

### **L'analyse en composantes principales et le test de fiabilité**

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique statistique multi-variée utilisée par presque toutes les disciplines scientifiques. Il est également susceptible d'être la plus ancienne technique multi-variée, mais son instanciation moderne a été formalisée par Hotelling (1933<sup>1144</sup>) qui a également inventé le terme «*composante principale*».

L'ACP analyse une table de données représentant des observations décrites par plusieurs variables dépendantes, qui sont, en général, inter-corrélées. Son but est de (Abdi, H., & Williams, L. J. 2010<sup>1145</sup>):

- (a) extraire les informations les plus importantes de la table de données ;
- (b) compresser la taille des données établies en ne gardant que les informations importantes ;
- (c) simplifier la description de l'ensemble de données ; et
- (d) analyser la structure des observations et des variables.

---

<sup>1144</sup> Hotelling, H. (1933). Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of educational psychology*, 24(6), 417.

<sup>1145</sup> Abdi, H., & Williams, L. J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, 2(4), 433-459.

Pour illustrer la démarche d'analyse de l'ACP, nous allons nous baser sur la procédure par étapes de Hair *et al.* (1998<sup>1146</sup>).

### **II.7.1.1 Conditions à vérifier par l'analyse en composantes principales**

L'ACP doit vérifier certaines conditions pour être significative:

- La taille de l'échantillon: d'une façon générale, il est préférable, que la taille de l'échantillon soit de 100 individus ou plus (Hair *et al.*, 1998<sup>1147</sup>);
- Le caractère "factorisable" des données: Deux tests permettent d'évaluer le caractère factorisable des données :

#### **II.7.1.1.1 L'indicateur de Kaiser-Meyer-Oklin (KMO)**

La mesure de Kaiser-Meyer-Olkin est un indice d'adéquation de la solution factorielle. Il indique jusqu'à quel point l'ensemble de variables retenu est un ensemble cohérent et permet de constituer une ou des mesures adéquates de concepts. Un KMO élevé indique qu'il existe une solution factorielle statistiquement acceptable qui représente les relations entre les variables.

Cet indicateur varie entre 0 et 1. Pour que l'ACP soit pertinente, le KMO de l'analyse factorielle doit tendre vers 1. Le caractère factorisable des données est excellent si le KMO est supérieur à 0,9, très bon entre 0,8 et 0,9 ; bon entre 0,7 et 0,8 et moyen entre 0,6 et 0,7 (Hair *et al.*, 1998<sup>1148</sup>).

#### **II.7.1.1.2 Le test de sphéricité de Bartlett**

Le test de Bartlett repose sur la détection de corrélations significatives entre les items. Il vérifie l'hypothèse nulle selon laquelle toutes les corrélations seraient égales à zéro. Si le Chi-2 du Bartlett's Test est suffisamment grand avec une signification nulle : les variables sont suffisamment corrélées.

- Un nombre minimal de trois items par facteur est enfin souhaitable pour que l'ACP soit significative (Evrard *et al.*, 1993<sup>1149</sup>).

### **II.7.1.2 Extraction des facteurs et épuration de l'échelle**

Lors d'une analyse factorielle exploratoire, la description des dimensions des construits étudiés implique deux tâches concomitantes : l'extraction des facteurs et l'épuration de l'échelle, afin de faciliter leur identification.

---

<sup>1146</sup> Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (1998). *Multivariate data analysis* (Vol. 5, No. 3, pp. 207-219). Upper Saddle River, NJ: Prentice hall.

<sup>1147</sup> Idem.

<sup>1148</sup> Idem.

<sup>1149</sup> Evrard, Y., Pras, B., Roux, E., Choffray, J. M., & Dussaix, A. M. (1993). *Market: études et recherches en marketing: fondements et méthodes*. F. Nathan.

### **II.7.1.2.1 L'extraction des facteurs**

Les facteurs retenus doivent restituer un seuil suffisant de variance totale, c'est-à-dire généralement plus de 50% (Igalens et Roussel, 1998<sup>1150</sup>). Pour se faire, C'est le critère proposé par Kaiser (1960), et c'est sans doute le critère le plus couramment utilisé. La règle de Kaiser qui veut qu'on ne retienne que les facteurs aux valeurs propres supérieures à 1. (Facteurs qui expliquent une part importante de la variance).

### **II.7.1.2.2 La rotation des facteurs**

Si l'ACP ne produit pas de structure factorielle claire et qu'il est difficile d'interpréter les axes factoriels dégagés, le chercheur peut avoir recours à une rotation des axes pour faciliter leur interprétation.

La rotation peut être **orthogonale** lorsque les facteurs sont pressentis comme étant des dimensions indépendantes les unes des autres ou encore **oblique** lorsque les facteurs peuvent être corrélés entre eux.

Dans la pratique, on utilise très régulièrement la méthode de rotation orthogonale VARIMAX et la rotation oblique PROMAX.

Le chercheur devrait se demander si cette solution sans rotation fournit de l'information pour une bonne interprétation des données. Si c'est le cas, le chercheur n'a pas besoin de faire de rotations (Hair et al., 1998<sup>1151</sup>, p. 106).

### **II.7.1.3 La mesure de la fiabilité de cohérence interne**

La fiabilité se définit comme « *le degré selon lequel des mesures sont exemptes d'erreurs et produisent, par conséquent, des résultats robustes* » (Peter, 1979<sup>1152</sup>). Il s'agit d'erreurs aléatoires dues au changement d'humeur des répondants et aux circonstances d'administration du questionnaire (Evrard et al., 1993<sup>1153</sup>).

La fiabilité interne est généralement mesurée par le coefficient alpha de Cronbach. C'est l'indicateur le plus utilisé (Peterson, 1995<sup>1154</sup>). Il s'agit d'un coefficient de corrélation intragroupe généralisé, c'est-à-dire qu'un alpha de Cronbach satisfaisant signifie que les items sont corrélés entre eux, et suffisamment cohérents pour pouvoir être additionnés et former un score d'échelle (Pedhazur et Pedhazur-Schmelkin, 1991<sup>1155</sup>). L'interprétation du

---

<sup>1150</sup> Igalens, J., & Roussel, P. (1998). *Méthodes de recherche en gestion des ressources humaines*. Economica.

