

17. Factor analyse

Met factoranalyse worden heel veel variabelen ingekort tot een aantal variabelen.

Het gebruik van factoranalyse

Variabelen die niet direct gemeten kunnen worden heten *latente variabelen*. Verschillende facetten van dit construct kunnen wel direct gemeten worden. Dan moet de vraag beantwoord worden of deze variabelen samen één onderliggende variabelen hebben.

Bij een *factoranalyse* en *principal component analyse (PCA)* worden clusters van variabelen geïdentificeerd. Je gebruikt deze technieken voor drie dingen:

- Om inzicht te krijgen in de structuur van de variabelen
- Om een vragenlijst te ontwikkelen die de onderliggende variabele meet
- Om de data te reduceren, waarbij zoveel mogelijk informatie behouden blijft

Factoranalyse en principal component analyse reduceren de data allebei tot een aantal dimensies, en hoewel ze van elkaar verschillen, worden ze toch samen besproken. Omdat veel praktische zaken overeenkomen, maakt het in de praktijk weinig uit welke techniek je gebruikt.

Factoren en componenten

Een R-matrix is een matrix die alle correlaties tussen de variabelen weergeeft. Wanneer een groep variabelen sterk met elkaar correleert kan het betekenen dat ze aspecten van een onderliggende dimensie meten. Bij een factoranalyse wordt de maximale gedeelde variantie in een correlatiematrix verklaard door het kleinst mogelijke aantal verklarende constructen (factoren). Bij PCA wordt gekeken naar de maximale totale variantie die verklaard wordt in een correlatiematrix door lineaire *componenten*.

In een R-matrix wordt gezocht naar onderliggende dimensies door naar clusterende variabelen te kijken. Een factoranalyse zoekt data naar onderliggende constructen die geschat worden uit de data, PCA transformeert de data naar lineaire componenten. Componenten zijn dus eigenlijk geen onderliggende constructen en zouden niet geïnterpreteerd moeten worden als ongemeten variabelen. Beide technieken zoeken echter naar variabelen die sterk correleren met een groep andere variabelen en niet correleren met variabelen buiten die groep.

Grafische weergave

In de grafiek kan je een factor voorstellen als de as waarop de variabelen plotten. De as loopt van -1 tot 1 omdat correlaties niet buiten dit gebied vallen. De metingen van de variabelen zijn dan punten in het veld. De coördinaten van de variabelen op elke as staat voor de sterkte van de relatie tussen die variabele en de factoren. In de ideale wereld hebben variabelen een grote coördinaat op de ene as (factor) en een kleine coördinaat op de andere factor. De coördinaat van een variabele op een as wordt de *factorlading* genoemd. De factorlading kan gezien worden als de Pearson correlatie tussen de factor en de variabele.

Mathematische weergave

Een component in PCA kan omschreven worden als een vergelijking.

De b-waardes zijn de ladingen.

$$\text{Component}_i = b_1 \text{Variabele}_{1i} + b_2 \text{Variabele}_{2i} + \dots + b_n \text{Variabele}_{ni}$$

Er is geen b_0 omdat het snijpunt van de lijnen bij de oorsprong ligt (dus $b_0=0$) en er is geen errorterm, omdat je alleen de variabelen transformeert.

Alle gemeten variabelen zullen in de vergelijking zitten, alleen hebben de verschillende componenten verschillende b-waardes bij de variabelen. De b-waarde geeft aan of de variabele een grote of kleine lading heeft.

Bij een factoranalyse worden de scores op de variabelen voorspeld vanuit de gemiddelden van die variabelen, plus de score van iemand op de *gemeenschappelijke factoren* (de factoren die de correlaties tussen variabelen verklaren) plus scores op de *unieke factoren* (factoren die de correlaties tussen variabelen niet verklaren). In factoranalyse is er dus wel een errorterm, in tegenstelling tot PCA.

PCA en factoranalyse zijn allebei lineaire modellen die ladingen gebruikt die in een matrix () kunnen worden weergegeven, waarbij de kolommen staan voor de factoren en de rijen voor de ladingen van de variabelen op de factoren. Deze matrix wordt een *factor matrix* of *component matrix* genoemd. Een belangrijke assumptie bij factoranalyse (maar niet bij PCA) is dat deze factoren werkelijke dimensies weergeven.

