere afhankelijke variabelen (met of zonder latente factoren) spreekt men meestal van 'systemen van lineair structurele vergelijkingen'. Modellen met één afhankelijke variabele duidt men aan met de term 'single equation models' of 'regressie-modellen' (o.a. Saris & Stronkhorst, 1984; Bollen, 1989).

Stap 1 dient in feite als een vóórfase voor stap 2. In dit artikel ligt het accent op de verschillen die de 'traditionele' en 'moderne' benadering opleveren ten aanzien van de tweede stap in de analyses.

2.1. De 'traditionele' benadering in correlationeel onderzoek.

Om de relatieve bijdrage van een aantal predictoren aan de verklaring van één of meer afhankelijke variabelen te bestuderen, treft men in correlationeel onderzoek op het terrein van de arbeids- en organisatiepsychologie van oudsher vaak te volgende aanpak aan.

Eerst wordt met behulp van exploratieve factor-analyses (veelal principale componenten analyse; vgl. Ford, McCallum & Tait, 1986) en/of met behulp van het berekenen van indices voor de betrouwbaarheid van de meetinstrumenten gecontroleerd in hoeverre de gebruikte meetinstrumenten voor de onafhankelijke én afhankelijke variabelen aan hun doel beantwoorden. Dat doel is meestal het betrouwbaar en unidimensioneel meten van een construct (vgl. Green, Lissitz & Mulaik, 1977). Nadat is vastgesteld in hoeverre dit doel is bereikt, worden - voor elk construct afzonderlijk - schaa scores berekend, door de scores op de manifeste indicatoren (items) per construct te sommeren en eventueel te delen door het aantal indicatoren waardoor dat construct gerepresenteerd wordt. De betrouwbaarheid van de schalen wordt meestal wel vermeld (bijvoorbeeld in de vorm van Cronbach's alpha; Cronbach, 1951), maar met de onbetrouwbaarheid wordt geen rekening gehouden in de verdere analyses. Met behulp van een regressie-analyse wordt vervolgens de relatieve bijdrage van de predictoren aan de verklaring van de afhankelijke variabelen geschat, voor elke afhankelijke variabele afzonderlijk. De relaties tussen de onafhankelijke variabelen en elke afhankelijke variabele worden dan uitgedrukt in gestandaardiseerde (beta) of ongestandaardiseerde regressie-gewichten (b of B), terwijl het percentage door de combinatie van predictoren verklaarde variantie in de afhankelijke variabele wordt uitgedrukt door het kwadraat van de multiële correlatie (R).

Wanneer er sprake is van meerdere afhankelijke variabelen, die ook onderling een bepaalde causale relatie vertonen, is het onder bepaalde voorwaarden mogelijk de onderlinge relaties tussen de variabelen eveneens te schatten met behulp van regressie-analyses. Dat kan op een eenvoudige manier wanneer het totale model recursief is; dat wil zeggen dat de relaties tussen de variabelen lineair zijn en één kant op lopen (James, Mulaik & Brett, 1982; Hunter & Gerbing, 1982; Cohen & Cohen, 1983). De gestandaardiseerde (partiële) regressie-gewichten worden dan pad-coëfficiënten genoemd. Een dergelijke pad-analyse geeft informatie over de mate waarin de in het gepostuleerde model veronderstelde causale relaties tussen variabelen door de data worden ondersteund (Billings & Wroten, 1978). Met name in de econometrie zijn schattingsmethoden ontwikkeld voor niet-recursieve (interdependente) systemen (zie bijv. Goldberger, 1964).

2.2. Een 'moderne' benadering in correlatieel onderzoek.

De laatste jaren wordt, om een bepaalde constellatie van causale relaties te toetsen, steeds vaker gebruik gemaakt van analyses op het geheel van manifeste indicatoren en latente variabelen (factoren). Deze benadering omvat een meetmodel en een structureel model (vgl. Bentler, 1978, 1980), waarbij zowel in het meetmodel als in het structurele model latente factoren worden verondersteld. Dit type analyses is een specifiek type (namelijk met latente factoren) van de methode die wordt aangeduid met de term covariantie structuur analyse (CSA; Williams, 1995), covariantie structuur modelbouw (CSM; MacCallum, 1986; MacCallum, Roznowsky & Necowitz, 1992) of structural equation modeling (SEM; Goldberger & Duncan, 1973; Jöreskog & Sörbom, 1984).

Met behulp van confirmatieve factor-analyses (vgl. Long, 1983) wordt eerst nagegaan of de indicatoren - per construct - unidimensioneel zijn en of het volledige meetmodel - statistisch gezien - acceptabel is. In het volledige meetmodel worden de meetfouten van alle manifeste indicatoren expliciet gemodelleerd en wordt precies aangegeven op welke latente factor(en) de betreffende indicator laadt. Daarna worden de causale relaties tussen de latente factoren geanalyseerd met behulp van lineair structurele vergelijkingen. Onder andere door Anderson & Gerbing (1988) wordt ervoor gepleit om deze twee stappen (het vaststellen van het meetmodel en het onderzoeken van de structurele relaties) ook inderdaad afzonderlijk te bekijken, en niet automatisch tegelijkertijd uit te voeren.

Meestal wordt in deze moderne benadering gebruik gemaakt van het LISREL-programma (Jöreskog & Sörbom, 1984, 1989, 1993), en de laatste tijd ook van het EQS-programma (Bentler, 1989).

2.3. De vergelijking van de twee benaderingen in dit artikel.

Tabel 1 bevat een overzicht van de meest gehanteerde technieken binnen de twee benaderingen, weergegeven voor twee afzonderlijke stappen in de analyses.

Tabel 1. Analysetechnieken binnen de traditionele en moderne benadering van correlatieve data, weergegeven voor twee stappen in de analyses.

Analysefase:	Benadering:	
	1. traditioneel	2. modern
Stap 1. Het vaststellen van de (uni)dimensionaliteit en betrouwbaarheid van de indicatoren	exploratieve factor-analyses en Cronbach's alpha (bijv. met SPSS ^o)	confirmatieve factor-analyses en fit-indices (met LISREL of EQS)
Stap 2. Het onderzoeken van de causale relaties tussen onafhankelijke en afhankelijke variabelen	regressie-analyses op basis van schaalscores of andere manifeste variabelen (bijv. met SPSS ^o)	regressie-analyses (lineair structurele vergelijkingen) met manifeste en latente variabelen (met LISREL/EQS)

De twee benaderingen verschillen dus in twee opzichten, namelijk in de bepaling van de dimensionaliteit van de (onafhankelijke en afhankelijke) variabelen op zich (stap 1 in de analyse) en in de analyse van de causale relaties tussen onafhankelijke en afhankelijke variabelen (stap 2). Zoals gezegd, ligt in dit artikel het accent op de tweede stap in de analyses. Stap 1 wordt echter eveneens vrij uitgebreid beschreven (§ 4.1), om duidelijk te maken dat de vergelijking ten aanzien van stap 2 is uitgevoerd op data die verzameld zijn met kwalitatief goede meetinstrumenten.