<sup>1151</sup> Hair et al., (1998). Op. Cit.

<sup>1152</sup> Peter, J. P. (1979). Reliability: A review of psychometric basics and recent marketing practices. *Journal of marketing research*, 6-17.

<sup>1153</sup> Evrard, Y. et al., (1993). Op. Cit.

<sup>1154</sup> Peterson, R. A. (1995). Une méta-analyse du coefficient alpha de Cronbach. *Recherche et Applications en Marketing (French Edition)*, 10(2), 75-88.

<sup>1155</sup> Pedhazur, E. J., & Schmelkin, L. P. (1991). *Measurement, design, and analysis: An integrated analysis*.

coefficient alpha de Cronbach repose sur des règles empiriques variables. La règle la plus citée est celle qui fixe un niveau minimal recommandé à 0,7 (Cortina, J. M. (1993<sup>1156</sup>).

## **II.7.2 Méthodologies de test des hypothèses**

### **II.7.2.1 La méthode d'équation structurelle**

L'usage des modèles des équations structurelles en marketing constitue une solution adéquate à la conception des modèles théoriques. Ces méthodes qui ont été développées dans les années 70 du 20ème siècle, (Schumacker et Lomax, 2004<sup>1157</sup>), sont devenues couramment adoptées au niveau des travaux empiriques.

Elles s'intègrent dans le cadre des analyses multi-variées de deuxième génération et constituent des méthodes avancées pour la recherche (Valette Florence, 1988<sup>1158</sup> ; Evrard et al, 2003<sup>1159</sup>).

Sur le plan académique, les analyses structurelles contribuent énormément à l'évolution de la théorie et de la démarche méthodologique en marketing (Baumgartner et Homburg, 1996<sup>1160</sup>). Selon Hoyle (1995<sup>1161</sup>), la modélisation par les équations structurelles représente « *une approche statistique globale permettant de tester des hypothèses traitant des relations entre les variables observées et les variables latentes* ».

Un modèle d'équations structurelles se compose traditionnellement de deux parties : le modèle de mesure et le modèle structurel.

Le modèle de mesure renvoie à l'identification et l'estimation des variables latentes à partir des indicateurs, et le modèle structurel renvoie à la détermination des relations causales entre les variables latentes et qui permet de tracer le sens des hypothèses composant le modèle de recherche à tester.

Le traitement des modèles d'équations structurelles comprend plusieurs étapes standardisées suivantes (Kline, 2005, p. 63<sup>1162</sup>) :

- **La spécification du modèle** : La spécification du modèle de mesure est une étape importante dans la démarche d'utilisation des modèles d'équation structurelles. Une variable latente est une variable qui n'est pas directement observable, et nécessite

---

<sup>1156</sup> Cortina, J. M. (1993). What is coefficient alpha? An examination of theory and applications. *Journal of applied psychology*, 78(1), 98.

<sup>1157</sup> Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Psychology Press.

<sup>1158</sup> Valette-Florence, P. (1988). Spécificités et apports des méthodes d'analyse multivariée de la deuxième génération. *Recherche et Applications en Marketing (French Edition)*, 3(4), 23-56.

<sup>1159</sup> Evrard, Y., & Pras, B. et Roux E. (2003). *Market, études et recherche en marketing*.

<sup>1160</sup> Baumgartner, H., & Homburg, C. (1996). Applications of structural equation modeling in marketing and consumer research: A review. *International journal of Research in Marketing*, 13(2), 139-161.

<sup>1161</sup> Hoyle, R. H. (1995). *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. Sage.

<sup>1162</sup> Kline, R. B. (2005). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling (2nd Edition ed.)*. New York: The Guilford Press.

par conséquent le passage par des indicateurs ou variables manifestes qui permettent de mesurer la variable.

Le paradigme dominant dans la théorie des tests fut celui représenté par Churchill (1979<sup>1163</sup>) et qui considère que les variables manifestes sont toutes supposées représenter leur variable latente. Dans ce sens, il est postulé que tous les indicateurs concordent dans leur manière de mesurer le phénomène, et permettent tous de refléter la même variable. En conséquence, le chercheur doit s'assurer de la significativité de la variable latente construite à la base de ces indicateurs, qui doivent être significativement corrélés.

- **L'identification du modèle** : Le chercheur doit être particulièrement vigilant dans la distinction entre variables latentes formatives et réflexives.

La relation de causalité pour les construits *formatifs* procède du construit vers ses indicateurs. Le construit représente la cause commune partagée par tous les indicateurs : en conséquence, ces indicateurs doivent être significativement et positivement corrélés, et toute variation dans le construit doit se manifester par la variation de tous les items de l'échelle de mesure (Bollen & Lennox, 1991<sup>1164</sup>).

La relation de causalité pour les construits *formatifs* est inversée : elle procède des indicateurs vers le construit.

La raison majeure pour laquelle il convient de distinguer clairement les construits réflexifs et formatifs est que cette distinction influe sur la qualité du modèle de mesure, et donc, indirectement, sur la validité des résultats du modèle structurel (Anderson & Gerbing, 1982<sup>1165</sup>; MacKenzie & al., 2005<sup>1166</sup>).

- **L'opérationnalisation des échelles de mesure**, le recueil et la préparation des données.
- **L'estimation du modèle** (calcul de la valeur des paramètres, puis évaluation de la qualité d'ajustement du modèle aux données empiriques)

Une fois la spécification du modèle théorique achevée, l'estimation est réalisée de manière itérative : dans le modèle de mesure, les variables latentes sont estimées par des combinaisons linéaires de leurs indicateurs pondérés.

---

<sup>1163</sup> Churchill Jr, G. A. (1979). A paradigm for developing better measures of marketing constructs. *Journal of marketing research*, 64-73.

<sup>1164</sup> Bollen, K., & Lennox, R. (1991). Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective. *Psychological bulletin*, 110(2), 305.

