

**L’EVALUATION DE LA THEORIE DU COMPORTEMENT PLANIFIE
PAR LA MODELISATION PAR EQUATIONS STRUCTURELLES
BASEE SUR LES MOINDRES CARRES PARTIELS (PLS) : LIGNES
DIRECTRICES**

**THE EVALUATION OF THE THEORY OF PLANNED BEHAVIOR VIA
STRUCTURAL EQUATIONS MODELING BASED ON THE PARTIAL
LEAST SQUARES METHOD: AN OVERVIEW**

Feriel HATTOU*

Maître assistante A, EHEC Alger, Algérie
f.hattou@hec.dz

Ali HAMMOUTENE

Professeur, EHEC Alger, Algérie
a.hammoutene@hec.dz

Emmanuel GRENIER

Professeur, NEOMA Business School-Reims, France
emmanuel.grenier@neoma-bs.fr

*Auteur correspondant

Reçu le 26 Mars-

Accepté le 25 Avril-

Publié en ligne le 11 Mai

Résumé :

La modélisation structurelle par les moindres carrés partiels (PLS) est une méthode d’analyse de données multivariées de deuxième génération qui reste très peu utilisée dans la recherche en marketing, elle présente pourtant des avantages qui pourraient contribuer à améliorer la recherche causale-prédictive. Cet article explique principalement dans quelles circonstances l’usage de cette méthode est recommandé et comment l’utiliser en l’appliquant à la théorie du comportement planifié qui est un modèle conceptuel ayant déjà démontré son utilité prédictive dans l’explication de divers comportements.

Mots clés : Théorie du comportement planifié, recherches marketing, modélisation par équations structurelles, l’approche des moindres carrés partiels.

Abstract:

Partial least squares (PLS) modeling is a second-generation method of multivariate data analysis that remains under utilized in marketing research, however, it has some potent advantages that could help to improve the causal-predictive research. This article aims to explain the conditions under which this method can be used and how to applying it to the theory of planned behavior which is a conceptual model that has already demonstrated its predictive utility in explaining consumer behavior.

Keywords:Theory of planned behavior, marketing research, structural equation modeling, Partial Least Squares (PLS).

1-Introduction :

Depuis les travaux de (Ajzen, 1985), la théorie du comportement planifié (TCP) a guidé les chercheurs dans leur quête de prédiction de divers comportements. La TCP offre un cadre conceptuel simple qui permet de mesurer les relations entre les attitudes, les normes subjectives, la perception du contrôle comportemental, l'intention et les comportements.

Selon cette théorie, lorsque l'individu développe une attitude favorable vis-à-vis d'un comportement donné, qu'il perçoit que les personnes qui comptent pour lui l'encouragent à adopter ce comportement (normes subjectives) et qu'il se sent capable de le réaliser (perception du contrôle comportemental), il développe une forte intention d'adopter ce comportement.

Cette théorie ayant démontré son utilité prédictive dans l'explication des comportements, nous avons choisi de l'utiliser comme exemple illustratif afin de présenter les lignes directrices permettant aux chercheurs, notamment dans le domaine du marketing, de mettre en application une méthode encore peu utilisée mais qui présente des avantages pouvant contribuer à une évaluation statistique performante et simplifiée des relations structurelles entre variables latentes¹ et variables manifestes². Pour ce faire, nous décrirons les différentes étapes relatives à l'évaluation de la Théorie du Comportement Planifié (TCP) via le logiciel Smart PLS 3³. L'approche PLS⁴ peut contribuer à une analyse causale-prédictive, y compris dans le contexte d'une recherche exploratoire, qui pourrait aider les chercheurs en marketing à réaliser des études performantes, ceci en s'affranchissant des contraintes qu'impose l'approche basée sur la covariance (LISREL⁵). En effet, l'approche PLS peut s'appliquer à des distributions qui s'écartent de la loi de Gauss ; elle requiert une taille d'échantillon et un nombre d'indicateurs par construit moins importants (Tenenhaus et al, 2005 : P48). Elle est également mieux adaptée pour estimer des modèles formatifs (Ridgon, 2016 : P600).

2- Evaluation de la TCP par la méthode PLS

L'approche PLS a été dès son développement présentée comme adaptée aux analyses causales prédictives dans des situations de forte complexité et d'information théorique faible (Sarstedt et al, 2016 : P4002). Elle est définie par deux ensembles d'équations linéaires : un modèle de mesure (interne) et un modèle structurel (externe). *Le modèle de mesure* lie les variables latentes aux variables de mesure, alors que *le modèle structurel* lie les variables latentes entre elles.

