

Tutoriel sur l'évaluation de l'analyse factorielle confirmatoire à l'aide de *lavaan* et *dynamic* : Intégration des approches statistiques et conceptuelles

Thomas Boivin et Charles Veilleux

Avec la collaboration de Maya Egerton-Graham, Pier-Olivier Caron et Patrick Gaudreau

Analyse Factorielle Confirmatoire (AFC)

- ▶ L'AFC est une méthode statistique qui permet d'évaluer si la structure factorielle d'une mesure psychologique présumée par la théorie est constante avec des données observées (par ex., Jöreskog, 2007).
- ▶ Comme les variables latentes ne sont pas observables ou mesurables directement, elles sont représentées par des indicateurs manifestes (Weston & Gore, 2006).
- ▶ Les indicateurs saturent sur leur(s) variable(s) latente(s) respective(s) (c.-à-d., corrélent avec les autres indicateurs de la variable).
- ▶ Certains indicateurs peuvent parfois représenter plus d'une variable latente.

Analyse Factorielle Confirmatoire (AFC) (suite)

- ▶ La corrélation entre les indicateurs est expliquée par une cause commune, c'est-à-dire la variable latente (Brown & Moore, 2012).
- ▶ Avec l'AFC, on a des hypothèses provenant de la théorie concernant la structure de la mesure (Jöreskog, 2007):
 - ▶ Combien de facteurs
 - ▶ Les indicateurs se regroupent sur quels facteurs
- ▶ Ces hypothèses sont testées avec des données provenant de participants.

Analyse Factorielle Confirmatoire (AFC) \neq Analyse Factorielle Exploratoire (AFE)

- ▶ L'AFE est une méthode statistique qui permet d'extraire un modèle factoriel d'un échantillon de données en déterminant le nombre de facteurs optimal à extraire (Goretzko et al., 2021; Watkins, 2018; Yong & Pearce, 2013).
 - ▶ Détermine le bon nombre de facteurs pour représenter les corrélations entre les indicateurs.
 - ▶ Détermine les indicateurs et facteurs qui devraient être liés.
- ▶ Les indicateurs sont organisés en facteurs en fonction de leurs corrélations.
- ▶ La structure extraite n'est pas forcément celle attendue par la théorie.
- ▶ Les indicateurs saturent sur tous les facteurs (Yong & Pearce, 2013)
 - ▶ Attente: Les saturations primaires > Les saturations secondaires

Les indices d'ajustement :

Le χ^2 (Jöreskog, 1969)

- ▶ On évalue habituellement l'ajustement d'un modèle factoriel confirmatoire avec:
 - ▶ Les indices d'ajustement absolus (par ex., χ^2)
 - ▶ Les indices d'ajustement relatifs (par ex., CFI, TLI, RMSEA, SRMR)
- ▶ Le χ^2 Permet d'évaluer si la matrice de covariance sous-tendue au modèle est égale à la matrice de covariance observée dans les données.
- ▶ Bien que le χ^2 soit le pilier de l'évaluation des modèles factoriels confirmatoires, il a des faiblesses:
 - ▶ Grande sensibilité à la taille de l'échantillon (Marsh & Balla, 1994; Marsh et al., 1988) et donc...
 - ▶ Presque toujours statistiquement significatif.

Les indices d'ajustement relatifs

- ▶ La famille du bon ajustement
 - ▶ Comparative Fit Index (CFI; Bentler, 1990)
 - ▶ Tucker-Lewis Index (CFI; Tucker & Lewis, 1973)
- ▶ Des valeurs supérieures indiquent un bon ajustement entre le modèle et les données (par ex., West et al., 2012, 2023).
- ▶ La famille du mauvais ajustement
 - ▶ Root Mean Square Error of Approximation (RMEA; Steiger & Lind, 1980)
 - ▶ Standardized Root Mean Square Residual (SRMR; Bentler, 1995)
- ▶ Des valeurs inférieures indiquent un bon ajustement entre le modèle et les données (par ex., West et al., 2012, 2023).