<sup>1165</sup> Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1982). Some methods for respecifying measurement models to obtain unidimensional construct measurement. *Journal of marketing research*, 453-460.

<sup>1166</sup> MacKenzie, S. B., Podsakoff, P. M., & Jarvis, C. B. (2005). The problem of measurement model misspecification in behavioral and organizational research and some recommended solutions. *Journal of Applied Psychology*, 90(4), 710.

### **II.7.2.1.1 L'approche PLS (partial least squares)**

L'approche *PLS (Partial Least Square)* est adaptée à certains modèles structurels pour lesquels les procédures classiques d'estimation peuvent se révéler délicates à utiliser (Lacroux, 2010<sup>1167</sup>). Cette technique fut proposée par *Wold* comme une « modélisation douce » (*Soft Modeling*), et a donné lieu à plusieurs logiciels dont *LVPLS* de Löhmler (1984<sup>1168</sup>), *PLS Graph* de Chin (1993-2003<sup>1169</sup>), ou encore un logiciel développé à l'université de Hambourg appelé *Smart PLS* par Ringle et al. (2005<sup>1170</sup>) et c'est le logiciel que nous choisissons d'utiliser pour l'aspect complet de cet outil de recherche et son interface agréable d'utilisation.

Le SEM-PLS a plus de potentiel, ce qui est une hypothèse moins stricte à suivre, en particulier le moins d'indicateurs peuvent être réalisés. Ainsi, le problème d'identification pourrait être évité. Par exemple, Joreskog et Wold (1982<sup>1171</sup>) expliquent que ces résultats confirment l'écriture antérieure et les théorèmes, qui indiquent que les SEM-PLS « sont asymptotiquement corrects dans le sens commun de la cohérence (grand nombre de cas) et de la cohérence dans son ensemble (grand nombre d'indicateurs de la variable latente).

La méthode PLS est aujourd'hui couramment appliquée dans les sciences humaines et sociales, tout particulièrement dans le domaine de l'économétrie, On peut constater que les études incorporant des modèles estimées par analyse PLS sont aujourd'hui principalement utilisés en marketing (Bruhn & al., 2008<sup>1172</sup> ; Coltman & al., 2008<sup>1173</sup> ; Gudergan & al - 2008<sup>1174</sup>).

La méthode PLS se révèle donc bien adaptée à des analyses de type exploratoire, dans lesquelles le chercheur ne bénéficie pas toujours d'un échantillon important, ni d'échelles de mesure largement éprouvées (Sosik & al., 2009<sup>1175</sup>).

En effet, PLS est nettement adapté aux problématiques dont les données sont récoltées par questionnaire, comme le remarquent (Sosik et al., 2009, p.17<sup>1176</sup>): « *La méthode PLS*

---

<sup>1167</sup> Lacroux, A. (2009). L'analyse des modèles de relations structurelles par la méthode PLS: une approche émergente dans la recherche quantitative en GRH. *XXème congrès de l'AGRH, Toulouse du, 9*.

<sup>1168</sup> Lohmöller, J. B. (1984). *LVPLS 1.6 program manual: latent variables path analysis with partial least-squares estimation; mit 2 Disketten Version 1.8*. Zentralarchiv für empirische Sozialforschung.

<sup>1169</sup> Chin, W. W. (1993-2003). *PLS Graph – Version 3.0*. Soft Modeling Inc.

<sup>1170</sup> Ringle, C. M. (2005). *SmartPLS 2.0 (M3)*. <http://www.smartpls.de>.

<sup>1171</sup> Jöreskog, K. G., & Wold, H. O. (1982). *Systems under indirect observation: Causality, structure, prediction* (Vol. 139). North Holland.

<sup>1172</sup> Bruhn, M., Georgi, D., & Hadwich, K. (2008). Customer equity management as formative second-order construct. *Journal of Business Research*, 61(12), 1292-1301.

<sup>1173</sup> Coltman, T., Devinney, T. M., Midgley, D. F., & Venaik, S. (2008). Formative versus reflective measurement models: Two applications of formative measurement. *Journal of Business Research*, 61(12), 1250-1262.

<sup>1174</sup> Gudergan, S. P., Ringle, C. M., Wende, S., & Will, A. (2008). Confirmatory tetrad analysis in PLS path modeling. *Journal of business research*, 61(12), 1238-1249.

<sup>1175</sup> Sosik, J. J., Kahai, S. S., & Piovoso, M. J. (2009). Silver bullet or voodoo statistics? A primer for using the partial least squares data analytic technique in group and organization research. *Group & Organization Management*, 34(1), 5-36.

*fonctionne mieux en pratique, parce que les données issues du terrain utilisées dans la modélisation ne sont jamais parfaites, et sont souvent fortement corrélées».*

Cette méthode donc restait la méthode la plus appropriée à notre démarche et de notre modèle.

Initiée par Herman Wold (1985<sup>1177</sup>), la méthode PLS (*Partial Least Square*) propose alors l'application des techniques de régression en moindres carrés partiels à l'estimation de modèles d'équations structurelles (Lacroux, 2011<sup>1178</sup>). L'approche PLS porte sur l'analyse des variances et permet de dépasser certaines limites présentes dans les procédures classiques d'estimation par analyse des covariances et la technique du maximum de vraisemblance, dite « méthode Lisrel ».

Le modèle structurel est constitué de deux éléments: (1) le modèle structurel (également appelé modèle interne dans PLS-SEM), qui décrit les relations entre les variables latentes, et (2) les modèles de mesure, qui décrivent les relations entre les variables latentes et leurs mesures (c'est-à-dire leurs indicateurs).

### II.7.2.1.2 L'évaluation du modèle PLS-SEM

L'évaluation systématique du modèle PLS-SEM suit un processus en deux étapes, comme le montre la figure II.2. Le processus implique des évaluations séparées des modèles de mesure et du modèle structurel.

Pour illustrer la démarche de l'évaluation du modèle PLS-SEM, nous allons nous baser sur la procédure de Hair *et al.* (2016<sup>1179</sup>).

