

REFERENCES

- Bentler, P.M. (1989). EQS structural equations program manual. *BMDP Statistics Software*. Los Angeles, California.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. John Wiley & Sons, New York.
- Brogden, H.E. (1969). Pattern, structure, and the interpretation of factors. *Psychological Bulletin*, 72, 375-378.
- Browne, M.W., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, 24, 445-455.
- Browne, M.W., & Cudeck, R. (1992). Alternative ways of assessing model fit. *Sociological Methods & Research*, 21, 230-258.
- Carroll, J.D., & Chang, J.J. (1970). Analysis of individual differences in multidimensional scaling via an N-way generalization of Eckart-Young decomposition. *Psychometrika*, 35, 283-319.
- Carroll, J.D., & Chang, J.J. (1972). *IDIOSCAL (Individual Differences In Orientation SCALing): A generalization of INDSCAL allowing IDIOSyncratic reference systems as well as an analytic approximation to INDSCAL*. Paper presented at meeting of the Psychometric Society, Princeton, N.J., March 1972.
- Carroll, J.D., Pruzansky, S., & Kruskal, J.B. (1980). CANDELINC: A general approach to multidimensional analysis of many-way arrays with linear constraints on parameters. *Psychometrika*, 45, 3-24.
- Carroll, J.D., & Wish, M. (1974). Models and methods for three-way multidimensional scaling. In D.H. Krantz, R.C. Atkinson, R.D. Luce, & P. Suppes (Eds.): *Contemporary developments in mathematical psychology, Vol. II: Measurement, psychophysics, and neural information processing* (pp.57-105). San Francisco: Freeman.
- Cliff, N. (1988). The eigenvalues-greater-than-one rule and the reliability of components. *Psychological Bulletin*, 103, 276-279.
- Cudeck, R., & Browne, M.W. (1983). Cross-validation of covariance structures. *Multivariate Behavioral research*, 18, 147-167.
- De Leeuw, J. & Heiser, W.J. (1982). Theory of multidimensional scaling. In P.R. Krishnaiah and L.N. Kanai (Eds.), *Handbook of Statistics, Vol. 2* (pp.285-316). Amsterdam: North-Holland.
- Dunn, T.R., & Harshman, R.A. (1982). A multidimensional scaling model for the size-weights illusion. *Psychometrika*, 47, 25-45.
- Flury, B.H. (1984). Common principal components in k groups. *Journal of the American Statistical Association*, 79, 892-898.
- Flury, B.H. (1987). Two generalizations of the common principal component model. *Biometrika*, 74, 59-69.