Les valeurs critères Fixes: Des Exemples

▶ Hu & Bentler (1999)

▶ CFI > .95

▶ TLI > .95

▶ RMSEA < .06

▶ SRMR < .08

▶ Bentler & Bonett (1980); Caron,
(2018, 2023); Hu & Bentler, (1995);
Jöreskog (1993)

▶ CFI > .90

▶ TLI > .90

▶ RMSEA < .08

▶ SRMR < .08

La simulation de Hu & Bentler (1999)

- ▶ Ont généré des valeurs critères pour:
 - ▶ Modèles en trois-facteurs
 - ▶ Facteurs corrélés
 - ▶ Cinq items par facteurs
 - ▶ Des tailles d'échantillon variant entre 150 et 5000
 - ▶ Des saturations primaires de .70, .75 ou .80
 - ▶ Des saturations secondaires non-estimées

- ▶ Ont conclu qu'un CFI et un TLI de .95, un RMSEA de .06 et un SRMR de .08 permettaient généralement de distinguer un bon modèle d'un modèle avec un petit problème d'ajustement.

STOP!

Les limites d'une étude de simulation

- ▶ Ce ne sont pas tous les modèles qui ont les mêmes caractéristiques que ceux qui ont fait partie de la simulation de Hu & Bentler (1999):
 - ▶ Non généralisables à tous les modèles (par ex., McNeish, 2023, McNeish & Manapat, 2024 McNeish & Wolf, 2022, 2023)
 - ▶ À utiliser avec prudence: (par ex., Greiff & Heene, 2017; Hayduk et al., 2007; Marsh et al., 2004; Groskurth et al., 2023).
- ▶ Les valeurs critères sont sensibles à (Groskurth et al., 2023):
 - ▶ L'estimateur utilisé
 - ▶ La force des saturations primaires
 - ▶ La taille d'échantillon
 - ▶ La corrélation entre les facteurs

Dynamic Fit Index approach (DFI McNeish & Wolf, 2023)

- ▶ Génère des valeurs critères propres aux caractéristiques du modèle testé:
 - ▶ La taille d'échantillon
 - ▶ La force des saturations
 - ▶ Le nombre d'items
 - ▶ La consistance interne des variables latentes
 - ▶ Le nombre de degrés de liberté
 - ▶ ...
 - ▶ etc.

Les étapes

- ▶ Effectuer l'AFC dans un quelconque logiciel
- ▶ Soutirer les estimés
- ▶ Simulations des indices d'ajustement dynamiques (DFIs)
 - ▶ Modèle de génération de données avec saturation(s) secondaire(s)
 - ▶ Saturation(s) standardisée(s): item avec la plus petite saturation primaire vers le facteur avec la plus haute cohérence interne
 - ▶ Même valeur que la saturation primaire de cet item sur sa variable latente
 - ▶ Le modèle testé est ajusté à 500 échantillons basés sur le modèle de génération de données
 - ▶ Identifie des valeurs pour chaque indice d'ajustement relatif qui classifient 95% des modèles incorrects comme étant incorrects.

Les étapes (suite)

- ▶ Le modèle testé remplace le modèle de génération de données
 - ▶ Identifie des valeurs pour chaque indice d'ajustement relatif qui classifient 95% des modèles corrects comme étant corrects.
- ▶ Génération des niveaux d'ajustement
 - ▶ Nombre de facteurs - 1 (par ex., deux niveaux pour un modèle en trois facteurs)
- ▶ On compare les valeurs critères du modèle au(x) niveau(x) d'ajustement
 - ▶ Par ex., modèle à 3 facteurs:
 - ▶ On compare les valeurs critères du modèle testé à un modèle alternatif avec un (Niveau 1) ou deux (Niveau 2) petits problèmes d'ajustement.