Scores

Als de factoren gevonden zijn en de vergelijking is opgesteld, kunnen de scores van de proefpersonen op de factoren berekend worden, de *factor scores* of *componentscores*. Als je de score van iemand op een factor wil weten, kun je hun scores op de variabelen in een vergelijking plaatsen, waarbij je het gewogen gemiddelde krijgt. Deze methode is te simplistisch en wordt daardoor ook bijna niet gebruikt. Als factoren op verschillende schalen zijn gemeten, zijn factorscores voor verschillende factoren niet te vergelijken, omdat de score afhankelijk is van de schaal.

Regressiemethode

Er zijn ingewikkelde technieken die de factorscores berekenen door middel van de coëfficiënten van de factorscores in plaats van de factorladingen. Met de regressiemethode

worden de factorladingen aangepast en wordt er rekening gehouden met de correlaties tussen de variabelen.

Door de matrix van de factorladingen en de omgekeerde matrix van de originele correlatie (R^{-1}) met elkaar te vermenigvuldigen, krijgen we de matrix van factorscore coëfficiënten (B). Deze matrix geeft de relatie tussen elke variabele en elke factor weer, waarbij de originele relaties tussen de variabelen meegenomen wordt. De matrix geeft een betere meting van de unieke relatie tussen variabelen en factoren. Een nadeel van deze methode is dat de scores niet alleen met de eigen factor, maar ook met scores van de andere factoren kunnen correleren.

De andere methoden

Twee andere methoden kunnen nog gebruikt worden, de Bartlett methode en de *Anderson-Rubin methode*. De eerste methode geeft scores die geen bias hebben en alleen correleren met de eigen factor. De factorscores kunnen nog wel onderling met elkaar correleren. De Anderson-Rubin methode produceert factorscores die niet gecorreleerd en gestandaardiseerd zijn.

Wanneer er geen gecorreleerde scores mogen zijn, is de Anderson-Rubin methode aan te raden. In alle andere gevallen kan het beste de regressiemethode gebruikt worden. De factorscores laten de samengestelde score voor elk individu op een factor zien.

Gebruik van factorscores

Als je een factoranalyse uitvoert om data te reduceren tot een kleiner subset van variabelen, dan vertelt de factorscore wat de score van een persoon is op deze subset. Daarna kun je analyses uitvoeren met deze factorscores.

Als het probleem van multicollineariteit naar voren komt kan er een factoranalyse gedaan worden en kunnen er ongecorreleerde factoren uitkomen. De variabelen die hoog met elkaar correleerden zijn dan tot een factor met elkaar samengevoegd waardoor er geen multicollineariteit meer is.

Het ontdekken van de factoren

Het kiezen van een methode

Er zijn meerdere methoden voor het vinden van factoren. Er zijn twee dingen waar je rekening mee moet houden bij het kiezen van de methode: of je de bevindingen wilt generaliseren naar een populatie en of je de gegevens wilt verkennen of een specifieke hypothese wilt toetsen. Voor het testen van specifieke hypothesen wordt de *confirmatory factoranalyse* aangeraden. Bij PCA kunnen de resultaten niet generaliseerd worden naar de hele populatie, conclusies worden alleen gedaan over de steekproef.

Een andere aanpak is aannemen dat de proefpersonen random zijn geselecteerd. Dan zouden er uitspreken gedaan kunnen worden over de populatie. De maximum-likelihood methode is een voorbeeld hiervan.

Communaliteit

Een deel van de totale variantie is gedeeld met andere variabele (*gemeenschappelijke variantie*) en een deel zal specifiek zijn voor die meting (*unieke variantie*). De unieke variantie is betrouwbaar voor die meting. De unieke variantie die niet betrouwbaar is, wordt *random variantie* genoemd. *Communaliteit* is de proportie gemeenschappelijke variantie.