- Flury, B.H. (1988). *Common principal components and related multivariate models*. John Wiley & Sons, New York.
- Glorfeld, L.W. (1995). An improvement on Horn's parallel analysis methodology for selecting the correct number of factors to retain. *Educational and Psychological Measurement*, 55, 377-393.
- Gorsuch, R.L. (1983). *Factor analysis* (2nd. ed.). Hillsdale, N.J.: Lawrence Erlbaum.
- Greenhouse, S.W., & Geisser, S. (1959). On methods in the analysis of profile data. *Psychometrika*, 24, 95-12.
- Hakstian, R.A. (1976). Two-matrix orthogonal rotation procedures. *Psychometrika*, 41, 267-272.
- Harris, C.W. & Kaiser, H.F. (1964). Oblique factor analytic solutions by orthogonal transformations. *Psychometrika*, 29, 347-362.
- Harshman, R.A. (1970). Foundations of the PARAFAC procedure: Models and conditions for an 'exploratory' multi-modal factor analysis. *UCLA working papers in Phonetics*, 16, 1-84.
- Harshman, R.A. (1972). Determination and proof of minimum uniqueness conditions for PARAFAC1. *UCLA working papers in Phonetics*, 22, 111-117.
- Harshman, R.A., & Lundy, M.E. (1984). The PARAFAC model for three-way factor analysis and multidimensional scaling. In H.G. Law, C.W. Snyder, J.A. Hattie, & R.P. McDonald (Eds.), *Research methods for multi-mode data analysis* (pp. 122-215). New York,: Praeger.
- Harshman, R.A., & Lundy, M.E. (1994). PARAFAC: Parallel factor analysis. *Computational Statistics and Data Analysis*, 18, 39-72.
- Harshman, R.A., & Lundy, M.E. (1996). Uniqueness proof for a family of models sharing features of Tucker's three-mode factor analysis and PARAFAC-CANDECOMP. *Psychometrika*, 61, 133-154.
- Haven, S., & Ten Berge, J.M.F. (1977). Tucker's coefficient of congruence as a measure of factorial invariance: An empirical study. *Heymans Bulletin* 290 EX. Department of Psychology, University of Groningen, Groningen.
- Holzinger, K., & Swineford, F. (1939). A study in factor analysis: The stability of a bi-factor solution. *Supplementary Educational Monographs*, No. 48. Chicago: Univ. Chicago Press.
- Horn, J.L. (1965). A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30, 179-185.
- Horn, J.L., & Knapp, J.R. (1973). On the subjective character of the empirical base of Guilford's structure-of-intellect model. *Psychological Bulletin*, 80, 33-43.
- Jöreskog, K.G. (1971). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, 36, 409-426.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1993). *LISREL 8: User's reference guide*. Scientific software international, Lawrence Erlbaum Associates Publishers, Hillsdale, New Jersey.
- Kaiser, H.F. (1958). The Varimax criterion for analytic rotation in factor analysis. *Psychometrika*, 23, 187-200.
- Kiers, H.A.L. (1990). *SCA: A program for simultaneous components analysis*. Groningen: IEC ProGamma.
- Kiers, H.A.L. (1993). A comparison of techniques for finding components with simple structure. In C.M. Cuadras and C.R. Rao (Eds.),

- Multivariate analysis: Future directions* (pp. 67–86). Amsterdam: Elsevier Science Publishers.
- Kiers, H.A.L., & Ten Berge, J.M.F. (1989). Alternating least squares algorithms for simultaneous components analysis with equal component weight matrices in two or more populations. *Psychometrika*, 54, 467–473.
- Kiers, H.A.L. & Ten Berge, J.M.F. (1994a). Hierarchical relations between methods for simultaneous component analysis and a technique for rotation to a simple simultaneous structure. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 47, 109–126.
- Kiers, H.A.L. & Ten Berge, J.M.F. (1994b). The Harris-Kaiser independent cluster rotation as a method for rotation to simple components weights. *Psychometrika*, 59, 81–90.
- Kiers, H.A.L., Cléroux, R., & Ten Berge, J.M.F. (1994). Generalized canonical analysis based on optimizing matrix correlations and a relation with IDIOSCAL. *Computational Statistics and Data Analysis*, 18, 331–340.
- Kroonenberg, P.M. (1983). *Three-mode principal component analysis: Theory and applications*. Leiden: DSWO Press.
- Kroonenberg, P.M., & De Leeuw, J. (1980). Principal components analysis of three-mode data by means of alternating least squares algorithms. *Psychometrika*, 45, 69–97.
- Levin, J. (1966). Simultaneous factor analysis of several Gramian matrices. *Psychometrika*, 31, 413–419.
- McDonald, R.P. (1989). An index of goodness-of-fit based on noncentrality. *Journal of Classification*, 6, 97–103.
- McDonald, R.P., & Mulaik, S.A. (1979). Determinacy of Common Factors: A nontechnical review. *Psychological Bulletin*, 86, 297–306.
- Meredith, W. (1964). Rotation to achieve factorial invariance. *Psychometrika*, 29, 187–206.
- Millsap, R.E., & Meredith, W. (1988). Component analysis in cross-sectional and longitudinal data. *Psychometrika*, 53, 123–134.
- Mulaik, S.A., & McDonald, R.P. (1978). The effect of additional variables on factor indeterminacy in models with a single common factor. *Psychometrika*, 43, 177–192.
- Norušis, M.J. (1990). *SPSS advanced user's guide*. Chicago: SPSS Inc.
- Oud, J.H.L., Haughton, D.M.A., & Jansen, R.A.R.G. (1996). Information and other criteria in structural equation model selection. *Kwantitaieve Methoden*, 17, 69–100.
- Snook, S.C., & Gorsuch, R.L. (1989) Component analysis versus common factor analysis: A Monte Carlo study. *Quantitative Methods In Psychology*, 106, 148–154.
- Steiger, J.H. (1979). Factor indeterminacy in the 1930's and the 1970's: Some interesting parallels. *Psychometrika*, 44, 157–168.
- Steiger, J.H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 173–180.
- Steiger, J.H., & Lind, J. (1980, May). *Statistically based tests for the number of common factors*. Paper presented at the meeting of the Psychometric Society, Iowa City, IA.
- Steiger, J.H., & Schönemann, P.H. (1978). A history of factor