¹ Les termes construits, facteurs (construits explicatifs), variables latentes sont interchangeables.

² Les variables manifestes sont également appelées, variables observées, variables de mesure, indicateurs ou items du construit

³ Pour plus de détails sur l'utilisation du logiciel se référer à (Ken Kwong-Kay Wong, 2013)

⁴ PLS = Partial Least Squares

⁵ LISREL= LInear Structural RELationships

L'évaluation d'un modèle par la méthode PLS implique l'examen standardisé de trois éléments méthodologiques principaux (Fernandes, 2012 : P106) :

- Dans un premier temps, il est important de *déterminer la nature des relations entre les mesures et les construits*. Pour ce faire, les hypothèses de recherche sont traduites sous la forme d'un diagramme relationnel⁶ représentant des construits réflexifs et/ou formatifs.
- Par la suite, il faut évaluer le modèle de mesure, c'est-à-dire évaluer *la fiabilité et la validité des mesures*.
- Si l'évaluation du modèle de mesure est satisfaisante, il convient alors d'évaluer *le modèle structurel*. Il s'agit alors de tester d'abord la validité des liens supposés entre les variables latentes, c'est-à-dire *tester la validité des hypothèses*⁷ de recherches émises. Ensuite, le modèle structurel est évalué sur la base de la *pertinence prédictive* des variables latentes.

Dans l'exemple présenté, la théorie du comportement planifié suppose l'existence de liens entre les trois (3) variables latentes exogènes (explicatives) : l'attitude, les normes subjectives et la perception du contrôle comportemental et les deux variables latentes endogènes (à expliquer) : l'intention et le comportement (modèle structurel). Ces liens entre les construits endogènes et exogènes peuvent ainsi être traduits en quatre (4) hypothèses de recherche (schémas N°1) formulées comme suit :

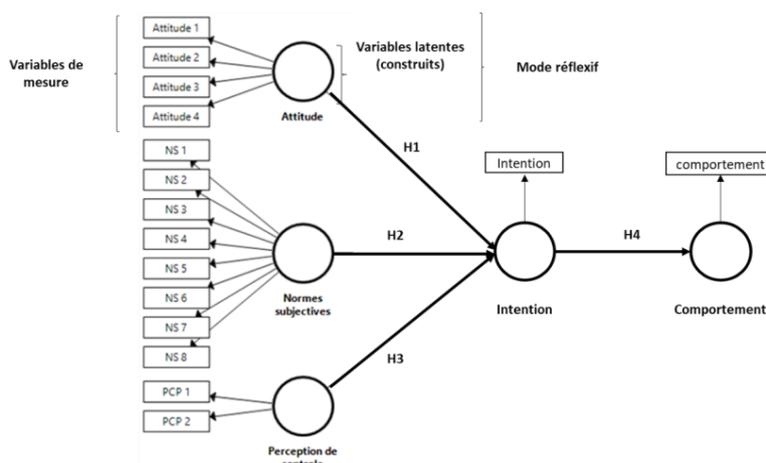
H1 : L'attitude influence positivement l'intention comportementale

H2 : Les normes subjectives influencent positivement l'intention comportementale

H3 : La perception du contrôle comportemental influence positivement l'intention comportementale

H4 : L'intention comportementale influence positivement l'adoption du comportement.

Schéma N°1 : Présentation de la théorie du comportement planifié



Source : Adapté par nos soins

Selon cette théorie, le sens de la causalité va de la variable latente (construit) vers les variables de mesure, elle présente ainsi un mode *exclusivement réflexif*. Chaque construit est

⁶ Le diagramme relationnel est également appelé diagramme de causalité ou diagramme de coefficient de direction.

⁷ Une hypothèse correspond à un lien (relation) entre une variable latente exogène et endogène.

ainsi lié à plusieurs ou une variable de mesure définie par la théorie. Par exemple, comme présenté dans la (schémas N°1), le construit « Attitude » est lié à quatre (4) variables de mesures, alors que l'intention est liée uniquement à une seule variable.