Bij factoranalyse is de gemeenschappelijke variantie van belang. Voordat de factoranalyse uitgevoerd wordt, is het dus van belang de proportie gemeenschappelijke variantie te weten. Deze variantie kan verkregen worden via factoranalyse wat dus een probleem geeft.

Dit probleem kan opgelost worden door ervan uit te gaan dat alle variantie gemeenschappelijke variantie is, dus een communaliteit van 1. Dit is de werkwijze van PCA en dit is gelijk de reden waarom PCA geen errorterm kent. Een tweede manier om het probleem op te lossen is een schatting van de gemeenschappelijke variantie maken met een schatting van de communaliteitwaardes voor elke variabele. Een methode voor het schatten is de gekwadraterde multiple correlatie (SMC). De tweede oplossing wordt gebruikt voor de factoranalyse.

PCA of factoranalyse?

Er zijn twee manieren om de onderliggende dimensies te vinden: factoranalyse en principiële componentanalyse. Principiële componentanalyse ontleedt de originele gegevens naar een aantal lineaire variaten en factoranalyse maakt een wiskundig model om de factoren in te schatten. Aan het schatten van de factoren zitten assumpties verbonden. Bij principiële componentanalyse ligt de nadruk op bestaande verbanden en hoe een variabele bijdraagt aan de componenten. Principiële componentanalyse is een stuk gemakkelijker dan factoranalyse en lijkt ook meer op discriminant analyse.

De theorie achter principiële componentanalyse

Principiële componentanalyse lijkt erg op MANOVA en de discriminant analyse. De correlatiematrix die bij PCA gebruikt wordt, is te vergelijken met de SSCP matrix in MANOVA. De correlatiematrix is een gestandaardiseerde versie van de SSCP matrix.

Bij de MANOVA werd de SSCP matrix gebruikt om te kijken naar de variaten, de lineaire combinaties van afhankelijke variabelen. De variaten werden gevonden door te kijken naar de eigenvectors van de SSCP matrix. Bij principiële componentanalyse doe je in feite hetzelfde. Aan de hand van de correlatiematrix worden de variaten berekend. Het aantal variaten is hier gelijk aan het aantal afhankelijke variabelen (p).

De componenten worden bepaald aan de hand van de eigenvectors. De elementen van de eigenvectors zijn de ladingen, het gewicht van een variabele op de variat. De eigenwaarde geeft aan hoe belangrijk een component is. Componenten met hoge eigenwaardes zijn belangrijk, componenten met kleine eigenwaardes kunnen genegeerd worden.

Eigenwaardes

Alleen factoren met een hoge eigenwaarde worden behouden. Het proces waarbij je bepaald hoeveel factoren je behoudt, heet *extractie*. Er zijn verschillende manieren om te bepalen of een eigenwaarde hoog genoeg is om de factor te behouden.

De eerste methode is het maken van een grafiek waarbij de eigenwaarde op de y-as wordt geplotted tegen de factor op de x-as. Deze grafiek wordt een *scree plot* genoemd. Er zijn net zoveel mogelijke factoren als dat er variabelen zijn, maar er zijn maar een paar factoren met een hoge eigenwaarde, en veel met een lage eigenwaarde. De scree plot heeft een daarom een karakteristieke vorm, waarbij de grafiek van heel steil naar heel vlak gaat. Er is een soort knik in de lijn van de grafiek, the point of inflexion. De factoren boven de knik (niet de knik zelf) zijn de factoren die worden behouden.

Een andere methode is *Kaiser's criterium*, die zegt dat factoren met eigenwaardes groter dan 1 behouden moeten worden. Joliffe vindt dit criterium te streng en zegt dat de eigenwaardes groter dan 0.7 moeten zijn.

Als deze methoden verschillende antwoorden opleveren, kan worden gekeken naar de communaliteiten. Hoe dichter de communaliteiten bij 1 liggen, hoe beter de factoren de originele gegevens verklaren. Het aantal factoren hangt ook af van het doel van de analyse.

Factorrotatie

Nadat de factoren bepaald zijn, kan de lading van de variabelen op de factor berekend worden. Het interpreteren van de factoren is moeilijk omdat variabelen vaak een hoge lading op één factor hebben en kleine ladingen op de andere factoren. Interpreteren wordt makkelijker als de factoren een *rotatie* ondergaan. Hierdoor krijgen variabelen een maximale lading op de ene factor en een minimale lading op de andere factor.