---

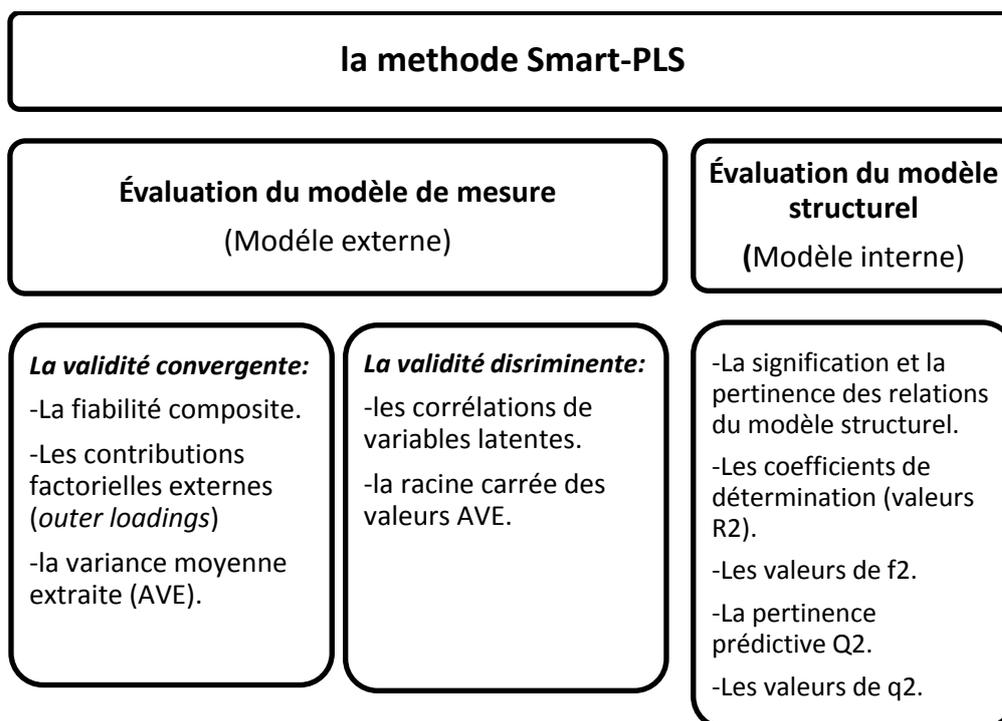
<sup>1176</sup> Idem.

<sup>1177</sup> Wold, H. (1985). Partial least squares. *Encyclopedia of statistical sciences*.

<sup>1178</sup> Lacroux, A. (2011). Les avantages et les limites de la méthode «Partial Least Square»(PLS): une illustration empirique dans le domaine de la GRH. *Revue de gestion des ressources humaines*, (2), 45-64.

<sup>1179</sup> Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage Publications.

Figure II.2 : Processus d'évaluation systématique du modèle PLS-SEM



#### II.7.2.1.2.1 Évaluation du modèle de mesure

L'évaluation du modèle PLS-SEM se concentre initialement sur les modèles de mesure. L'examen des estimations de PLS-SEM permet au chercheur d'évaluer la fiabilité et la validité des mesures de construction.

##### II.7.2.1.2.1.1 La fiabilité

La fiabilité de construction peut être classifiée comme fiabilité composite.

Selon Zainudin Awang (2012<sup>1180</sup>), la fiabilité est la mesure de la fiabilité du modèle de mesure utilisé pour mesurer les constructions latentes prévues. Contrairement à l'alpha de Cronbach proposée par Nunnally (1978<sup>1181</sup>), la valeur supérieure à 0,70 indique que le modèle de mesure est fiable.

Les valeurs de fiabilité composite de 0,60 à 0,70 dans la recherche exploratoire et les valeurs de 0,70 à 0,90 à des stades de recherche plus avancés sont considérées comme satisfaisantes (Nunnally et Bernstein 1994<sup>1182</sup>) alors que les valeurs supérieures à 0,60 indiquent un manque de fiabilité.

<sup>1180</sup> Awang, Z. (2012). *Research methodology and data analysis*. Penerbit Universiti Teknologi MARA Press.

<sup>1181</sup> Nunnally, J. (1978). *Psychometric methods*. 464-465.

<sup>1182</sup> Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychological theory*. New York, NY: MacGraw-Hill.

### **II.7.2.1.2.1.2 La validité**

La validité est la mesure de la précision d'un instrument utilisé dans une étude (Stewart, C.D., 2009<sup>1183</sup>).

L'évaluation de validité du modèle de mesure réflexive se concentre sur la validité convergente et discriminante.

**La validité convergente** est l'étendue dans laquelle une mesure est corrélée positivement avec des mesures alternatives de la même construction.

Pour évaluer la validité convergente des constructions réflexives, les chercheurs considèrent les contributions factorielles externes (*outer loadings*) des indicateurs et la variance moyenne extraite (AVE).

Selon Fornell et Larcker (1981<sup>1184</sup>), une valeur AVE de 0,50 et plus indique un degré suffisant de validité convergente, ce qui signifie que la variable latente (constructions) explique plus de la moitié des variances de ses indicateurs.

En outre, le modèle d'évaluation requis après avoir fait la procédure de l'unidimensionnalité. Selon Zainudin Awang (2010<sup>1185</sup>), la procédure d'unidimensionnalité est réalisée lorsque les items de mesure ont des contributions factorielles (*factor loadings*) acceptables pour les constructions latentes respectives. Afin de garantir l'unidimensionnalité d'un modèle de mesure, tous les éléments avec une contribution factorielle (*factor loadings*) faible doivent être supprimés. Pour une nouvelle échelle développée, la contribution factorielle pour un item doit être de 0,70 ou plus.

**La validité discriminante** est l'étendue dans laquelle une construction est vraiment distincte des autres constructions par des normes empiriques.