- indeterminacy. In S. Shye (Ed.), *Theory construction and data analysis in the behavioral sciences* (pp.136–178). San Francisco: Jossey-Bass.
- Steiger, J.H., Shapiro, A., & Browne, M.W. (1985). On the asymptotic distribution of sequential chi-square statistics. *Psychometrika*, 50, 253–264.
- Ten Berge, J.M.F. (1977). Orthogonal procrustes rotation for two or more matrices. *Psychometrika*, 42, 267–276.
- Ten Berge, J.M.F. (1986a). Some relationships between descriptive comparisons of components from different studies. *Multivariate Behavioral Research*, 21, 29–40.
- Ten Berge, J.M.F. (1986b). Rotation to perfect congruence and the cross-validation of component weights across populations. *Multivariate Behavioral Research*, 21, 41–64 & 262–266.
- Ten Berge, J.M.F. (1986c). Rotatie naar perfecte congruentie en de Multipele Groep Methode. *Nederlands Tijdschrift voor de Psychologie*, 41, 218–225.
- Ten Berge, J.M.F. (1988). Generalized approaches to the Maxbet problem and the Maxdiff problem, with applications to canonical correlations. *Psychometrika*, 53, 487–494.
- Ten Berge, J.M.F. (1993). *Least squares optimization in multivariate analysis*. Leiden: DSWO Press.
- Ten Berge, J.M.F. (1994). When SCA-W explains an equal amount of variance as SCA-P, SCA-S will also explain that amount of variance. *Unpublished note*.
- Ten Berge, J.M.F., Bekker, P.A., & Kiers, H.A.L. (1994). Some clarifications of the Tuckals2 algorithm applied to the IDIOSCAL problem. *Psychometrika*, 59, 193–201.
- Ten Berge, J.M.F., Kiers, H.A.L., & Krijnen, W.P. (1993). Computational solutions for the problem of negative saliences and nonsymmetry in INDSCAL. *Journal of Classification*, 10, 115–124.
- Ten Berge, J.M.F., & Kiers, H.A.L. (1991). Some clarifications of the CANDECOMP algorithm applied to INDSCAL. *Psychometrika*, 56, 317–326.
- Ten Berge, J.M.F., & Kiers, H.A.L. (1996). Some uniqueness results for PARAFAC2. *Psychometrika*, 61, 123–132.
- Ten Berge, J.M.F., & Kiers, H.A.L., Van der Stel, V. (1992). Simultaneous Components Analysis. *Statistica Applicata*, 4, 377–392.
- Ten Berge, J.M.F., & Knol, D.L. (1984). Orthogonal rotations to maximal agreement for two or more matrices of different column orders. *Psychometrika*, 49, 49–55.
- Tucker, L.R. (1951). *A method for synthesis of factor analysis studies* (Personnel Research Section Report No. 984). Washington D.C.: Dept. of the Army.
- Van Schuur, H. (1984). *Structure in political beliefs. A new model for stochastic unfolding with application to European party activists*. Unpublished doctoral dissertation, University of Groningen, Groningen.
- Velicer, W.F., & Jackson, D.N. (1990a). Component analysis versus common factor analysis: Some issues in selecting an appropriate procedure. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 1–28.
- Velicer, W.F., & Jackson, D.N. (1990b). Component analysis versus common factoranalysis: Some further observations. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 97–114.