Roteren is makkelijk te visualiseren als er twee factoren zijn, deze factoren kun je zien als de assen in een grafiek. Roteren is dan het draaien van de assen zodat de as (factor) dichter bij de punten in de grafiek (de variabelen) komt. Zie het voorbeeld op pagina 680.

Er zijn twee soorten rotatie: *orthogonale rotatie* en *oblique rotatie*. Bij orthogonale rotatie blijven de factoren ongecorrleerd. Bij deze rotatie blijven de X-as en Y-as in een hoek van 90 graden op elkaar staan. Bij oblique rotatie mogen de factoren wel met elkaar correleren, dus de assen hoeven niet loodrecht op elkaar te blijven staan.

De keuze van de rotatie heeft te maken met of er theoretische redenen zijn voor het al dan niet correleren van de factoren, en met de manier waarop de variabelen bij elkaar liggen. Bij sommige data heeft orthogonale rotatie weinig zin, maar oblique rotatie wel. In de *factor transformatie matrix* kun je de relatie tussen de factoren zien. Deze matrix vertelt hoe de assen zijn geroteerd.

Methodes voor het roteren

SPSS heeft twee methoden voor oblique rotatie (*direct oblimin* en *promax*) en drie methoden voor orthogonale rotatie (*varimax*, *quartimax* en *equamax*). Varimax maakt de spreiding van de ladingen binnen de factoren maximaal. Quartimax maximaliseert de spreiding van factorlading voor de variabelen langs alle factoren. Equamax is een kruising van de twee voorgaande methoden. Varimax wordt aangeraden omdat die het makkelijkst te interpreteren is.

Direct oblimin heeft een constante (delta) die bepaalt hoeveel de factoren mogen correleren. Het is in SPSS standaard ingesteld op 0, en dat kun je beter zo laten. Promax is een procedure voor grote steekproeven.

De factorlading geeft aan hoe belangrijk een bepaalde variabele is voor een factor. Je kunt de significantie bepalen, omdat een lading gewoon een correlatiecoëfficiënt is, maar dit hangt af van de steekproefgrootte en de significantie zegt weinig over hoe belangrijk een variabele is voor de factor. Daarom kun je kijken naar de gekwadraterde correlatie, de R^2 . Stevens adviseert een absolute factorlading van 0.4, wat 16% van de variantie in de variabele verklaart.

Een onderzoek

Factoranalyse wordt vaak gebruikt voor het ontwikkelen van vragenlijsten, om te kijken of het construct dat gemeten wordt unidimensionaal is of dat het onderverdeeld kan worden. In het schema op pagina 684 staat de analyse stap voor stap.

Steekproefgrootte

De betrouwbaarheid van factoranalyse hangt af van de steekproefgrootte. Een totale steekproefgrootte van 300 is doorgaans voldoende. Factorladingen en communaliteiten hebben echter wel invloed, zeker bij kleinere steekproeven.

De Kaiser-Meyer-Olkin measure of sampling adequacy (KMO) is de ratio van de gekwadraterde correlatie tussen variabelen en de gekwadraterde partiële correlatie tussen variabelen. Het kan berekend worden voor een individu en voor meerdere variabelen. De KMO varieert tussen 0 en 1. Wanneer de waarde dicht bij 1 ligt, is een factoranalyse geschikt en betrouwbaar. Een waarde onder de 0.5 is onacceptabel.

Correlaties tussen variabelen

Het eerste wat je moet doen bij factoranalyse is kijken naar de correlatie tussen de variabelen. Er kunnen twee problemen zijn: de correlaties zijn niet hoog genoeg of de correlaties zijn te hoog. De oplossing voor beide problemen is het verwijderen van die variabelen uit de analyse. In een correlatiematrix kunnen de correlaties worden bekeken.