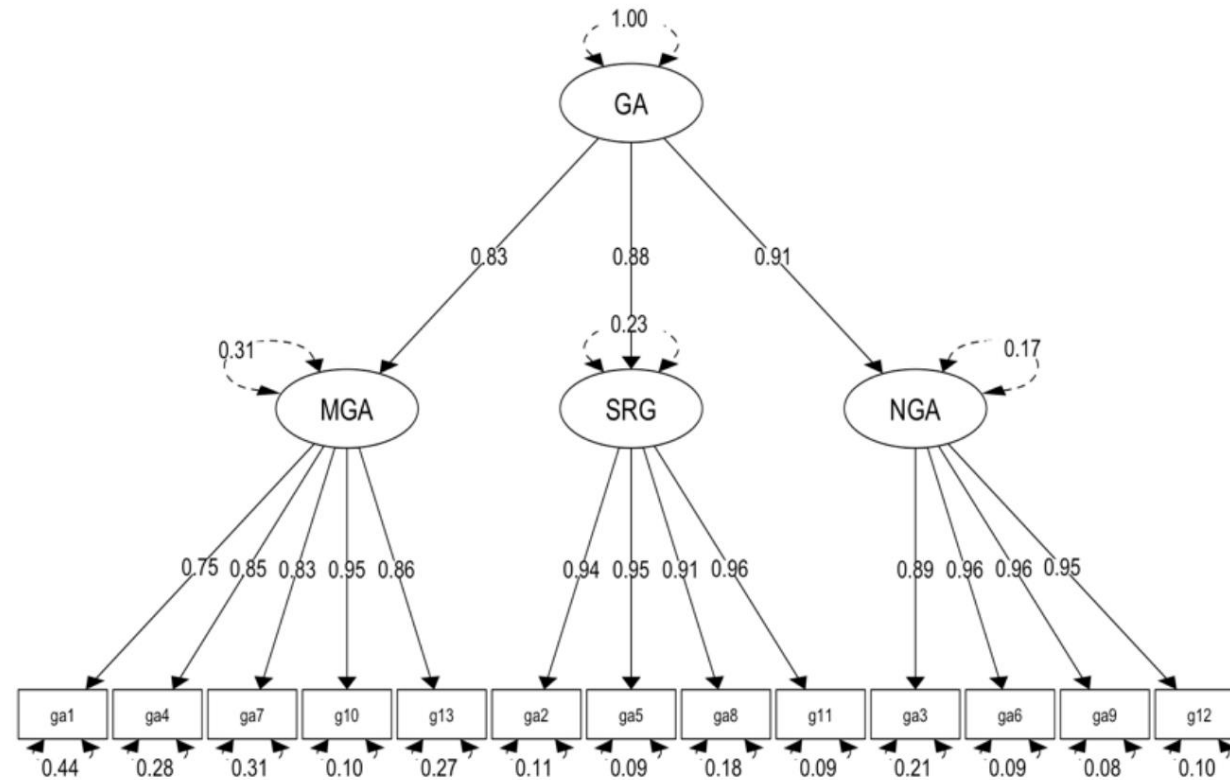
Exemple appliqué

- ▶ 527 étudiants universitaires ont répondu au Attainment of School Achievement Goal Scale (A-SAGS; adapté de Amiot et al., 2004; Gaudreau & Blondin, 2004)
- ▶ Modèle hiérarchique en trois-facteurs:
 - ▶ L'atteinte de buts de maîtrise
 - ▶ L'atteinte de buts auto-référenciés
 - ▶ L'atteinte de buts normatifs
 - ▶ Dimension globale d'atteinte des buts d'accomplissement scolaire

Ajustement du modèle

- ▶ $\chi^2 (62) = 461.359, p < .001$
- ▶ CFI = .975, TLI = .968, RMSEA = .171, et SRMR = .049
- ▶ Chaque item saturait fortement et significativement sur sa variable latente
- ▶ Les trois variables latentes contribuent bien à une dimension globale
- ▶ L'ajustement est significativement meilleur comparativement à un modèle en 2 facteurs: $\Delta\chi^2 = 260.46, \Delta df = 2, p < .001$

Figure 1 ■ Factorial structure of the A-SAGS illustrated using *semPlot*. MGA = Mastery goal attainment; SRG = Self-referenced goal attainment; NGA = Normative goal attainment; GA = Goal attainment



Conclusion avec les valeurs critères fixes

- ▶ Valeurs obtenues pour le modèle testé:
 - ▶ CFI = .975, TLI = .968, RMSEA = .171, et SRMR = .049
- ▶ Hu & Bentler (1999):
 - ▶ CFI et TLI > .95, RMSEA < .06, SRMR < .08
- ▶ Bentler & Bonett (1980), Caron, (2018, 2023), Hu & Bentler, (1995), Jöreskog (1993):
 - ▶ CFI et TLI > .90, RMSEA < .08, SRMR < .08
 - ▶ L'ajustement du modèle aux données est bon.

Conclusion avec les DFIs

- ▶ Valeurs obtenues pour le modèle testé:
 - ▶ CFI = .975, TLI = .968, RMSEA = .171, et SRMR = .049
- ▶ DFIs de niveau 1 (saturation ajoutée de .290):
 - ▶ CFI = .987, RMSEA = .062, SRMR = .025
- ▶ DFIs de Niveau 2 (saturations ajoutées de .290 et .126):
 - ▶ CFI = .983, RMSEA = .075, SRMR = .026
- ▶ Le mauvais ajustement du modèle aux données est plus élevé que 95% des saturations les plus fortes pouvant être ajoutées au modèle sans que la variance résiduelle de la population devienne négative.