- Velicer, W.F., Peacock, A.C., & Jackson, D.N. (1982). A comparison of component and factor patterns: A Monte Carlo approach. *Multivariate Behavioral Research*, 17, 371-388.
- Widaman, K.F. (1993). Common factor analysis versus component analysis: Differential bias in representing model parameters? *Multivariate Behavioral Research*, 28, 263-311.
- Zwick, W.R., & Velicer, W.F. (1986). Comparison of five rules for determining the number of components to retain. *Psychological Bulletin*, 99, 432-442.

SAMENVATTING VAN HET PROEFSCHRIFT:

"Simultane componenten- en factor-analysemethoden voor twee of meer groepen: Een vergelijkend onderzoek"

In de sociale wetenschappen komt het vaak voor dat gegevens van twee of meer groepen personen beschikbaar zijn. Hierbij kan bijvoorbeeld gedacht worden aan persoonlijkheidsvragenlijsten, afgenomen bij steekproeven uit verschillende landen of bijvoorbeeld verschillende groepen uit de samenleving. Bij de analyse van dit soort gegevens is de doelstelling vaak om de scores op een groot aantal variabelen terug te brengen tot scores op een klein aantal zinvol interpreteerbare componenten of factoren. In het voorbeeld zijn dit persoonlijkheidscomponenten of -factoren. Vaak is het wenselijk om in dergelijke groepen dezelfde componenten of factoren te gebruiken. Hiervoor zijn simultane componenten- en factor-analysemethoden ontwikkeld.

Voor een simultane analyse van scores van de twee of meer groepen zijn verschillende analysemethoden beschikbaar, welke tot nog toe niet of nauwelijks systematisch onderzocht zijn op hun vermeende kwaliteiten, en waarvan het derhalve niet zeker is of deze methoden inderdaad doen wat ze geacht worden te doen: Het vinden van een klein aantal in twee of meer groepen aanwezige identieke componenten of factoren die aan de scores van de twee of meer groepen ten grondslag liggen.

In dit onderzoek zijn vier simultane analysemethoden nader onderzocht. Deze methoden zijn bekend als SCA-W (ook wel SCA genoemd), SCA-P, SCA-S en SIFASP (in het huidige onderzoek SIFASP-ML genoemd). Met behulp van een uitgebreid simulatieonderzoek is gekeken of deze methoden in staat waren om de in de simulatie vastgelegde factoren goed terug te vinden. In het onderzoek is steeds gezocht naar antwoord op de vraag wat een gebruiker van deze methoden het beste zou kunnen doen om een eenvoudig interpreteerbare en correcte oplossing te vinden. Dit onderzoek is derhalve vanuit het oogpunt van de consument geschreven.

Van de vier methoden is SCA-P de te preferen methode gebleken. De

methoden SCA-W en SIFASP gaven resultaten die of net zo goed of minder goed waren dan die van SCA-P en het gebruik van deze methoden wordt derhalve afgeraden. De methode SCA-S presteerde even goed als SCA-P (d.w.z. gaf doorgaans dezelfde componenten als SCA-P) wanneer de groepen uit dezelfde populatie afkomstig waren, maar presteerde beduidend minder goed dan SCA-P (gaf de 'goede' componenten vaak niet terug) wanneer de componenten uit verschillende populaties afkomstig waren. Dit resultaat maakt het mogelijk om SCA-S te gebruiken naast SCA-P om te zien of componenten uit dezelfde of uit verschillende populaties afkomstig zijn.