Wat de eerste stap betreft, zitten de verschillen tussen de twee benaderingen vooral in de aard van de gehanteerde factor-analyses: exploratieve tegenover confirmatieve factor-analyses. Bij beide technieken worden latente factoren verondersteld, maar een confirmatief factor-model kent meestal veel specifiekere - door inhoudelijke (theoretische) inzichten opgelegde - beperkingen. Exploratieve factor-analyse wordt gekenmerkt door een reeks beslissingen en vuistregels die een zekere mate van subjectiviteit met zich meebrengen. Het gaat hier om zaken als het aantal te extraheren factoren, de samenhang tussen de factoren (orthogonaal of oblique) en de berekening van factor-scores. De 'kwaliteit' van de verschillende typen exploratieve factor-analyse (waaronder meestal ook gerekend wordt principale componenten analyse) loopt nogal uiteen. De maximum-likelihood (ML) schattingsmethode (Lawley & Maxwell, 1971) voor het berekenen van de gemeenschappelijke factoren markeert de overgang van exploratieve naar confirmatieve factor-analyse. In dit artikel is wat de exploratieve factor-analyses betreft, gekozen voor principale componenten analyse (PCA), ondanks het feit dat er 'betere' exploratieve methoden zijn. PCA is echter het meest representatief voor de traditionele benadering (Ford et al., 1986). Bij de confirmatieve factor-analyses is de maximum-likelihood schattingsmethode gehanteerd.

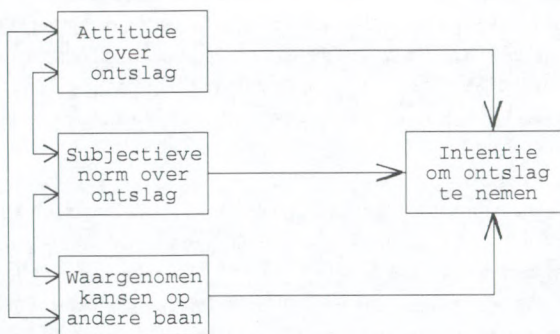
De verschillen tussen de twee benaderingen in de tweede analysefase liggen vooral in het wel of niet gebruiken van latente factoren. In de traditionele benadering worden de resultaten van de eerste analysefase, waarin wel latente factoren of componenten worden verondersteld, samengevat in een meetmodel louter bestaande uit (combinaties van) manifeste indicatoren. De in de eerste stap geconstateerde meetfouten worden weliswaar vermeld, maar ze worden in de tweede analysefase niet expliciet in beschouwing genomen. Bovendien wordt (meestal) geen rekening gehouden met de verschillen in de hoogte van de factor-ladingen van de manifeste indicatoren, doordat alle indicatoren geforceerd hetzelfde gewicht krijgen (ze worden dan namelijk 'ongewogen' gesommeerd tot een schaalscore). In de moderne benadering worden in stap 2 de causale relaties onderzocht op het geheel van latente factoren en manifeste indicatoren. De in het meetmodel (stap 1) gemodelleerde meetfouten en factor-ladingen van de manifeste indicatoren maken deel uit van de analyse van de structurele relaties tussen de latente factoren in de tweede stap.

3. METHODE.

3.1. Het onderzoeksmodel.

De verschillen tussen de twee benaderingen zijn onderzocht aan de hand van een onderzoeksmodel bestaande uit vier variabelen (constructen), te weten een drietal onafhankelijke (exogene) variabelen en één afhankelijke (endogene) variabele. Met dit relatief eenvoudige model is het goed mogelijk om de verschillen tussen de twee benaderingen te illustreren, terwijl het geheel toch overzichtelijk blijft. De variabelen uit het onderzoeksmodel omvatten de basiscomponenten van de 'theory of planned behavior' van Ajzen (1985, 1-991). In deze theorie wordt verondersteld dat iemands plannen om bepaald gedrag te vertonen ('behavioral intention'; BI) worden beïnvloed door zijn of haar attitude ten opzichte van dat gedrag ('attitude towards the act'; Aact), de sociale invloeden om dat gedrag wel of niet te vertonen ('subjective norm'; SN) en de waargenomen mogelijkheden om dat gedrag te vertonen ('perceived behavioral control'; PBC). In figuur 1 is het onderzoeksmodel afgebeeld.

Figuur 1. Het onderzoeksmodel.



*In dit artikel zullen deze variabelen in de tabellen als volgt worden aangeduid:
 attitude over ontslag = Aact; subjectieve norm over ontslag = SN;
 waargenomen kansen op andere baan = PBC; intentie om ontslag te nemen = BI.*

3.2. Meetinstrumenten.

De vier constructen uit dit onderzoeksmodel zijn elk gemeten met behulp van drie of vier manifeste indicatoren (items). Het volledige model is gebaseerd op de data van 307 respondenten op 13 manifeste indicatoren. Deze indicatoren bestonden uit de antwoorden op 13 vragen die deel uitmaakten van een post-enquête. De precieze formuleringen van

deze vragen, alsmede de gemiddelden, standaarddeviaties en intercorrelaties, zijn te vinden in van Breukelen (1991).

3.3. Analyses.

Op deze 13 variabelen zijn de volgende methoden van analyse toegepast.

Stap 1: eerst is nagegaan of de items per construct een unidimensionele schaal vormden. Bij benadering 1 gebeurde dat met behulp van principale componenten analyse, terwijl tevens werd nagegaan of de vier constructen betrouwbaar (eigenlijk: intern consistent) gemeten waren (met behulp van Cronbach's alpha). In benadering 2 is gebruik gemaakt van confirmatieve factor-analyses waarin vier latente factoren werden gepostuleerd. Daarin is onderzocht of de indicatoren - per latente factor - als congenerieke metingen kunnen worden opgevat. Dit betekent dat ze - afgezien van meetfouten - hetzelfde construct meten. Er is aan de indicatoren niet de eis gesteld dat ze tau-equivalent of parallel zouden moeten zijn (zie bijv. Traub, 1994).