Correlaties die niet hoog genoeg zijn, zijn problematisch omdat je verwacht met verschillende vragen in een vragenlijst hetzelfde construct te meten. Als een variabele veel absolute correlaties heeft die lager zijn dan 0.3, moet je overwegen deze variabele uit de analyse te verwijderen.

In het extreme scenario dat de variabelen absoluut niet met elkaar correleren, heb je dus buiten de diagonaal alleen maar nullen in je matrix. Dit is een identiteitsmatrix. *Bartlett's test* kan worden gebruikt om te testen of een matrix significant afwijkt van een identiteitsmatrix. Het probleem is alleen dat in grote steekproeven Bartlett's test al heel snel significant is.

Een beetje multicollineariteit is geen probleem voor factoranalyse, maar extreme multicollineariteit of *singulariteit* (wanneer variabelen perfect met elkaar correleren) wel. Bij een hele hoge correlatie is het niet mogelijk de unieke bijdrage van de variabelen te bepalen. Voor PCA is multicollineariteit geen probleem.

Multicollineariteit kan gevonden met de determinant van de matrix $R (= |R|)$. De determinant is de oppervlakte van de grafiek en moet groter zijn dan 0.00001.

De distributie van de data is ook belangrijk, de variabelen moeten bij benadering normaal verdeeld zijn en ze moeten op intervalniveau gemeten worden. De assumptie van normaliteit is belangrijk als je je resultaten wil generaliseren of als je significantietests wil uitvoeren.

De analyse

Voor factoranalyse in SPSS ga je naar Analyze – Data reduction – Factor. Selecteer dan de variabelen die je in de analyse wilt hebben en sleep ze naar Variables. Bij Descriptives kunnen verschillende statistieken en opties voor in de correlatiematrix aangevinkt worden.

Univariate descriptives geeft beschrijvende statistieken van alle variabelen, Coefficients produceert de correlatiematrix van de variabelen. Determinant is handig om aan te klikken als je test voor multicollineariteit. De optie Reproduced geeft een correlatiematrix gebaseerd op het model in plaats van op de werkelijke data. SPSS vertelt hoeveel residuen (verschil tussen het model en de werkelijke data) boven de 0.5 liggen.

Extractie

Bij Extraction kan je verschillende manieren van factoranalyse aanklikken. Bij Analyze kan je kiezen tussen een analyse gebaseerd op de correlatiematrix of op basis van de covariantiematrix. De correlatiematrix is een gestandaardiseerde versie van de covariantiematrix. De correlatiematrix heeft als voordeel dat het daarbij niet uitmaakt als variabelen op een verschillende schaal zijn gemeten. Als variabelen allemaal op dezelfde schaal gemeten zijn, kan voor de covariantiematrix worden gekozen, omdat die ook rekening houdt met variatie in de spreiding van de data.

Bij Display kunnen de Unrotated factor solution en de Scree plot aangevinkt worden. De unrotated factor solution is handig omdat je dan kunt kijken hoeveel verbetering de rotatie heeft gegeven. Als de rotatie weinig verschil maakt, is mogelijk de verkeerde methode gebruikt.

Bij Extract kan je aangeven hoe groot de eigenwaarde van de factor moet zijn. De standaardoptie van SPSS is gebruik te maken van Kaiser's criterium, waarbij factoren met een eigenwaarde groter dan 1 worden behouden. Je kunt SPSS een vast aantal factoren laten selecteren bij Fixed number of factors.

Rotatie

Bij Rotation zijn de methoden voor rotatie te vinden. Bij Display kan je kiezen voor Rotated solution en Loading plot(s). Rotated solution is belangrijk voor het interpreteren van de uiteindelijke analyse en is daarom standaard geselecteerd. De optie Loading plot geeft een grafische weergave van de variabelen op de factoren, maar als je meer dan twee factoren hebt, is deze zo onduidelijk dat je het beter niet kunt kiezen.

Maximum iterations for convergence is het aantal keren dat SPSS naar een geroteerde oplossing zoekt. De standaardoptie van 25 is meestal genoeg, maar kan worden verhoogd als er een foutmelding wordt gegeven.