La méthode PLS permet ainsi de tester un modèle structurel sans souci de sous-estimation de ses paramètres lorsqu'un construit ne nécessite qu'un seul item de mesure (Diamantopoulos et al, 2012 : P435). L'intention peut alors être mesurée en évitant l'usage de plusieurs items « redondants » (ex. Tomasone et al, 2015) justifié uniquement par l'usage de la méthode basée sur la covariance, qui impose l'utilisation d'au moins trois (3) items.

2-1 Evaluation du modèle de mesure :

Dans une modélisation PLS, il est impératif de distinguer les construits formatifs des construits réflexifs car les deux modes nécessitent des méthodes d'évaluations distinctes (Hair et al, 2011 : P145). La TCP présente un mode exclusivement réflexif. Nous allons donc présenter uniquement les étapes permettant l'évaluation du modèle de mesure selon le mode réflexif, qui est réalisée sur la base de l'évaluation de la *fiabilité* de la *cohérence interne*, dans un premier temps, puis par l'évaluation de la *validité convergente* des mesures associées aux construits et la *validité discriminante*. Le (Tableau N°1) résume les différents indicateurs utilisés, leurs seuils et leurs interprétations.

La *fiabilité de la cohérence interne*⁸ peut être vérifiée par deux mesures : l'Alpha de Cronbach⁹ et la fiabilité composite¹⁰.

L'Alpha de Cronbach, indicateur le plus utilisé, notamment dans le cadre d'une modélisation par équations structurelles basée sur la covariance, est un référent permettant une comparaison avec les recherches antérieures (Hair et al, 2012 : P424). La fiabilité composite (Composite Reliability ou CR) permet de surmonter empiriquement certaines limites du coefficient alpha et assure une meilleure évaluation de la vraie fiabilité des échelles de mesure proposées (Peterson et Kim, 2013 : P194).

L'évaluation de la *validité* se fait en examinant deux types de validité : La *validité convergente* des mesures et la *validité discriminante*. L'évaluation de la *validité convergente*¹¹ repose sur l'examen des *corrélations* (ou *loadings*) des mesures avec leurs construits respectifs ou par la *variance moyenne partagée*¹² (Average Variance Extracted ou AVE).

Si les résultats obtenus indiquent des seuils satisfaisants (voir Tableau N° 1), cela indique une bonne corrélation entre les items et le construit et donc une bonne validité convergente. Si les indicateurs indiquent une mauvaise validité convergente indiqué par des contributions

⁸La cohérence interne aussi appelée : homogénéité, consistance ou fiabilité interne

⁹L'Alpha de Cronbach, permet de vérifier si chaque item présente une cohérence avec l'ensemble des autres items de l'échelle (Igalens & Roussel, 1998).

¹⁰La fiabilité composite (CR) prend en considération que les indicateurs ayant des « loadings » différents

¹¹Elle suppose qu'un ensemble de variables manifestes représentent un seul et même construit

¹²L'AVE représente la part de la variance totale due à une variable latente

factorielles ou une ($AVE < 0,5$), cela indique que la validité des variables de mesure et du construit doit être remise en cause. Il convient alors, en respectant la significativité théorique des items, de retirer ceux qui présentent une contribution factorielle ($< 0,5$) et/ou de réaliser une analyse en composantes principales (ACP) avec rotation Varimax afin d'épurer les échelles afin d'augmenter les liens entre les construits, ce qui permettra d'améliorer la validité convergente.

Tableau N° 1 : Critères d'évaluation du modèle de mesure

	Indicateurs	Seuils	Signification
Fiabilité (Tenenhaus, et al., 2005)	<i>Alpha de Cronbach</i>	$\geq 0,7$	Bonne fiabilité interne
	<i>Fiabilité composite</i>	$\geq 0,7$	
Validité convergente	<i>Contributions factorielles (loadings)</i> (Malhotra et al, 2007, p.654)	Si $\geq 0,5$	Bonne validité convergente
		Si $< 0,5$	Mauvaise validité convergente, les items doivent être retirés
	<i>AVE</i> (Malhotra et al, 2007, p.655)	$\geq 0,5$	Bonne validité convergente
Validité discriminante	<i>HTMT</i> (Voorhees et al, 2016)	$< 0,85$	Bonne validité discriminante

Source : Elaboré par nos soins

Afin d'évaluer la validité discriminante, la majorité des chercheurs en marketing s'appuient systématiquement sur le critère de Fornell-Larcker et sur les loading¹³ (Hair et al., 2012 : P423). Cependant, la « pertinence » de ces indicateurs à évaluer la validité discriminante a été remise en cause par plusieurs chercheurs, à l'instar de (Henseler et al, 2014 : PP192-195). Des indices alternatifs tel que le HTMT (hétéro-trait-mono-trait) ont ainsi vu le jour (Henseler et al, 2015 : P116). Cette nouvelle méthode dans ce sens a démontré sa supériorité par rapport au critère de Fornell-Larcker, notamment dans les recherches en marketing (Voorhees et al, 2016 : P124).