Stap 2: vervolgens zijn de relaties tussen de constructen op twee manieren geanalyseerd. Bij de eerste benadering is een regressie-analyse uitgevoerd op de vier schaalscores (elk bestaande uit de ongewogen som van de items die het betreffende construct representeren). In de tweede benadering zijn de causale relaties tussen de latente factoren geanalyseerd met behulp van lineair structurele vergelijkingen.

De analyses binnen de traditionele benadering (1) zijn allemaal uitgevoerd met SPSS^x (Norusis, 1985). De analyses voor de moderne benadering (2) zijn uitgevoerd met EQS (Bentler, 1989; Dunn, Everitt & Pickles, 1993).

4. RESULTATEN.

4.1. Stap 1: basis-analyses (meetmodel).

Exploratieve factor-analyses (PCA) over de items van de vier schalen (per schaal afzonderlijk) wezen uit dat de items in elk van de vier gevallen door één gemeenschappelijke factor verklaard konden worden. Het percentage verklaarde variantie door de eerste factor bedroeg respectievelijk 85%, 59%, 59% en 80%. Zie tabel 2. De interne consistentie-coëfficiënten (Cronbach's alpha) van de 4 schalen bedroegen respectievelijk .91, .61, .76 en .87. Deze waarden zijn in drie van de vier gevallen zeer acceptabel, aangezien ze (ruim) boven de .70 liggen (Nunnally, 1978). Cronbach's alpha over de items waarmee de subjectieve norm werd gemeten, bedroeg echter slechts .61.

Ook met confirmatieve factor-analyses konden de items per construct telkens afdoende verklaard worden door één latente factor (vgl. Hattie, 1985). In tabel 2, het rechter deel, staan de fit-indices van de confirmatieve factor-analyses over de items per construct.

Tabel 2. Het aantal indicatoren per construct en de bevindingen van exploratieve en confirmatieve factor-analyses.

Variabele (construct) met aantal items	1. Traditionele benadering: exploratieve factor-analyse		2. Moderne benadering: confirmatieve factor-an.		
	aantal factoren	% verkl. variantie	chi-kw	df	p
1. Attitude over ontslag (3)	1	84.8	0.56	1*	.453
2. Subjectieve norm over ontslag (3)	1	58.9	0.66	1*	.197
3. Waargenomen kansen op baan (4)	1	58.6	2.91	2	.233
4. Ontslagintentie (3)	1	80.1	1.13	1*	.288

* Om de unidimensionaliteit te kunnen vaststellen van de constructen die met drie items gemeten waren, werden twee factorladingen (λ 's) aan elkaar gelijk gesteld om één vrijheidsgraad te winnen. In het volledige meetmodel was dat niet nodig omdat dat model voldoende 'geïdentificeerd' was (zie bijv. Long, 1983, p. 34 e.v.).

Na deze analyses per construct zijn alle 13 items tegelijkertijd in beschouwing genomen. PCA (benadering 1) over de 13 items leverde slechts 3 factoren op met een eigenwaarde hoger dan 1, maar in een oplossing met 4 factoren (percentage verklaarde variantie: 71%), waren de vier constructen (na varimax-rotatie) heel duidelijk terug te vinden.

In het meetmodel volgens benadering 2 zijn zowel de relaties geschat tussen de manifeste variabelen en hun latente factoren (factor-ladingen) als de (cor)relaties tussen de latente factoren onderling. Het aantal vrijheidsgraden van dit meetmodel bedraagt 59, als volgt te berekenen. Er is sprake van 91 'data-punten' (onafhankelijke elementen in de variantie-covariantie matrix), namelijk $[(13 \times 14)/2]$, terwijl er 32 parameters moeten worden geschat, namelijk 13 factor-ladingen van de manifeste variabelen plus 13 bijbehorende error-termen en 6 covarianties tussen de latente factoren. De fit van dit meetmodel is acceptabel, ondanks het feit dat er sprake is van een significante chi-kwadraat, namelijk 109.92 bij 59 vrijheidsgraden ($p < .001$). Deze chi-kwadraat voldoet niet aan de eis, dat hij niet significant moet zijn (vgl. Bentler, 1978). Op basis van de overige fit-indices kan desondanks worden geconstateerd dat er sprake is van een acceptabel meetmodel. De Normed Fit Index (NFI) ligt met .943 namelijk ruim boven de vaak gehanteerde ondergrens van .90 (Bentler & Bonett, 1980), terwijl ook de NonNormed Fit Index (NNFI = .964) en de Comparative Fit Index (CFI = .973) zeer acceptabel zijn (Bentler, 1990). Tenslotte is er sprake van een vrij groot aantal vrijheidsgraden, en is het gemiddelde van alle gestandaardiseerde residuen gering (namelijk .0356). Uit de Lagrange Multiplier Test (zie Bentler, 1989, p. 125) bleek dat er in dit meetmodel alleen verbeteringen zouden kunnen worden aangebracht door enkele manifeste indicatoren te laten laden op twee latente factoren (in plaats van uitsluitend op de latente factor waarvoor deze indicatoren waren bedoeld). Deze oplossing is niet gekozen omdat daarmee het meetmodel bij benadering 2 aan eenduidigheid zou verliezen, terwijl bovendien de vergelijking met de eerste benadering vertroebeld zou worden.

De 13 manifeste indicatoren vormen met elkaar dus zowel volgens de traditionele benadering als volgens de moderne benadering een acceptabel meetmodel (stap 1). In tabel 3 linksonder de diagonaal staan de correlaties tussen de 4 schaalscores die berekend zijn door de betreffende items per construct te sommeren (benadering 1). In tabel 3 rechtsboven de diagonaal staan de correlaties tussen de vier latente factoren (in LISREL-terminen: de phi-matrix) van het meetmodel (op grond van alle 13 indicatoren; benadering 2).

Tabel 3. Interrelaties tussen de operationalisaties van de vier constructen. Traditionele benadering (schaalscores): linksonder; moderne benadering (latente factoren): rechtsboven.