Pour évaluer la validité discriminante nous avons appliqué **Le critère de Fornell-Larcker**. Il compare la racine carrée des valeurs AVE avec les corrélations de variables latentes. Plus précisément, la racine carrée de l'AVE de chaque construction devrait être supérieure à sa corrélation la plus élevée avec n'importe quelle autre construction. Une approche alternative pour évaluer les résultats du critère de Fornell-Larcker est de déterminer si l'AVE est plus grande que la corrélation au carré avec n'importe quelle autre construction. La logique de la méthode de Fornell-Larcker est basée sur l'idée qu'un

---

<sup>1183</sup> Stewart, C. D., Quinn, A., Plever, S., & Emmerson, B. (2009). Comparing cognitive behavior therapy, problem solving therapy, and treatment as usual in a high risk population. *Suicide and Life-Threatening Behavior*, 39(5), 538-547.

<sup>1184</sup> Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 39-50.

<sup>1185</sup> Awang, Z. H. (2010). *Research Methodology for Business and Social Science*. Pusat Penerbitan Universiti, Universiti Teknologi MARA.

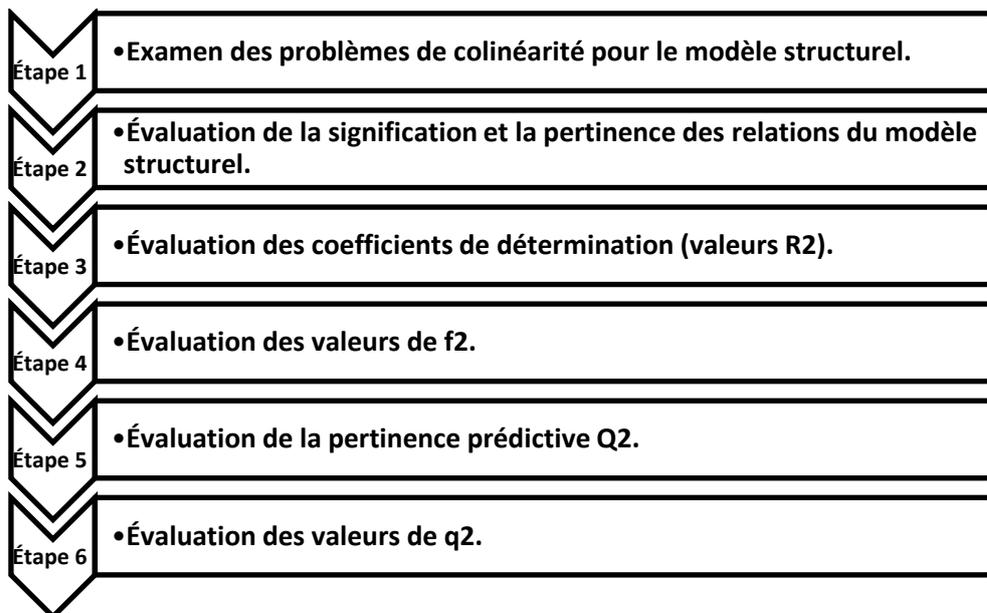
construit partage plus de variance avec ses indicateurs associés qu'avec n'importe quel autre construit.

Dans ce cas, le puissant entre ces deux méthodes doit être testé en fonction de la fiabilité et de la validité du modèle de mesure. Une fois que nous avons confirmé la fiabilité et la validité des constructions, l'étape suivante porte sur l'évaluation des résultats du modèle structurel.

#### **II.7.2.1.2.2 Évaluation des résultats du modèle structurel PLS-SEM**

Une fois que nous avons confirmé la fiabilité et la validité des constructions, l'étape suivante porte sur l'évaluation des résultats du modèle structurel. Cela implique d'examiner les capacités prédictives du modèle et les relations entre les constructions. La figure 6.1 montre une approche systématique de l'évaluation des résultats du modèle structurel.

**Figure II.3 Les étapes d'évaluation du modèle structurel**



Pour le modèle structurel, les métriques d'évaluation les plus importantes dans la méthode PLS-SEM sont la signification des coefficients du modèle structurel (path Coefficients) (étape 2), le niveau des valeurs R2 (étape 3), les valeurs de f2 (étape 4), la pertinence prédictive Q2 5) et les valeurs de q2 (étape 6).

Avant de décrire ces analyses, cependant, nous devons examiner la colinéarité du modèle structurel (étape 1).

#### **Étape 1: Évaluation de la colinéarité**

Pour évaluer la colinéarité, nous appliquons les mesures de la tolérance et les valeurs VIF.

Une mesure connexe de colinéarité est le facteur d'inflation de la variance (VIF), (ou la tolérance qui est l'inverse du VIF ( $1/VIF$ )), permet de vérifier la prémisse de multicollinéarité. La valeur de (VIF) doit être près de 1. Si elle est de 10, c'est problématique.

Le terme VIF est dérivé de sa racine carrée (VIF) étant le degré auquel l'erreur standard a été augmentée en raison de la présence de colinéarité. De même, les valeurs TOL et VIF sont calculées pour chaque indicateur par modèle de mesure formatif. Les deux statistiques de colinéarité portent la même information, mais la déclaration des valeurs VIF est devenue une pratique courante.

### **Étape 2: Les coefficients structurels**

Après l'exécution de l'algorithme PLS-SEM, des estimations sont obtenues pour les relations de modèle structurel (c'est-à-dire les path coefficients), qui représentent les relations hypothétiques entre les constructions.

Lors de l'évaluation initiale des résultats PLS-SEM pour le modèle structurel, les premiers problèmes à examiner sont la signification et la pertinence des coefficients. Le test de signification nécessite l'examen des valeurs de t, des valeurs de p ou des intervalles de confiance bootstrap. Ensuite, les tailles relatives des path coefficients sont comparées, ainsi que les effets totaux, la taille de l'effet  $f^2$  et la taille de l'effet  $q^2$ .

### **Étape 3: Évaluation des coefficients de détermination (valeurs R<sup>2</sup>)**

La méthode PLS-SEM a été développée principalement à des fins de prévision. Les valeurs R<sup>2</sup> (c'est-à-dire les coefficients de détermination) représentent la quantité de la variance expliquée des constructions endogènes dans le modèle structurel.