Dit proefschrift is als volgt opgebouwd:

In Hoofdstuk 1 wordt allereerst principale componenten-analyse voor een dataset bestaande uit één groep individuen besproken. Aan de hand hiervan worden vervolgens de simultane componenten- of factor-analyse-methoden kort geïntroduceerd. Tevens worden enkele simultane analysemethoden besproken die niet in dit onderzoek zijn opgenomen, dan wel in een vroeg stadium zijn afgevallen.

In Hoofdstuk 2 worden de vier methoden SCA-W, SCA-P, SCA-S en SIFASP-ML uitgebreid besproken. Aan elke methode is een rotatie toegevoegd om de interpretatie van de gevonden componenten of factoren te vereenvoudigen. Voor SCA-W is dit de rotatie van Hakstian, voor SCA-P en SIFASP-ML de 'Harris & Kaiser independent cluster' rotatie, en voor SCA-S een rotatie van Kiers en Ten Berge. Aan het eind van Hoofdstuk 2 wordt een eerste (voornamelijk theoretische) vergelijking tussen de methoden gegeven.

In Hoofdstuk 3 wordt de constructie van data, zoals gebruikt in het simulatieonderzoek, besproken. De variabelen worden geconstrueerd als lineaire combinaties van factoren. De gewichten voor de lineaire combinaties zijn vastgelegd in een patroonmatrix. Voor elke steekproef met gesimuleerde scores van een groep individuen op een aantal variabelen zijn het patroon, de structuur (dit is een matrix met correlaties tussen de variabelen en de factoren) en de correlaties tussen de factoren gedefinieerd (in de constructie van de data wordt enkel de term factoren gebruikt) zoals deze aanwezig zijn in de populatie waaruit de steekproef getrokken is. De geconstrueerde datasets bestaan uit twee of meer steekproeven die zijn in te delen in twee categoriën: Afkomstig uit dezelfde populatie of afkomstig uit verschillende populaties. Deze

definitie wordt besproken en er wordt een maat beschreven die de grootte van het verschil tussen populaties weergeeft.

In Hoofdstuk 4 worden de in dit onderzoek gemanipuleerde onafhankelijke variabelen besproken en worden de gekozen waarden voor de onafhankelijke variabelen opgesomd. De gemanipuleerde variabelen zijn steekproefgrootte, hoeveelheid ruis toegevoegd aan de scores op de variabelen, aantal variabelen, aantal factoren in de populatie, sterkte van de factoren, en correlaties tussen de factoren. De factoren worden in alle experimenten, met uitzondering van een experiment in Hoofdstuk 8, zo gekozen dat er in het patroon geen sprake is van overlap tussen de factoren.

Vervolgens worden in Hoofdstuk 4 maten besproken die in dit onderzoek gebruikt zijn om een indicatie te krijgen van de dimensie (het aantal factoren) die aan de scores op het (grote) aantal variabelen ten grondslag ligt. Deze dimensie is in de praktijk (bij de gebruiker) tenslotte meestal niet bekend. Voor de SCA-methoden zijn vier dimensie-indicatoren gebruikt, welke allen generalisaties zijn van maten uit de situatie waar slechts één groep geanalyseerd wordt. De vier dimensie-indicatoren zijn achtereenvolgens generalisaties van: De 'eigenwaarde groter dan 1'-regel, parallelle analyse, en de scree-test (in twee varianten). Voor SIFASP-ML zijn drie fitindices gebruikt als dimensie-indicator, te weten de 'sequential chi-square difference test', de 'root mean square error of approximation index', en de 'expected crossvalidation index'. Als vierde dimensie-indicator is een combinatie van deze drie fitindices gebruikt.

In Hoofdstuk 4 worden ook de succescriteria besproken, op basis waarvan de analysemethoden beoordeeld zijn. Ten eerste wordt de 'recovery rate' besproken. Hiermee is gekeken of de door de methoden gevonden componenten of factoren de gewenste interpretatie krijgen (d.w.z. dezelfde interpretatie als de onderliggende factoren). Ten tweede wordt gekeken of de correlaties tussen de factoren in de populatie goed teruggevonden worden door de methoden.