Variabele	1	2	3	4
1. Attitude over ontslag (Aact)	1.000	.465	.388	.696
2. Subjectieve norm over ontslag (SN)	.381	1.000	.278	.438
3. Waargenomen kansen op baan (PBC)	.318	.204	1.000	.131
4. Ontslagintentie (BI)	.641	.373	.082	1.000

Een vergelijking tussen de overeenkomstige correlatiecoëfficiënten van de twee benaderingen wijst uit, dat de correlaties bij benadering 2 steeds hoger zijn dan de overeenkomstige correlaties bij benadering 1. Dat is het gevolg van het feit dat in de tweede benadering correlaties worden berekend tussen de latente factoren die ten grondslag liggen aan de manifeste indicatoren. Daarbij wordt expliciet rekening gehouden met de meetfouten van de manifeste indicatoren. Hier varieerden de meetfouten van de 13 manifeste indicatoren van .432 (gekwadrateerd: .186) tot .861. (gekwadrateerd: .741). Dat betekent dat de betrouwbaarheid (het kwadraat van de gestandaardiseerde factor-ladingen) van de indicatoren uiteenloopt van .814 tot .259 (vgl. Long, 1983, p. 73).

In de berekening van de correlaties tussen de schaalscores (benadering 1) is geen rekening gehouden met de meetfouten van deze gecombineerde scores. Manieren om de correlaties tussen meetinstrumenten te corrigeren voor de (on)betrouwbaarheid van deze meetinstrumenten komen later nog aan de orde (§ 5.2).

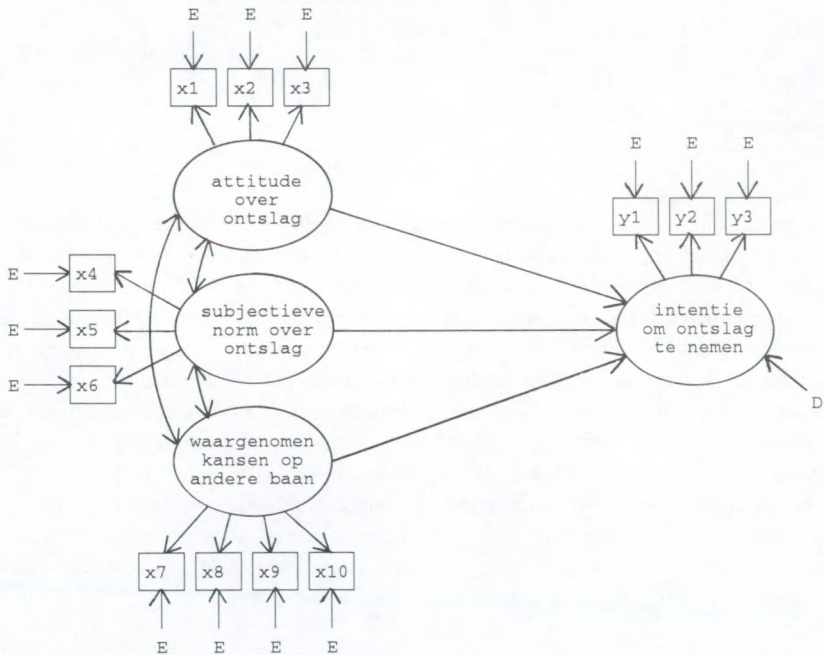
4.2. Stap 2: analyses van de causale relaties (structureel model).

Het onderzoeksmodel volgens benadering 1 staat al in figuur 1, waarbij de rechthoekige blokken de manifeste variabelen (schaalscores) weergeven. Dit onderzoeksmodel heeft - in termen van de structurele vergelijking waaruit het bestaat - nul vrijheidsgraden, aangezien alle relaties tussen de constructen worden geschat. Het aantal data-punten bedraagt 10, namelijk $[(4 \cdot 5)/2]$, terwijl er evenzoveel parameters moeten worden geschat (3 varianties,

3 covarianties, 3 regressie-gewichten en 1 error- of 'disturbance'-term). Een dergelijk model is 'juist'- of 'exact'-geïdentificeerd, waardoor toetsing van dat model met 'goodness-of-fit tests' onmogelijk is en het model altijd op de data past (vgl. Kenny, 1979; James et al., 1982).

Het onderzoeksmodel volgens benadering 2 staat in figuur 2. Dit model is wat betreft het aantal vrijheidsgraden identiek aan het meetmodel, aangezien er sprake is van een verzadigd structureel gedeelte (alle paden tussen de latente factoren worden geschat). Dit model heeft dus een chi-kwadraat van 109.92 bij 59 vrijheidsgraden.

Figuur 2. Het onderzoeksmodel volgens benadering 2, in termen van de relatie tussen de manifeste variabelen en de onderliggende latente factoren, en in termen van de causale relaties tussen de latente factoren.



In tabel 4 zijn voor de twee benaderingen de gestandaardiseerde regressie-gewichten (beta-gewichten) van de paden van de exogene variabelen naar de endogene variabele weergegeven, alsmede de daarbij behorende standaardfouten en toets-statistieken (t-waarden). Weergegeven is eveneens de multiële R^2 .

Tabel 4. Gestandaardiseerde regressie-gewichten (beta) van de 3 exogene variabelen plus bijbehorende standaardfouten (SE) en toets-statistieken (t), en gekwadrateerde multiële correlatie (R^2), volgens twee benaderingen.

	Benadering 1: traditioneel			Benadering 2: modern		
	beta	SE	t	beta	SE	t
Pad:						
Aact → BI	.625	.047	13.15	.689	.068	9.99
SN → BI	.165	.046	3.58	.169	.065	2.61
PBC → BI	-.150	.044	-3.35	-.183	.059	-3.12
R^2	.449			.529		

Alle t-waarden zijn significant op .05-niveau ($t > [1.968]$).

Uit deze tabel blijkt dat in beide benaderingen alle beta-gewichten significant zijn. Dat betekent dat de 'theory of planned behavior' (zie § 3.1) door deze data wordt ondersteund: alle onafhankelijke variabelen hebben ook inderdaad een effect op de afhankelijke variabele. Er zijn echter ook verschillen tussen de benaderingen. De gestandaardiseerde regressie-gewichten zijn bij de moderne benadering (2) groter dan bij de traditionele benadering (1). Dit is vooral het gevolg van het feit dat de correlaties van de exogene variabelen met de endogene variabele bij de tweede benadering hoger zijn dan bij de eerste benadering (zie tabel 3). Omdat de beta-gewichten van de paden bij benadering 2 groter zijn, is ook het percentage verklaarde variantie in de endogene variabele (BI) bij benadering 2 groter (zie eveneens tabel 4). De multiële correlatie van een aantal predictoren met een afhankelijke variabele is namelijk vooral² een functie van de som van de gekwadrateerde beta-gewichten (zie Cohen & Cohen, 1983, p. 101).