La valeur R<sup>2</sup> va de 0 à 1. Il est difficile de fournir des règles approximatives pour les valeurs R<sup>2</sup> acceptables, car cela dépend de la complexité du modèle et de la discipline de recherche. Alors que les valeurs R<sup>2</sup> de 0,20 sont considérées comme élevées dans des disciplines telles que le comportement des consommateurs, les chercheurs s'attendent à des valeurs beaucoup plus élevées. Dans la recherche universitaire axée sur les questions de marketing, les valeurs R<sup>2</sup> de 0,75, 0,50 ou 0,25 pour les variables latentes endogènes peuvent, en règle générale, être respectivement qualifiées de substantielles, modérées ou faibles (Hair et al., 2016<sup>1186</sup>). Falk et Miller (1992<sup>1187</sup>) proposent une valeur R-carré de 0,10 comme niveau minimum acceptable.

---

<sup>1186</sup> Hair Jr, et al., (2016). OP. Cit.

<sup>1187</sup> Falk, R. F., & Miller, N. B. (1992). *A primer for soft modeling*. University of Akron Press.

#### **Étape 4: Évaluation des valeurs de $f^2$**

La valeur  $f^2$  permet d'évaluer la contribution d'une construction exogène à la valeur  $R^2$  d'une variable latente endogène.

Les résultats de 0,02, 0,15 et 0,35 sont interprétés comme des tailles d'effet  $f^2$  petites, moyennes et grandes, respectivement. Les valeurs  $f^2$  inférieures à 0,02 indiquent qu'il n'y a pas d'effet.

#### **Étape 5: Évaluation de la pertinence prédictive $Q^2$**

En plus d'évaluer l'importance des valeurs de  $R^2$  comme critère de précision prédictive, les chercheurs devraient également examiner la valeur  $Q^2$  de Stone-Geisser (Geisser, 1974<sup>1188</sup> ; Stone, 1974<sup>1189</sup>). Cette mesure est un indicateur du pouvoir prédictif hors modèle de l'échantillon ou de sa pertinence prédictive.

Lorsqu'un modèle structurel PLS présente une pertinence prédictive, il prédit avec précision les données non utilisées dans l'estimation du modèle. Les valeurs  $Q^2$  résultantes supérieures à 0 indiquent que les constructions exogènes ont une pertinence prédictive pour la construction endogène considérée.

#### **Étape 6: Évaluation des valeurs de $q^2$**

Semblable à l'approche de la taille de l'effet  $f^2$  pour évaluer les valeurs  $R^2$ , l'impact relatif de la pertinence prédictive peut être comparé au moyen de la mesure à la taille de l'effet  $q^2$ .

La valeur  $q^2$  permet d'évaluer la contribution d'une construction exogène à la valeur  $Q^2$  d'une variable latente endogène.

La taille de l'effet  $q^2$  d'une construction sélectionnée et sa relation avec une construction endogène dans le modèle structurel utilisent les mêmes valeurs critiques pour l'évaluation utilisée pour l'évaluation de la taille de l'effet  $f^2$ .

#### **II.7.2.1.2.3 La qualité d'ajustement du modèle**

Alors que PLS-SEM a été conçu à l'origine à des fins de prévision, les études ont cherché à étendre ses capacités pour les tests de la théorie en développant les mesures d'ajustement du modèle. Les indices d'ajustements permettent d'évaluer l'ajustement du modèle théorique aux données observées.

---

<sup>1188</sup> Geisser, S. (1974). A predictive approach to the random effect model. *Biometrika*, 61(1), 101-107.

<sup>1189</sup> Stone, M. (1974). Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the royal statistical society. Series B (Methodological)*, 111-147.

La recherche a mis en avant plusieurs mesures d'ajustement du modèle basées sur le PLS-SEM telles que SRMR (standardized root mean square residual), RMStheta (root mean square residual covariance), et le test d'ajustement exact (the exact fit test). Bien qu'il ait été démontré que ces mesures permettent d'identifier les erreurs de spécification du modèle dans divers modèles, elles sont encore aux premiers stades de développement, et les valeurs seuils n'ont pas encore été dérivées. Suivant une approche prudente, une valeur de SRMR (RMStheta) inférieure à 0,08 (0,12) indique un bon ajustement Henseler et al. (2014<sup>1190</sup>). Jusqu'à présent, le logiciel SmartPLS 3 offre que la mesure SRMR.

### **II.7.2.2 La méthode de régression linéaire**

La régression est une technique statistique qui permet de décrire sous forme d'une équation l'étendue, la direction et la forme de la relation entre une variable dépendante continue (régression simple) ou plusieurs variables indépendantes (régression multiple) (Campbell, D., & Campbell, S., 2008<sup>1191</sup>).

L'objectif principal de l'analyse de la variance est de déterminer si une ou plusieurs variables explicatives indépendantes ont une influence significative sur une variable à expliquer.

Seuls des échantillons suivant une loi normale peuvent faire l'objet d'une analyse de variance paramétrique. Pour vérifier que la distribution d'un échantillon suit une loi normale, il est possible d'utiliser le test descriptif d'aplatissement et d'asymétrie (de *kurtosis and skewness*, en anglais).

Lorsque skewness et kurtosis sont proches de zéro (une situation que les chercheurs sont très peu susceptibles de rencontrer), le modèle des réponses est considéré comme une distribution normale. Une règle générale pour l'asymétrie est que si le nombre de test Skewness est supérieur à (+1) ou inférieur à (-1), c'est une indication d'une distribution asymétrique. Pour kurtosis, la règle générale est que si le nombre est supérieur à (+1), la distribution est trop élevée. De même, un kurtosis inférieur à (-1) indique une distribution trop plate. (Hair, 2016<sup>1192</sup>).

On considère que l'échantillon suit une loi normale à 95 % lorsque la valeur de son aplatissement est comprise entre -2 et +2.

---

<sup>1190</sup> Henseler, J., Dijkstra, T. K., Sarstedt, M., Ringle, C. M., Diamantopoulos, A., Straub, D. W., ... & Calantone, R. J. (2014). Common beliefs and reality about PLS: Comments on Rönkkö and Evermann (2013). *Organizational Research Methods*, 17(2), 182-209.