Scores

Bij Scores kan je de optie Save as variables aanvinken. Hiermee worden de factorscores voor elke persoon in de dataset opgeslagen. De regressiemethode, Bartlett methode en de Anderson-Rubin methode zijn hier te vinden. In dit scherm kun je ook kiezen voor de factor score coëfficiënt matrix, maar die is niet echt zinvol.

Opties

Missende waardes zijn niet handig bij factoranalyse, en bij opties kan je aanvinken wat de beste oplossing ervoor is. Als de ontbrekende data niet normaal verdeeld zijn, of wanneer de steekproef te klein wordt bij het verwijderen van deze gevallen, is het nodig om de ontbrekende waarden te schatten. Dit schatten doet SPSS met het gemiddelde, waardoor de standaardafwijking kleiner wordt en daardoor eerder significante resultaten worden gevonden. Bij random missende waarden is het daarom beter om de optie exclude cases te gebruiken. Kies bij voorkeur voor Exclude cases listwise, waarbij participanten die ontbrekende waardes hebben in zijn geheel uit de analyse worden verwijderd.

Door sorted bij size aan te vinken worden de variabelen weergegeven op volgorde van de factorlading, in plaats op de volgorde waarop de variabelen ingevoerd zijn. Suppress absolute values less than ... zorgt ervoor dat factoren onder de aangegeven waarde niet weergegeven worden in de output. Dit maakt de interpretatie gemakkelijker.

De output

Wanneer de output begint met een foutmelding (non positive definite matrix) kan de factoranalyse niet uitgevoerd worden. Waarschijnlijk zijn er dan te veel variabelen en te weinig scores of heb je te veel variabelen die heel sterk correleren.

Het eerste deel van de output is vooral de gegevens verkennen en assumpties testen. In de correlatiematrix vind je alle correlatiecoëfficiënten van alle paren van variabelen. Scan deze correlatiematrix voor variabelen die maar weinig correlaties hebben die groter zijn dan 0.3 en scan voor correlatiecoëfficiënten groter dan 0.9. Onderaan de correlatiematrix staat de determinant. Deze moet groter zijn dan 0.00001.

Een volgend deel van de output komt de KMO en Bartlett's test en de Anti image matrix. Bij de KMO kan gekeken worden of de steekproefgrootte goed genoeg is voor de factoranalyse. In de diagonaal van de Anti-image matrices is de KMO voor individuele variabelen te zien. Wanneer een waarde onder de 0.5 is, kan die variabele beter uit de analyse verwijderd worden. De getallen die niet op de diagonaal liggen, zijn de partiële correlaties en die moeten zo klein mogelijk zijn.

De Bartlett's test kijkt of de originele correlatiematrix een identiteitsmatrix is. Deze test moet significant zijn. Echter, bij grote steekproeven zal deze test vrijwel altijd significant zijn, en is die dus van beperkte waarde.

Extractie van de factor

De eerste stap in de extractie van de factoren is het berekenen van de eigenwaardes van de R-matrix. Voor de extractie zijn er net zoveel factoren als dat er variabelen zijn, na de extractie zijn alleen de componenten met een eigenwaarde groter dan 1 over (wanneer Kaiser's criterium wordt gehanteerd). Na de extractie wordt de rotatie uitgevoerd die alle factoren optimaliseert.

De eerste tabel van de factor extractie is de tabel met de verklaarde variantie. Hier kun je zien hoeveel variantie verklaard wordt door de geselecteerde factoren.

De volgende tabel laat de communaliteiten zien. De communaliteit is de proportie gemeenschappelijke variantie binnen een variabele.

De factorladingen voor rotatie zijn te vinden in de Factor matrix tabel. Hierbij wordt duidelijk hoeveel factoren er zijn geselecteerd op basis van Kaiser's criterium en de ladingen van de variabelen op deze factoren. De tabel kan witte velden bevatten als je de optie Suppress small coefficients hebt gebruikt, de niet getoonde waardes zijn dan dus kleiner dan de opgegeven waarde.

Indien gevraagd, verschijnt een scree plot in de output. Deze scree plot helpt om naast de verklaarde variantie, de communaliteiten en de factorladingen om het aantal factoren te bepalen. Als the point of inflexion overeenkomt met het aantal factoren dat eerder in de analyse naar voren kwam, heb je meer zekerheid over het aantal factoren.