Een verdere vergelijking tussen de twee benaderingen in tabel 4 wijst uit dat de t-waarde (waaraan de significantie van een bepaald pad wordt afgelezen) bij de traditionele benadering (1) van elk van de drie paden groter is dan de t-waarde van datzelfde pad bij de moderne benadering (2). Dit is vooral te verklaren op grond van het feit dat de standaardfouten van de beta-gewichten bij de tweede benadering aanzienlijk groter zijn dan bij de eerste benadering. De t-waarde is immers gelijk aan het quotiënt van het beta-gewicht en de standaardfout daarvan. Op het belang van de grootte van deze standaardfouten komen we nog terug (§ 4.4. en § 5.3).

² Wanneer de predictoren ongecorrleerd zijn, is R^2 gelijk aan de som van de gekwadrateerde beta-gewichten. Wanneer er sprake is van hoge intercorrelaties tussen de predictoren en één (of meer) van de beta's is negatief, dan kan R^2 kleiner zijn dan de som van de gekwadrateerde beta's. Dat is hier - toevallig - ook het geval bij de regressie-analyse in de moderne benadering (zie tabel 4, het rechter deel).

4.3. Stabiliteit van de oplossingen in de tweede stap van de analyses.

Als aanvulling op bovenstaande bevindingen is nagegaan in hoeverre de eindoplossingen binnen de beide benaderingen stabiel zijn, wanneer de steekproefsamenstelling wordt gevarieerd. Daartoe is de oorspronkelijke steekproef ($N=307$) volgens de Bootstrap-methode (Bentler, 1989, p. 76) 20 keer opnieuw samengesteld. Over deze 20 'nieuwe' steekproeven (eveneens met een N van 307) zijn de gemiddelden berekend van de gestandaardiseerde regressie-gewichten, de bijbehorende standaardfouten en de toets-statistieken. Bovendien is het gemiddelde berekend van het percentage variantie dat de drie exogene variabelen samen verklaarden. In tabel 5 staan de resultaten van de vergelijking tussen de twee benaderingen op de gegevens van de 20 nieuwe steekproeven.

Tabel 5. Een vergelijking van de gemiddelden van een viertal kerngegevens voor de twee benaderingen over 20 nieuwe steekproeven, getrokken volgens de Bootstrap-methode.

Kerngegevens:	Benadering 1	Benadering 2	(paired) t-test	p-waarde
Gemiddelde waarde van beta van pad:				
Aact → BI	.616	.683	-10.50	.000
SN → BI	.186	.199	-1.55	.137
PBC → BI	-.174	-.230	-6.46	.000
Gemiddelde standaardfout van beta van pad:				
Aact → BI	.048	.070	-32.39	.000
SN → BI	.046	.066	-20.80	.000
PBC → BI	.045	.061	-22.79	.000
Gemiddelde toets-statistiek (t) van pad:				
Aact → BI	12.96	9.81	27.99	.000
SN → BI	4.03	3.01	10.78	.000
PBC → BI	-3.87	-3.77	1.32	.202
Gemiddelde waarde van R^2	.454	.539	-20.45	.000

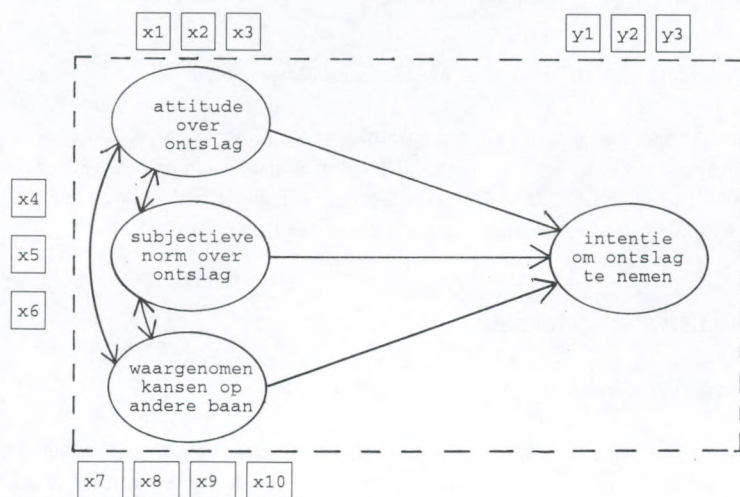
De cijfers gemiddeld over deze 20 oplossingen samen, bevestigen het beeld zoals dat naar voren komt uit de oorspronkelijke oplossingen in tabel 4. Ook nu zijn de gestandaardiseerde regressie-gewichten bij de moderne benadering (2) groter, terwijl de t-waarden kleiner zijn (deze verschillen zijn overigens in slechts 2 van de 3 gevallen significant; zie de twee meest rechtse kolommen van tabel 5, waar de resultaten staan van een t-test over de 20 'paren' beta's en t-waarden van de twee benaderingen).

Verder zijn bij de moderne benadering (2) ook nu (evenals in tabel 4) alle standaardfouten van de beta-gewichten groter, terwijl er - gemiddeld over de 20 nieuwe oplossingen - ook nu meer variantie wordt verklaard in de endogene variabele dan bij de traditionele benadering (1).

4.4. Een variant binnen de moderne benadering voor de tweede analysefase.

Hoewel de moderne benadering aantrekkelijker lijkt omdat daarmee meer variantie wordt verklaard in de afhankelijke variabele, zijn de standaardfouten van de beta-gewichten vrij groot en de betrouwbaarheidsintervallen dus breed. Wanneer slechts een deel van de bevindingen van de eerste stap in de analyses in beschouwing wordt genomen in de tweede stap, komt dit beeld er anders uit te zien, zoals straks uit tabel 6 zal blijken. Van het meetmodel dat resulteert uit stap 1 worden nu uitsluitend de correlaties tussen de latente factoren gebruikt in de analyses van de causale relaties tussen deze latente factoren (stap 2). In figuur 3 is deze werkwijze schematisch weergegeven.

Figuur 3. Het onderzoeksmodel (stap 2) geanalyseerd volgens een variant binnen de moderne benadering, waarin de relaties tussen de latente factoren uit het totale meetmodel worden gelicht.



Zo wordt geen rekening gehouden met de ladingen van de manifeste indicatoren op de latente factoren en met de daarmee samenhangende error-termen. Aangenomen wordt dan in feite dat de geschatte latente factoren optimale (d.w.z. volkomen betrouwbare) indicatoren zijn voor de bedoelde constructen.