<sup>1191</sup> Campbell, D., & Campbell, S. (2008, October). Introduction to regression and data analysis. In *StatLap Workshop Series* (pp. 1-15).

<sup>1192</sup> Hair Jr, et al., (2016). Op. Cit.

**Section III : L'opérationnalisation des échelles de mesure**

**III.1.1 L'échelle de mesure de l'image de pays d'origine de la marque**

L'analyse factorielle réalisée avec rotation Promax (voir tableau) fait ressortir une structure solution tridimensionnelle qui explique 71.96 % de la variance, et donc l'échelle de mesure de l'image de pays d'origine e la marque permet d'expliquer 71.96 % de l'information initiale.

**Tableau II.3 : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de l'image de pays d'origine de la marque. Source : Sortie SPSS.**

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels		
							Composante		
							Axe1	Axe2	Axe3
0.783	P=0.000	71.963	3.467	0.807	COO1	0.671	0.701		
					COO2	0.732		0.825	
					COO3	0.745	0.836		
					COO4	0.604		0.766	
					COO5	0.712	0.829		
					COO6	0.771			0.822
					COO7	0.755		0.646	
					COO8	0.768			0.856

Dans le cas de notre variable pays d'origine de la marque, l'indice de KMO est égale à 0,783, il est supérieur à 0,7 nous pouvons alors dire que l'ensemble des items retenus est moyennement cohérent. Le test de Bartlett donne Sig=0 : les variables sont suffisamment corrélées, cela montre que le modèle factoriel est adéquat.

Notre Alpha Cronbach est de 0,807, ce qui est excellent : donc notre échelle est fiable avec une homogénéité de 80.7%.

Les communautés et les poids factoriels des items sont élevés sup 0.5. Il indique également que la qualité de représentation et le poids factoriel des items sont satisfaisants. Nous conservons donc cette échelle en sa version originale.

Il ressort de l'ACP menées sur les échelles d'image de pays d'origine que l'image du pays d'origine se présente, dans le cas de notre recherche, comme un construit multidimensionnel avec trois axes : le premier axe regroupe trois items (économie, industrialisation et innovation), les trois axes de deuxième axe sont (démocratie, niveau de vie, fierté), tandis que, le troisième axe ne regroupe que deux items (qualité et fiabilité). Nos résultats convergent avec plusieurs autres recherches qui soutiennent, d'après leurs

résultats, la nature multidimensionnelle de l'image du pays d'origine (par exemples : Han et Terpstra, 1988<sup>1193</sup>; Roth et Romeo, 1992<sup>1194</sup>; Parameswaran et Pisharodi, 1994<sup>1195</sup>).

### III.1.2 L'échelle de mesure de l'identification

**Tableau II.4 : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de l'identification.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.882	P=0.000	61.140	4.280	0.893	ID1	0.612	0.782
					ID2	0.726	0.852
					ID3	0.659	0.812
					ID4	0.673	0.820
					ID5	0.459	0.677
					ID6	0.611	0.782
					ID7	0.540	0.735

Pour la variable « identification », Les valeurs de test de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et des tests de sphéricité de Bartlett sont satisfaisantes (tableau 8.9). Notre Alpha Cronbach est de 0,893 : donc notre échelle est fiable avec une homogénéité de 89.3 %.

Les résultats de l'analyse factorielle indiquent seul facteur a été extrait. Il explique 61.14 % de la variance. Il indique également que la qualité de représentation de cinquième item n'est pas satisfaisante. Nous réalisons donc une autre ACP sans l'item 5 (ID5).

**Tableau (II.5) : Résultats de la seconde ACP de l'échelle de mesure de l'identification. Source : Sortie SPSS.**

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.862	P=0.000	64.778	3.887	0.890	ID1	0.654	0.809
					ID2	0.750	0.866
					ID3	0.676	0.822
					ID4	0.680	0.824
					ID6	0.591	0.769
					ID7	0.535	0.732

Les résultats de la seconde ACP mentionnés dans le tableau indiquent qu'un seul facteur a été extrait. Il explique 64.77% de la variance. La qualité de représentation de tous les items est bonne et tous les poids factoriels sont supérieurs à 0.5. En ce qui concerne la cohérence interne de cette échelle, l'Alpha de Cronbach est excellent.

<sup>1193</sup> Han, C. M., & Terpstra, V. (1988). Op. Cit.

<sup>1194</sup> Roth, M. S., & Romeo, J. B. (1992). Op. Cit.

<sup>1195</sup> Parameswaran, R., & Pisharodi, R. M. (1994). Op. Cit.

### III.1.3 L'échelle de mesure de l'attitude

L'analyse factorielle fait ressortir une structure en un seul facteur. L'indice KMO et le test de Bartlett montrent que le modèle factoriel est approprié (l'indice KMO = 0.735 et le test de Bartlett donne  $p=0.000$ ).

L'ensemble des items de l'échelle de mesure de l'attitude permettent d'expliquer 78.99 % de la variance totale. Les communautés et les poids factoriels des items sont élevés sup 0.5. L'alpha de Cronbach est excellent il indique une bonne cohérence interne de l'échelle. Nous conservons donc cette échelle en sa version originale.

**Tableau (II.6) : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de l'attitude.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.735	P=0.000	78.987	2.370	0.867	ATTD1	0.762	0.873
					ATTD2	0.807	0.898
					ATTD3	0.800	0.895

### III.1.4 L'échelle de mesure de l'attachement

**Tableau (II.7) : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de l'attachement à la marque.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.854	P=0.000	63.239	3.794	0.883	ATT1	0.673	0.820
					ATT2	0.658	0.811
					ATT3	0.659	0.812
					ATT4	0.580	0.762
					ATT5	0.560	0.748
					ATT6	0.665	0.815

Les résultats de l'ACP mentionnés dans le tableau indiquent qu'un seul facteur a été extrait. Il assure d'expliquer 63.24 % de la variance totale. L'indice KMO et le test de Bartlett confirment l'adéquation des données à la factorisation. (l'indice KMO = 0.854 et le test de Bartlett donne  $p=0.000$ ).