Aan het eind van Hoofdstuk 4 worden twee pilot-onderzoeken beschreven, welke nodig waren om zinvolle waarden voor de in het simulatieproces toegevoegde hoeveelheid ruis te bepalen, en om optimale convergentiecriteria voor de door SCA-W en SCA-S gebruikte iteratieve

procedures te bepalen.

Hoofdstuk 5 tot en met 8 beslaan de experimenten, uitgevoerd voor de onderlinge vergelijking van de vier analysemethoden. In Hoofdstuk 5 worden de drie SCA-methoden onderling vergeleken in een totaal van 576 verschillende condities. De gemanipuleerde variabelen 'steekproefgrootte', 'aantal variabelen' en 'aantal factoren' hebben in dit experiment de volgende waarden: De steekproefgrootte bedraagt 50, 100 of 150; het aantal variabelen is 12 of 24; en het aantal factoren is 2 of 4. Uit dit basisexperiment komt naar voren dat de methode SCA-P de beste resultaten geeft. Tevens wordt een discriminantanalyse gedaan om datasets met steekproeven uit dezelfde populatie te kunnen onderscheiden van datasets met steekproeven uit verschillende populaties. De gevonden discriminantfunctie blijkt (binnen de voor de discriminantanalyse gebruikte waarden van de in de discriminantfunctie opgenomen onafhankelijke variabelen) goed te werken.

In Hoofdstuk 6 wordt de methode SIFASP-ML toegepast op een selectie van 96 verschillende condities uit Hoofdstuk 5 (dezelfde datasets als in Hoofdstuk 5 worden derhalve geanalyseerd door SIFASP-ML). SIFASP-ML wordt zowel toegepast op covarianties als op correlaties. De resultaten voor covarianties komen dicht bij de onderliggende waarden dan de resultaten voor correlaties. De analyse van covarianties valt derhalve te prefereren boven de analyse van correlaties. In de vergelijking van de resultaten van SIFASP-ML met covarianties met de resultaten van SCA-P blijkt dat de laatste de beste resultaten oplevert.

In Hoofdstuk 7 worden de drie SCA-methoden getoetst op het terugvinden van de onderlinge sterkteverhouding tussen factoren, zoals deze bestaat in de populatie. Hiervoor wordt in Hoofdstuk 7 eerst een aparte maat geïntroduceerd. SCA-S blijkt de methode te zijn welke (gemiddeld over alle condities in dit experiment) het beste de onderlinge sterkte tussen factoren terugvindt.

In Hoofdstuk 8 worden de vier analysemethoden toegepast op enkele specifieke condities, te weten een conditie waarin vier groepen simultaan geanalyseerd worden, condities met steekproefgroottes van 300, 500 en 1000, en een conditie waarin de factoren in de populatie overlappen. De resultaten voor deze experimenten brengen geen verandering in de reeds getrokken conclusies.

In Hoofdstuk 9 worden de resultaten van dit onderzoek samengevat en gepresenteerd in een consumententabel, waar uit af te lezen is hoe de vier methoden relatief gesproken presteerden in de verschillende condities in dit onderzoek. Van elke methode worden apart sterke en zwakke kanten opgesomd. Vervolgens worden de beperkingen van het huidige onderzoek besproken. Hoofdstuk 9 sluit af met richtlijnen voor het gebruik van de simultane componenten-analysemethoden SCA-P en SCA-S in de praktijk. Als voorbeeld zijn in Appendix D twee empirische datasets geanalyseerd volgens deze richtlijnen.