Deze variant is concreet ingevuld door (met EQS) een regressie-analyse uit te voeren op de matrix met correlaties tussen de vier latente factoren (zie tabel 3, rechtsboven de diagonaal). Deze correlatie-matrix is hierbij opgevat als een covariantie-matrix (vgl. Jöreskog & Sörbom, 1989, p. 47). In tabel 6 staan de resultaten van deze analyse, samen met de resultaten van de oorspronkelijke aanpak binnen de moderne benadering.

Tabel 6. Een vergelijking tussen twee varianten op de tweede stap binnen de moderne benadering. Weergegeven zijn de gestandaardiseerde regressie-gewichten (beta) en de bijbehorende standaard-errors (SE) en t-waarden (t).

Pad	De oorspronkelijke aanpak van stap 2 in de moderne benadering (zie ook tabel 4)			Een variant op stap 2 binnen de moderne benadering		
	beta	SE	t	beta	SE	t
Aact → BI	.689	.068	9.99	.689	.047	14.80
SN → BI	.169	.065	2.61	.169	.045	3.78
PBC → BI	-.183	.059	-3.12	-.183	.043	-4.27

Alle t-waarden zijn significant op .05-niveau ($t > [1.968]$).

Uit deze tabel blijkt dat de gestandaardiseerde regressie-gewichten in de twee hier vergeleken varianten identiek zijn. Ten gevolge van het feit dat de standaardfouten in de nieuwe variant geringer zijn dan in de oorspronkelijke werkwijze, zijn de t-waarden in de nieuwe variant groter (tabel 6, het rechter deel). De standaardfouten van de beta-gewichten in deze nieuwe variant binnen de moderne benadering komen vrijwel overeen met de standaardfouten in de traditionele benadering (zie tabel 4, het linker deel).

5. CONCLUSIES EN DISCUSSIE.

5.1. De belangrijkste bevindingen kort samengevat.

De vergelijking in dit artikel tussen een 'traditionele' en een 'moderne' benadering in correlatieel onderzoek spitste zich toe op het analyseren van de causale relaties tussen een viertal constructen, de tweede stap in de analyses. In een daaraan voorafgaande stap werd de dimensionaliteit en de betrouwbaarheid van de gebruikte manifeste indicatoren vastgesteld. Ondanks het feit dat de indicatoren waarmee de vergelijking werd uitgevoerd van goede kwaliteit waren, kwamen er in beide analysefasen verschillen naar voren.

In stap 1 werd respectievelijk met exploratieve en confirmatieve factor-analyses de dimensionaliteit van de instrumenten onderzocht. Een principale componenten analyse (PCA) over de 13 manifeste indicatoren (traditionele benadering) leverde slechts 3 factoren op met een eigenwaarde groter dan 1, en niet de 4 veronderstelde factoren. Dit resultaat onderstreept de constatering van Hunter & Gerbing (1982, p. 273), dat exploratieve factor-analyses de neiging hebben om een onderschatting te geven van het werkelijk aantal onderscheidbare dimensies in een aantal items of andere manifeste indicatoren. Er zijn binnen de traditie van exploratieve factor-analyse overigens betere methoden dan PCA. Een exploratief/confirmatieve factor-analyse met de maximum-likelihood schattingsmethode (Lawley & Maxwell, 1971) gaf in dit onderzoek aan dat een 4-factor-oplossing beter paste op de 13 manifeste variabelen dan een 3-factor-oplossing. De chi-kwadraat van deze oplossingen bedroeg namelijk respectievelijk 36.88 bij 32 vrijheidsgraden ($p=.253$) en 131.09 bij 42 vrijheidsgraden ($p=.000$). In een zuiver confirmatieve factor-analyse had het meetmodel met 4 latente factoren maar juist een acceptabele fit (chi-kwadraat=109.92 bij 59 vrijheidsgraden; $p<.001$; Normed Fit Index=.943).

Wat stap 2 betreft, waren in de moderne benadering de gestandaardiseerde regressiegewichten van de paden groter. Hiermee samenhangend bleek hier ook meer variantie verklaard te worden in de endogene variabele. De toets-statistieken (t-waarden) van de beta-gewichten waren echter kleiner, hetgeen vooral voortvloeit uit de - relatief - grote standaardfouten van de beta-gewichten.

Een variant binnen de moderne benadering, waarin de meetfouten uit het meetmodel werden genegeerd bij de analyse van de causale relaties tussen de latente factoren, resulteerde in dezelfde beta-gewichten, maar dan met aanzienlijk kleinere standaardfouten dan bij de oorspronkelijke werkwijze. Deze geringe standaardfouten zijn in dit geval echter het gevolg van een zeer dubieuze aanpak, aangezien uit het meetmodel blijkt dat de geschatte latente factoren geen volkomen betrouwbare indicatoren zijn van de bedoelde constructen (hetgeen in deze variant wel wordt gesuggereerd). Deze variant is in dit artikel uitsluitend uitgewerkt om te laten zien dat in de moderne benadering de meetfouten van de manifeste indicatoren effect hebben op de standaardfouten van de beta-gewichten van de paden tussen de latente factoren.

5.2. De behandeling van meetfouten.

In de regressie-analyse van de hier geschetste traditionele benadering (stap 2) werd geen rekening gehouden met de meetfouten van de schaalscores die de constructen representeren. Het negeren van (random) meetfouten in de exogene en endogene variabelen leidt echter tot vertekeningen ('bias') in de schattingen van de gestandaardiseerde regressiegewichten (Goldberger, 1973; Kenny, 1979; Bollen, 1989). Er zijn verschillende strategieën mogelijk om wel rekening te houden met de meetfouten in de manifeste indicatoren, zonder dat men volledig kiest voor de in dit artikel beschreven moderne benadering. Deze

strategieën vormen als het ware tussen-oplossingen tussen de 'traditionele' en 'moderne' benadering.

Ten eerste kan men de correlaties tussen de onafhankelijke en afhankelijke variabelen (en ook die tussen de onafhankelijke variabelen onderling) ophogen door deze te corrigeren voor de onbetrouwbaarheid van de meetinstrumenten via de 'correction for attenuation' (zie bijv. Magnusson, 1967). Wanneer men met behulp van de aldus gecorrigeerde correlaties de causale parameters schat, resulteert dat in het algemeen in hogere schattingen van de beta-gewichten. Het belangrijkste nadeel van deze werkwijze is dat het schatten van de betrouwbaarheid van de manifeste indicatoren wordt losgekoppeld van het analyseren van de causale relaties (Kenny, 1979, p. 83). Een bijkomend nadeel is dat de schattingen van de parameters eigenlijk niet op de gebruikelijke manier op significantie getoetst kunnen worden.