La qualité de représentation de tous les items est bonne et tous les poids factoriels sont supérieurs à 0.5.

En ce qui concerne L'homogénéité de cette échelle, L'homogénéité de cette échelle est satisfaisante, car notre alpha est de 0.883, la fiabilité de l'échelle est de 85.1%, car

notre alpha est de 0.851, la fiabilité de l'échelle est de 88.3%. Nous conservons donc cette échelle en sa version originale.

### **III.1.5 L'échelle de mesure de la confiance**

L'analyse factorielle fait ressortir une structure en un seul facteur. L'indice KMO et le test de Bartlett montrent que le modèle factoriel est approprié (l'indice KMO = 0.874 et le test de Bartlett donne  $p=0.000$ ). L'ensemble des items de l'échelle de mesure de la confiance permettent d'expliquer 58.4 % de la variance totale. L'alpha de Cronbach est excellent il indique une bonne cohérence interne de l'échelle.

Les résultats de l'analyse factorielle indiquent également que la qualité de représentation des items 7 et 8 n'est pas satisfaisante. Nous réalisons donc une autre ACP sans l'item (TRU 7, TRU 8).

**Tableau (II.8) : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de la confiance.**

*Source : Sortie SPSS*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.874	P=0.000	58.399	4.672	0.897	TRU1	0.516	0.718
					TRU2	0.659	0.812
					TRU3	0.657	0.811
					TRU4	0.655	0.810
					TRU5	0.616	0.785
					TRU6	0.579	0.761
					TRU7	0.470	0.720
					TRU8	0.471	0.686

**Tableau (II.9 : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de la confiance.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.882	P=0.000	60.893	4.263	0.888	TRU1	0.577	0.759
					TRU2	0.684	0.827
					TRU3	0.710	0.842
					TRU4	0.713	0.844
					TRU5	0.596	0.772
					TRU6	0.580	0.761

Suite à la seconde ACP réalisée (voir tableau), une structure en un seul facteur a émergée. L'indice KMO et le test de Bartlett montrent que le modèle factoriel est approprié (l'indice KMO = 0.882 et le test de Bartlett donne  $p=0.000$ ). Le facteur explique 60.90 %

de la variance. La qualité de représentation de tous les items est bonne et tous les poids factoriels sont supérieurs à 0.5. L'alpha de Cronbach indique une bonne cohérence interne de l'échelle.

### **III.1.6 L'échelle de mesure de l'engagement**

L'analyse factorielle fait ressortir une structure en un seul facteur pour l'engagement. L'ensemble des items de l'échelle de mesure de l'engagement permettent d'expliquer 53.37% de l'information initiale. L'indice KMO et le test de Bartlett montrent que le modèle factoriel est approprié (l'indice KMO = 0.875 et le test de Bartlett est significatif). En ce qui concerne la cohérence interne de cette échelle, l'Alpha de Cronbach est très faible.

L'étude du tableau de qualité de représentation permettrait d'exclure de l'étude les items (COM1, COM2 et COM3) dont le coefficient de saturation est très faible, et qui seront par conséquent mal représentées par le facteur extrait. Nous réalisons donc une autre ACP sans les items (COM1, COM2 et COM3).

**Tableau (II.10) : Résultats de la seconde ACP de l'échelle de mesure de l'engagement. Source : Sortie SPSS.**

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.875	P=0.000	53.370	3.736	0.436	COM1	0.449	-0.670
					COM2	0.356	-0.596
					COM3	0.449	0.670
					COM4	0.607	0.779
					COM5	0.593	0.770
					COM6	0.675	0.822
					COM7	0.607	0.779

**Tableau (II.11) : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de l'engagement. Source : Sortie SPSS.**

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.799	P=0.000	66.948	2.678	0.834	COM4	0.634	0.796
					COM5	0.643	0.802
					COM6	0.722	0.850
					COM7	0.680	0.824

La seconde ACP réalisées indique qu'un seul facteur a été extrait. Il explique 66.95% de la variance. Les communautés et les poids factoriels des items sont élevés sup

0.5. En ce qui concerne la cohérence interne de cette échelle, l'Alpha de Cronbach est satisfaisant.

### **III.1.7 L'échelle de mesure de la fidélité**

Pour la variable « fidélité », Les valeurs de test de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) et des tests de sphéricité de Bartlett sont satisfaisantes (tableau 8.9). Notre Alpha Cronbach est de 0,789 : donc notre échelle est fiable avec une homogénéité de 78.9 %.

Les résultats de l'analyse factorielle indiquent qu'un seul facteur a été extrait. Il explique 58.89 % de la variance totale. Il indique également que la qualité de représentation de cinquième item n'est pas satisfaisante. Nous réalisons donc une autre ACP sans l'item 5 (LOY5).

**Tableau (II.12) : Résultats de la seconde ACP de l'échelle de mesure de la fidélité.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.815	P=0.000	58.892	2.945	0.789	LOY1	0.760	<b>0.872</b>
					LOY2	0.772	0.879
					LOY3	0.788	0.888
					LOY4	0.585	0.765
					LOY5	0.039	0.199

**Tableau (II.13) : Résultats de l'ACP de l'échelle de mesure de la fidélité.**

*Source : Sortie SPSS.*

Indice KMO	Test de Bartlett	Variance totale expliquée	Valeurs propres initiales	Alpha de Cronbach	Item	Qualités de représentation	Matrice des composantes Poids factoriels
0.815	P=0.000	72.955	2.918	0.876	LOY1	0.766	0.875
					LOY2	0.779	0.882
					LOY3	0.793	0.891
					LOY4	0.580	0.762

Les résultats de la seconde analyse factorielle indiquent, comme pour la première, une structure en un seul axe. Cet axes assurent plus de 72.95 % de la variance totale expliquée, et toutes les variables sont bien représentées sur cet axe.

L'indice KMO et le test de Bartlett montrent que le modèle factoriel est approprié. Les communautés et les poids factoriels des items sont élevés sup 0.5