AUTHOR INDEX

Bekker, P.A.	12
Bentler, P.M.	60, 61
Bollen, K.A.	60
Brogden, H.E.	4
Browne, M.W.	62–66
Carroll, J.D.	11, 13–15
Chang, J.J.	11, 14
Cléroux, R.	12
Cliff, N.	53
Cudeck, R.	63–66
De Leeuw, J.	12, 14
Dunn, T.R.	13
Flury, B.H.	9, 15–17
Geisser, S.	84
Glorfeld, L.W.	54, 55
Gorsuch, R.L.	4, 20, 40
Greenhouse, S.W.	84
Hakstian, R.A.	30
Harris, C.W.	29, 187
Harshman, R.A.	12–15
Haughton, D.M.A.	66
Haven, S.	5, 6, 46
Heiser, W.J.	14
Holzinger, K.	197
Horn, J.L.	7, 54
Jackson, D.N.	18, 20, 40, 180
Jansen, R.A.R.G.	66
Jöreskog, K.G.	8, 26, 59, 60, 62, 66, 121, 140, 144, 184
Kaiser, H.F.	1, 4, 29, 187
Kiers, H.A.L.	8, 12–15, 24–26, 29–32, 34, 35, 184, 186, 187, 197, 201–203
Knapp, J.R.	7
Knol, D.L.	2
Kroonenberg, P.M.	12, 13
Kruskal, J.B.	15
Krijnen, W.P.	15
Levin, J.	8, 25
Lind, J.	63

Lundy, M.E.	12–14
McDonald, R.P.	19, 63
Meredith, W.	8, 24, 197
Millsap, R.E.	8, 24
Mulaik, S.A.	19
Norušis, M.J.	111
Oud, J.H.L.	66
Peacock, A.C.	40
Pruzansky, S.	15
Schönemann, P.H.	19
Shapiro, A.	62
Snook, S.C.	20, 40
Sörbom, D.	59, 60, 62, 66, 184
Steiger, J.H.	19, 62, 63
Swineford, F.	197
Ten Berge, J.M.F.	2–6, 8, 12–15, 17, 24–26, 29–32, 34, 35, 46, 187, 201–203
Tucker, L.R.	5, 46
Van der Stel, V.	34
Van Schuur, H.	201
Velicer, W.F.	18, 20, 40, 53, 54, 180
Widaman, K.F.	18, 20, 40, 41
Wish, M.	12, 13
Zwick, W.R.	53, 54

SIMULTANEOUS COMPONENT AND FACTOR ANALYSIS METHODS FOR TWO OR MORE GROUPS: A COMPARATIVE STUDY

In the social sciences one often is presented with data from two or more groups of individuals. One can think of personality inventories, administered to samples of individuals from different countries or, for instance, to different groups in society. In the analysis of these kinds of data it is often the goal to summarize the scores on a large number of variables in a small number of meaningful components or factors. It is also preferable to use the same components or factors in all groups. For this reason simultaneous component and factor analysis methods have been developed.

For a simultaneous analysis of scores of two or more groups several methods of analysis are available. Up to now, there has been almost no systematic research into the qualities of these methods. For this reason it is not certain that these methods indeed do what they are supposed to do: Finding a small number of components or factors, that are identical in the two or more groups and that adequately summarize the scores of the two or more groups.

In this book four simultaneous analysis methods are compared. These methods are known as SCA-W (also called SCA), SCA-P, SCA-S and SIFASP. In an extensive simulation study it is investigated whether these methods are capable to recover the factors underlying the data constructed by simulation.

Of the four methods, SCA-P is the method to be preferred. The methods SCA-W and SIFASP gave results that were at best equally accurate to those of SCA-P and the use of these two methods is therefore not recommended. The method SCA-S performed about the same as SCA-P (i.e. found the same components as SCA-P) when the groups came from the same population, but performed considerably less well than SCA-P (did often not recover the 'correct' components) when the components came from different populations. This result makes it possible to use SCA-S alongside SCA-P to inspect whether components are coming from equal or different populations.

Guidelines are given for the use of the simultaneous component analysis methods SCA-P and SCA-S in practice. As an example, two empirical data sets are analyzed following these guidelines.

DSWO PRESS

ISBN 90-6695-134-6