Een andere manier om rekening te houden met de (on)betrouwbaarheid van de indicatoren is gesuggereerd door Kenny (1979) en James et al. (1982), en onder andere toegepast door Williams & Hazer (1986). Deze werkwijze is bruikbaar wanneer men slechts beschikt over één manifeste indicator per construct, maar wel informatie heeft over de betrouwbaarheid van deze indicator. Men corrigeert dan voor de meetfout van elke manifeste indicator door te veronderstellen dat aan deze manifeste indicator een latente factor ten grondslag ligt. De lading van elke manifeste indicator op zijn onderliggende latente factor (de factor-lading) wordt dan 'vastgezet' op de wortel uit de betrouwbaarheidsindex van de betreffende indicator. Deze werkwijze zou hier toegepast kunnen worden op het eindresultaat van stap 1 in de traditionele benadering, door de factor-lading (van elk der 4 schalen op hun bijbehorende veronderstelde latente factor) 'vast te zetten' op de waarde van de wortel uit de interne consistentie-coëfficiënt van de respectievelijke schaal (zie § 4.1). Een nadeel van deze aanpak is dat de schattingen van de beta-gewichten sterk afhankelijk blijken te zijn van de hoogte van de betrouwbaarheidsindices, met name van die van de exogene variabelen. Bij verschillende schattingen van de betrouwbaarheid fluctueren de schattingen van de beta-gewichten enorm (vgl. Bollen, 1989, p. 159).

Als variant op deze benadering kan de 'errors-in-variables' benadering genoemd worden, die vooral in de econometrie is ontwikkeld (zie bijv. Bekker, Wansbeek & Kapteyn, 1985). Deze benadering wordt hier niet verder besproken.

5.3. Voorkeur voor de moderne benadering.

Wanneer men beschikt over meerdere manifeste indicatoren per construct en over instrumenten die zich al enigszins hebben 'bewezen', hebben confirmatieve factor-analyses duidelijk de voorkeur boven exploratieve factor-analyses. De detaillering die hierdoor in het meetmodel wordt aangebracht heeft wel een prijs. Op deze manier wordt de kwetsbaarheid van (combinaties van) manifeste indicatoren veel eerder ontdekt, terwijl er bovendien sneller geconstateerd zal moeten worden dat er helemaal geen acceptabel meetmodel te construeren valt. Wanneer er geen sprake is van een acceptabel meetmodel, heeft het geen

zin om de causale relaties tussen de latente factoren op deze manier nader te onderzoeken. De problemen bij het construeren van een acceptabel meetmodel vloeien enerzijds voort uit statistische eisen (multivariate normaalverdeling van de variabelen) en anderzijds uit de inhoudelijke kwaliteit van de meeste meetinstrumenten. Het advies om optimale aandacht te besteden aan de betrouwbaarheid en validiteit van meetinstrumenten (vgl. Brannick, 1995) is goed bedoeld, maar zal op dit vakgebied niet resulteren in volkomen betrouwbare indicatoren. Om aan de eisen te voldoen die het gebruik van maximum-likelihood schattingen met zich meebrengt, is recent geadviseerd om geen confirmatieve factoranalyses uit te voeren op item-niveau, omdat items vrijwel nooit voldoen aan het criterium van multivariate normaalverdelingen (Kelloway, 1995). Inderdaad had ook in deze studie het meetmodel dat alle items omvatte, maar juist een acceptabele 'fit'. Als oplossing hiervoor kiest men in de literatuur soms voor analyses waarbij items eerst tot clusters van 2 of 3 items worden samengevoegd, om de verdelingen meer een 'normaal' karakter te geven. Dat kan overigens alleen wanneer men beschikt over veel items per construct. Aan de andere kant zijn de laatste jaren diverse schattingsmethoden ontwikkeld die minder gevoelig zijn voor de verdelingen van de variabelen (zie bijv. Bentler, 1989).

Wanneer men de causale relaties tussen constructen onderzoekt op de latente factoren waarvan men aanneemt dat deze de bedoelde constructen weerspiegelen, neemt men ook de meetfouten in beschouwing van de manifeste indicatoren waaraan deze latente factoren ten grondslag liggen. Dat resulteert in lagere t-waarden van de beta-gewichten, wat vooral veroorzaakt wordt door de relatief grote standaardfouten van deze beta-gewichten. In theorie-toetsend onderzoek kan dit twee kanten op werken. Paden waarvan verondersteld wordt dat ze significant zijn, zullen minder snel die grens bereiken, hetgeen een nadeel kan zijn. Daar staat tegenover dat veronderstelde 'niet-significante' paden eveneens niet zo snel wel significant zullen blijken, hetgeen een voordeel kan betekenen.

Tegelijkertijd wordt er in een benadering met latente factoren meer variantie verklaard in de afhankelijke variabele (in sommige gevallen dus met behulp van minder onafhankelijke variabelen). Dat is weliswaar niet het hoofddoel van onderzoek waarin veronderstelde causale relaties worden getoetst, maar betekent wel dat deze benadering aantrekkelijk kan zijn in onderzoek waarin geprobeerd wordt een bepaald criterium optimaal te voorspellen. Als optimale predictie het hoofddoel is, liggen overigens 'moderne' benaderingen waarin andere schattingsmethoden (dan maximum-likelihood) worden gebruikt, meer voor de hand (vgl. Jöreskog & Wold, 1982; Anderson & Gerbing, 1988).

5.4. Generaliseerbaarheid van de bevindingen.

Alle vergelijkingen tussen de hier beschreven benaderingen zijn ook nog op twee andere, onafhankelijke, datasets (respectievelijk N=360 en N=340) uitgevoerd. De onderzoeksmodellen - die ook inhoudelijk verschilden van het hier gebruikte model - bestonden daarin uit respectievelijk 3 en 4 onafhankelijke variabelen en - in beide gevallen - 1 afhankelijke

variabele. Het meetmodel bevatte in totaal respectievelijk 16 en 18 manifeste indicatoren. De resultaten van deze analyses ondersteunen de hier beschreven bevindingen in vrijwel alle opzichten. Ook in die andere datasets gaven confirmatieve factor-analyses een duidelijker beeld van de dimensionaliteit van de manifeste indicatoren. Ook daarin waren de toets-statistieken van de beta-gewichten kleiner, terwijl er tegelijkertijd meer variantie werd verklaard in de afhankelijke variabele.