Vervolgens komt de tabel Reproduced Correlations. De bovenste helft bevat de correlatiecoëfficiënten op basis van het factormodel. De diagonaal bevatte communaliteiten. De onderste helft bevat de residuen, het verschil tussen de coëfficiënten op basis van het model en de werkelijke coëfficiënten. Als je model goed is, wil je dat de residuen klein zijn. In de voetnoot staat hoeveel procent van de waardes groter is dan 0.05.

Rotatie van de factor

De Rotated Factor Matrix (of Rotated Component Matrix bij PCA) laat de factorladingen voor elke variabele op elke factor zien na de rotatie. Na de rotatie is duidelijker te zien welke variabelen hoog scoren op een factor.

Vervolgens moet gekeken worden naar de vragen die hoog op dezelfde factor laden om gemeenschappelijke thema's te vinden. Als de factor staat voor een werkelijk construct, helpen deze thema's om erachter te komen voor welk construct de factor staat.

Bij oblique rotatie wordt de factormatrix gesplitst in de patroonmatrix en de structuurmatrix. De patroonmatrix bevat de factorladingen en de structuurmatrix bevat de correlatiecoëfficiënten waarbij rekening wordt gehouden met de relaties tussen de factoren. De patroonmatrix bevat informatie over de unieke bijdrage van een variabele aan een factor en deze is daarom makkelijker te interpreteren.

De component correlatiematrix bevat de correlaties tussen de factoren. Hier kan gezien worden of de factoren onafhankelijk van elkaar zijn. Als de factoren onafhankelijk zijn, is de component correlatiematrix een identiteitsmatrix en geven de oblique en orthogonale rotaties dezelfde oplossing. Als de factoren wel gecorreleerd zijn, geeft oblique rotatie een beter beeld van de werkelijkheid.

Factor scores

Het volgende deel van de output is voor het interpreteren van de factorscores. De eerste tabel is de component scorematrix B. Deze matrix laat de berekende factorscores zien samen met de covariantiematrix van de factorscores. De factorscores kunnen gebruikt worden om de scores van de proefpersonen met elkaar te vergelijken.

Factoranalyse is puur bedoeld voor het verkennen van de gegevens. Veel beslissingen worden overgelaten aan de onderzoeker, dus het is belangrijk om hier goed over na te denken.

De resultaten rapporteren

Om de lezer duidelijk te maken hoe de analyse gedaan is, moeten een aantal dingen vermeld worden. Als eerst moeten de criteria voor het selecteren van de factoren en de rotatiemethode worden vermeld. Verder moet er een tabel van de geroteerde factorladingen van alle items bij. Ook belangrijk te melden is het percentage verklaarde variantie van elke factor en de eigenwaarde. Wat erbij vermeld kan worden is een correlatietabel en of de steekproef groot genoeg was.

Betrouwbaarheidsanalyse

Als je een factoranalyse hebt gebruikt om je vragenlijst te valideren, is het ook belangrijk om de betrouwbaarheid van je schaal te controleren. Betrouwbaarheid betekent dat een meetinstrument consistent is in het meten van het construct. Dit betekent bijvoorbeeld dat wanneer een proefpersoon dezelfde vragenlijst tweemaal invult op verschillende momenten, dat deze dezelfde uitslag geven. Dit heet test-hertest betrouwbaarheid. Het betekent ook dat twee proefpersonen die hetzelfde zijn op het construct dat je wilt meten, ook hetzelfde moeten scoren.

De *split-half betrouwbaarheid* splitst de schaal random in twee sets van items. Bij een betrouwbare schaal heeft een proefpersoon ongeveer dezelfde score op beide helften. Er wordt dan gekeken naar de correlatie tussen de twee helften. Als die correlatie voor veel personen hoog is, betekent het dat de schaal betrouwbaar is.

Het nadeel van deze methode voor het meten van de betrouwbaarheid is dat de schaal op veel manieren in tweeën gesplitst kunnen worden en dat er dus verschillen uitkomsten kunnen zijn.