Discussion

- ▶ Grande utilité d'utiliser des valeurs critères propres aux caractéristiques du modèle:
 - ▶ Meilleures décisions
- ▶ Que faire quand mon modèle ne rencontre pas les DFIs?
 - ▶ Prendre note des paramètres problématiques au sein du modèle et les estimer:
 - ▶ Indices de modification (MacCallum et al., 1992)
 - ▶ AFC Bayésienne (par ex., Depaoli, 2021; Muthén & Asparouhov, 2012)

Limitations

- ▶ L'AFC et les DFIs présupposent:
 - ▶ Contre saturations = 0
 - ▶ Corrélations entre les termes d'erreurs des items = 0
- ▶ Ces présuppositions sont trop strictes pour certains modèles (par ex., Asparouhov et al., 2015; Marsh et al., 2014)
- ▶ Il peut être avantageux de considérer la Modélisation Exploratoire par Équations Structurelles (ESEM; Asparouhov & Muthén, 2009; Marsh et al., 2014)

Conclusion

- ▶ L'approche des DFIs est:
 - ▶ Facile à implémenter
 - ▶ Prometteuse
 - ▶ Très informative pour l'évaluation des modèles factoriels confirmatoires

Boivin, T. L. D., Veilleux, C., Egerton-Graham, M., Caron, P.-O., & Gaudreau, P. (2026). A tutorial on evaluating confirmatory factor analysis with lavaan and dynamic: Integrating statistical and conceptual approaches. *The Quantitative Methods for Psychology*, 22(1), 9-24. <https://doi.org/10.20982/tqmp.22.1.p009>