Toch lijkt het ons zinvol om de vergelijking die in dit artikel is uitgevoerd, te herhalen op enkele aanzienlijk grotere steekproeven, waarin de verhouding tussen het aantal te schatten parameters en het aantal cases 'gunstiger' is dan hier het geval was. Steekproeven in de orde van grootte van 300 à 400 (en kleiner) zijn echter in veel vakgebieden - en dat geldt ook voor de arbeids- en organisatiepsychologie - eerder regel dan uitzondering, waardoor de nu besproken bevindingen zeker representatief zijn voor de onderzoekspraktijk in die vakgebieden.

Literatuur.

Ajzen, I. (1985). From intentions to actions: a theory of planned behavior. In J. Kuhl & J. Beckman, **Action control: from cognition to behavior**, 11-39, Berlin: Springer Verlag.

Ajzen, I. (1991). A theory of planned behavior. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, 50, 1-33.

Anderson, J.C. & D.W. Gerbing (1988). Structural equation modeling in practice: a review and recommended two-step approach. **Psychological Bulletin**, 103, 411-423.

Bekker, P.A., T.J. Wansbeek & A. Kapteyn (1985). Errors in variables in econometrics: new developments and recurrent themes. **Statistica Neerlandica**, 39, 129-141.

Bentler, P.M. (1978). The interdependence of theory, methodology, and empirical data: causal modeling as an approach to construct validation. In: D.B. Kandel (Ed). **Longitudinal research on drug use**. 267-302. New York: Wiley & Sons.

Bentler, P.M. (1980). Multivariate analysis with latent variables: causal modeling. **Annual Review of Psychology**, 31, 419-456.

Bentler, P.M. (1989). **EQS structural equations program manual**. Los Angeles, California: BMDP Statistical Software.

Bentler, P.M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. **Psychological Bulletin**, 107, 238-246.

Bentler, P.M. & D.G. Bonett (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. **Psychological Bulletin**, 88, 588-606.

- Billings, R.S. & S.P. Wroten (1978). Use of path analysis in industrial/organizational psychology: criticisms and suggestions. **Journal of Applied Psychology**, 63, 677-688.
- Bollen, K.A. (1989). **Structural equations with latent variables**. New York: Wiley.
- Brannick, M.T. (1995). Critical comments on applying covariance structure modeling. **Journal of Organizational Behavior**, 16, 201-213.
- Breukelen, J.W.M. van (1991). **Personeelsverloop in organisaties**. Rijksuniversiteit Leiden: proefschrift.
- Cohen, J. & P. Cohen (1983). **Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences** (second edition). Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, publishers.
- Cronbach, L.J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. **Psychometrika**, 16, 297-334.
- Dunn, G., B. Everitt & A. Pickles (1993). **Modelling covariances and latent variables using EQS**. London: Chapman & Hall.
- Ford, J.K., R.C. MacCallum & M. Tait (1986). The application of exploratory factor analysis in applied psychology: a critical review and analysis. **Personnel Psychology**, 39, 291-314.
- Goldberger, A.S. (1964). **Econometric theory**. New York: Wiley.
- Goldberger, A.S. & O.D. Duncan (1973). **Structural equation models in the social sciences**. New York: Seminar Press.
- Green, S.B., R.W. Lissitz & S.A. Mulaik (1977). Limitations of coefficient alpha as an index of test unidimensionality. **Educational and Psychological Measurement**, 37, 827-838.
- Hattie, J. (1985). Methodology review: assessing unidimensionality of tests and items. **Applied Psychological Measurement**, 9, 139-164.
- Hunter, J.E. & D.W. Gerbing (1982). Unidimensional measurement, second order factor analysis and causal models. In: B.M. Staw & L.L. Cummings (Eds). **Research in organizational behavior**, 4, 267-320. Greenwich, Connecticut: JAI Press.
- James, L.R., S.A. Mulaik & J.M. Brett (1982). **Causal analysis: assumptions, models and data**. Beverly Hills: Sage publications.
- Jöreskog, K.G. & D. Sörbom (1984). **LISREL VI: Analysis of linear structural relationships by the method of maximum likelihood**. Chicago Illinois: National Educational Resources.

Jöreskog, K.G. & D. Sörbom (1989). **LISREL VII: A guide to the program and applications**. Chicago Illinois: SPSS Inc.

Jöreskog, K.G. & D. Sörbom (1993). **LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS**. Mahwah, N.J.: Lawrence Erlbaum.

Jöreskog, K.G. & H. Wold (1982). The ML and PLS techniques for modeling with latent variables. In: K.G. Jöreskog & H. Wold (Eds), **Systems under indirect observation: Causality, structure, prediction**. Part I, 263-270. Amsterdam: North-Holland.

Kelloway, E.K. (1995). Structural equation modeling in perspective. **Journal of Organizational Behavior**, 16, 215-224.

Kenny, D.A. (1979). **Correlation and causality**. New York: John Wiley & Sons.

Lawley, D.N. & A.E. Maxwell (1971). **Factor analysis as a statistical method**. London: Butterworth & Co.

Long, J.S. (1983). **Confirmatory factor analysis: a preface to LISREL**. Beverly Hills: Sage Publications

MacCallum, R.C. (1986). Specification searches in covariance structure modeling. **Psychological Bulletin**, 100, 107-120.

MacCallum, R.C., M. Roznowsky & L.B. Necowitz (1992). Model modifications in covariance structure analysis: the problem of capitalization on chance. **Psychological Bulletin**, 111, 490-504.

Magnusson, D. (1967). **Test Theory**. Reading, Mass.: Addison-Wesley Publishing Company.

Norusis, M.J. (1985). **SPSS-X, Advanced statistics guide**. New York: McGraw-Hill Book Company.

Nunnally, J.C. (1978). **Psychometric theory** (2nd edition). New York: McGraw-Hill.

Traub, R.E. (1994). **Reliability for the Social Sciences, Theory and Applications**. Thousand Oaks, Cal.: Sage publications.

Williams, L.J. (1995). Covariance structure modeling in organizational research: problems with the method versus applications of the method. **Journal of Organizational Behavior**, 16, 225-233.

Williams, L.J. & J.T. Hazer (1986). Antecedents and consequences of satisfaction and commitment in turnover models: a reanalysis using latent variable structural equation methods. **Journal of Applied Psychology**, 71, 219-231.