Cronbach heeft daarom een methode bedacht waarbij de betrouwbaarheid wordt gemeten door alle mogelijke split-half sets van items te berekenen en de correlatiecoëfficiënt van elke splitsing te berekenen. Het gemiddelde van deze mogelijke split-halves wordt *Cronbach's alpha* genoemd, de meest gebruikte statistiek om de betrouwbaarheid te meten. Voor de formule, zie pagina 708.

Er is ook een gestandaardiseerde versie van Cronbach's alpha en die is handig wanneer de items voor de optellen ook al gestandaardiseerd zijn.

Interpretatie en waarschuwingen

Bij een waarde van .7 of .8 of hoger wordt vaak gezegd dat de betrouwbaarheid goed is. Maar dit kan niet zomaar aangenomen worden omdat α ook afhankelijk is van het aantal items op de schaal. Hoe meer items een schaal bevat, hoe hoger Cronbach's α .

Vaak wordt gedacht dat α unidimensionaliteit meet, of de schaal één onderliggend construct heeft. Dit is echter onjuist. Dezelfde α kan verkregen worden bij verschillende factorstructuren. Als er meerdere factoren zijn, dus meerdere subschalen, moet α worden berekend over deze subschalen.

Bij vragenlijsten zitten er vragen tussen die andersom geformuleerd zijn om de proefpersonen wakker te houden. Voor factoranalyse maakt dit niet uit, je krijgt alleen een negatieve factorlading in plaats van een positieve. Voor Cronbach's α maakt het wel uit, andersom geformuleerde vragen zorgen voor een kleinere waarde. Er kan zelfs een negatieve α uitkomen. In dit geval moet je nakijken of je omgekeerde vragen hebt. Deze vragen moeten dan omgepooled worden, andersom gecodeerd.

SPSS en betrouwbaarheid

Voor de betrouwbaarheidsanalyse in SPSS ga je naar Analyze – Scale – Reliability Analysis. Sleep de vragen van de (sub)schaal naar het vak Items. Bij Model kan je de methode voor de betrouwbaarheid kiezen, maar Cronbach's Alpha is de standaard optie. Aan de (sub)schaal kan een naam gegeven worden in Scale label.

Bij Statistics is de belangrijkste optie Scale if item deleted. Het geeft voor elke vraag aan wat Cronbach's α zou zijn als dit item verwijderd wordt. Als een bepaald item een groot verschil maakt in betrouwbaarheid, moet je overwegen om deze vraag te verwijderen.

De *intraclass correlatie coëfficiënt (ICC)* kan ook gebruikt worden. De correlatiecoëfficiënten die eerder in het boek zijn besproken berekenen de relatie tussen variabelen die verschillende dingen meten. ICC meet daarentegen de relatie tussen twee variabelen die hetzelfde meten. Het wordt veel gebruikt bij het vergelijken van gepaarde data op hetzelfde meetinstrument en het meten van de consistentie tussen juryoordelen.

Output

De output begint met een kleine tabel genaamd Reliability Statistics, waar Cronbach's Alpha vermeld staat. Hoewel de richtlijnen dus niet blindelings moeten worden toegepast, is een score hoger dan 0.8 doorgaans goed. In de tabel Item-Total Statistics is de gecorrigeerde item-totaal correlatie de correlatie tussen elk item en de totale schaal. Wanneer items niet goed correleren met de schaal (onder de .3), kan overwogen worden deze items te verwijderen. Bij Cronbach's alpha if item is deleted wordt de alpha gegeven als het item niet meegenomen wordt in de berekening.

Als de alpha dan hoger is betekent het dat de betrouwbaarheid groter zal zijn als die vraag niet in de schaal zit. Er moet dan overwogen worden de vraag te verwijderen. Als een vraag een negatieve item-total correlatie heeft, kan het zijn dat deze vraag andersom geformuleerd is en nog niet is omgepoold.

Het rapporteren van de betrouwbaarheidsanalyse

De betrouwbaarheidsanalyse wordt gerapporteerd door de waarde van α te geven. Geef de waarde net als bij de correlatie zonder de nul ervoor (bijv. .7).