Références

Références

- Asparouhov, T., & Muthén, B. (2009). Exploratory Structural Equation Modeling. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 16(3), 397–438. <https://doi.org/10.1080/10705510903008204>
- Asparouhov, T., Muthén, B., & Morin, A. J. S. (2015). Bayesian Structural Equation Modeling With Cross-Loadings and Residual Covariances: Comments on Stromeier et al. *Journal of Management*, 41(6), 1561–1577. <https://doi.org/10.1177/0149206315591075>
- Amiot, C. E., Gaudreau, P., & Blanchard, C. M. (2004). Self-determination, coping, and goal attainment in sport. *Journal of Sport & Exercise Psychology*, 26(3), 396–411. <https://doi.org/10.1123/jsep.26.3.396>
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238–246. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.107.2.238>
- Bentler, P. M. (1995). *EQS structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate software.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588–606. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Brown, T. A., & Moore, M. T. (2012). Confirmatory factor analysis. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of structural equation modeling*. (pp. 361–379). The Guilford Press.
- Caron, P.-O. (2018). *La modélisation par équations structurelles avec Mplus*. Presses de l'Université du Québec. <https://doi.org/10.2307/j.ctvt1sh9g>
- Caron, P.-O. (2023). *Méthodes Quantitatives avec R*. TÉLUQ. <https://mqr.teluq.ca>
- Depaoli, S. (2021). *Bayesian structural equation modeling*. New York, NY: The Guilford Press.
- Gaudreau, P., & Blondin, J.-P. (2004). Differential Associations of Dispositional Optimism and Pessimism With Coping, Goal Attainment, and Emotional Adjustment During Sport Competition. *International Journal of Stress Management*, 11(3), 245–269. <https://doi.org/10.1037/1072-5245.11.3.245>
- Goretzko, D., Pham, T. T. H., & Bühner, M. (2021). Exploratory factor analysis: Current use, methodological developments and recommendations for good practice. *Current Psychology*, 40(7), 3510–3521. <https://doi.org/10.1007/s12144-019-00300-2>
- Greiff, S., & Heene, M. (2017). Why Psychological Assessment Needs to Start Worrying About Model Fit. *European Journal of Psychological Assessment*, 33(5), 313–317. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000450>
- Groskurth, K., Bluemke, M., & Lechner, C. M. (2023). Why we need to abandon fixed cutoffs for goodness-of-fit indices: An extensive simulation and possible solutions. *Behavior Research Methods*, 56(4), 3891–3914. <https://doi.org/10.3758/s13428-023-02193-3>
- Hayduk, L., Cummings, G., Boadu, K., Pazderka-Robinson, H., & Boulianne, S. (2007). Testing! Testing! One, two, three – Testing the theory in structural equation models! *Personality and Individual Differences*, 42(5), 841–850. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2006.10.001>
- Hu, L.-T., & Bentler, P. M. (1995). Evaluating model fit. In R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. (pp. 76–99). Sage Publications.
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Jöreskog, K. G. (1969). A General Approach to Confirmatory Maximum Likelihood Factor Analysis. *Psychometrika*, 34(2), 183–202. <https://doi.org/10.1007/BF02289343>
- Jöreskog, K. G. (1993). Testing Structural Equation Models. In K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing Structural Equation Models* (pp. 294–316). Sage Publications.
- Jöreskog, K. G. (2007). Factor Analysis and Its Extensions. In R. Cudeck & R. C. MacCallum (Eds.), *Factor analysis at 100: Historical developments and future directions* (pp. 47–77). Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- MacCallum, R. C., Roznowski, M., & Necowitz, L. B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. *Psychological Bulletin*, 111(3), 490–504. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.111.3.490>
- Marsh, H. W., & Balla, J. (1994). Goodness of fit in confirmatory factor analysis: The effects of sample size and model parsimony. *Quality & Quantity*, 28(2), 185–217. <https://doi.org/10.1007/bf01102761>
- Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391–410. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.391>
- Marsh, H. W., Hau, K.-T., & Wen, Z. (2004). In Search of Golden Rules: Comment on Hypothesis-Testing Approaches to Setting Cutoff Values for Fit Indexes and Dangers in Overgeneralizing Hu and Bentler's (1999) Findings. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 11(3), 320–341. https://doi.org/10.1207/s15328007sem1103_2
- Marsh, H. W., Morin, A. J. S., Parker, P. D., & Kaur, G. (2014). Exploratory Structural Equation Modeling: An Integration of the Best Features of Exploratory and Confirmatory Factor Analysis. *Annual Review of Clinical Psychology*, 10(1), 85–110. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032813-153700>
- McNeish, D. (2023). Dynamic fit index cutoffs for categorical factor analysis with Likert-type, ordinal, or binary responses. *American Psychologist*, 78(9), 1061–1075. <https://doi.org/10.1037/amp0001213>
- McNeish, D., & Manapat, P. D. (2024). Dynamic Fit Index Cutoffs for Hierarchical and Second-Order Factor Models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 31(1), 27–47. <https://doi.org/10.1080/10705511.2023.2225132>
- McNeish, D., & Wolf, M. G. (2022). Dynamic fit index cutoffs for one-factor models. *Behavior Research Methods*, 55(3), 1157–1174. <https://doi.org/10.3758/s13428-022-01847-y>
- McNeish, D., & Wolf, M. G. (2023). Dynamic fit index cutoffs for confirmatory factor analysis models. *Psychological Methods*, 28(1), 61–88. <https://doi.org/10.1037/met0000425>
- Muthén, B., & Asparouhov, T. (2012). Bayesian structural equation modeling: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17(3), 313–335. <https://doi.org/10.1037/a0026802>
- Steiger, J. H., & Lind, J. C. (1980, May). *Statistically Based Tests for the Number of Common Factors* [Paper presentation]. Annual meeting of the Psychometric Society, Iowa City, Iowa, United States of America.
- Tucker, L. R., & Lewis, C. (1973). A Reliability Coefficient for Maximum Likelihood Factor Analysis. *Psychometrika*, 38(1), 1–10. <https://doi.org/10.1007/BF02291170>
- Watkins, M. W. (2018). Exploratory Factor Analysis: A Guide to Best Practice. *Journal of Black Psychology*, 44(3), 219–246. <https://doi.org/10.1177/0095798418771807>
- West, S. G., Taylor, A. B., & Wu, W. (2012). Model fit and model selection in structural equation modeling. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of structural equation modeling* (pp. 209–231). The Guilford Press.
- West, S. G., Wu, W., McNeish, D., & Savord, A. (2023). Model Fit in Structural Equation Modeling. In R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of Structural Equation Modeling* (2nd ed., pp. 184–205). The Guilford Press.
- Weston, R., & Gore Jr., P. A. (2006). A Brief Guide to Structural Equation Modeling. *The Counseling Psychologist*, 34(5), 719–751. <https://doi.org/10.1177/0011000006286345>
- Yong, A. G., & Pearce, S. (2013). A Beginner's Guide to Factor Analysis: Focusing on Exploratory Factor Analysis. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 9(2), 79–94. <https://doi.org/10.20982/tqmp.09.2.p079>