Si l'évaluation de la validité discriminante de notre modèle (TCP) par le critère HTMT sur Smart PLS 3 présente des valeurs toutes inférieures à 0,85 (Henseler et al, 2015 : P121), cela indique qu'au niveau empirique les échelles se distinguent les unes des autres, c'est-à-dire que chaque variable latente partage plus d'informations (de variance) avec ses mesures qu'avec n'importe quelle autre variable latente du modèle (Giannelloni et Vernet, 2015 : P576). Elles indiqueraient donc une bonne validité discriminante.

2-2 Evaluation du modèle structurel :

¹³ Pour plus de détails se référer à (Malhotra et al, 2007)

Une fois le modèle de mesure testé et confirmé, la deuxième étape consiste à évaluer le modèle structurel. Pour ce faire le chercheur doit dans un premier temps *tester la validité des hypothèses* de recherches émises. Il mesure alors la significativité des liens en calculant la valeur t et/ ou la valeur p. Pour ce faire, des méthodes de ré-échantillonnage comme le jackknife¹⁴ ou le bootstrap¹⁵ sont utilisées. La supériorité du bootstrap sur le jackknife a néanmoins été démontrée par de nombreux travaux (ex. Rodgers, 1999, Chin, 1998).

Dans le cadre du modèle illustratif présenté (la TCP), la significativité des coefficients pourrait être évaluée sur Smart PLS 3 par une procédure de bootstraps sur 500 échantillons comme recommandé par (Wong, 2013 : P6). Si le t de Student dépasse 1,96 ou si la valeur p est inférieure à 0,05, il s'agit d'un indicateur de significativité statistique des liens entre les construits latents. Les quatre hypothèses de recherche formulées pourraient être ainsi confirmées.

Une fois ces liens testés, le modèle structurel est évalué sur la base de la *pertinence prédictive* des variables latentes. Il convient alors d'analyser les coefficients de détermination (R^2), l'indicateur de Cohen (f^2) et le coefficient Q^2 de Stone-Geisser. Le (Tableau N°2) résume les indices, les seuils et leurs interprétations.

Le chercheur doit alors évaluer la *qualité prédictive* du modèle structurel. Il doit alors définir dans un premier temps les *valeurs de R^2* relatives aux construits endogènes. Dans le cas de la TCP nous devons donc estimer le R^2 relatif au construit « Intention » et le R^2 relatif au construit « Comportement ». Le R^2 permet de comprendre la contribution de chaque variable exogène à la prévision de la variable endogène (Ringle et al, 2014 : P67). Il convient néanmoins de prendre le R^2 ajusté comme référent car il prend en considération la complexité du modèle, la taille de l'échantillon et permet de comparer différents modèles ou encore de définir le *pouvoir explicatif* du modèle à travers différents ensembles de données (Henseler et al, 2016 : P11).

Le R^2 n'étant qu'une valeur informative de la prédiction du modèle. Il convient alors de se référer aux Q^2 de Stone Geisser et l'effet de taille de Cohen's (f^2) afin de mesurer la *pertinence prédictive du modèle*.

Le coefficient Q^2 de Stone-Geisser, aussi appelé indice de redondance en validation croisée, permet d'évaluer la *qualité de chaque équation structurelle*, il permet alors d'évaluer, indépendamment les uns des autres, la qualité de prédiction de chaque construit du modèle (Tenenhaus et al, 2005 : P174).

L'indicateur de Cohen (f^2) (Cohen, 1988) permet quant à lui de mesurer la *force de l'effet* observé d'une variable sur une autre. Il représente une grandeur statistique descriptive calculée à partir de données observées empiriquement afin de fournir un indice quantitatif de la *force*

¹⁴Le jackknife permet d'élaborer des échantillons en supprimant des observations dans l'échantillon d'origine. En général, on supprime une seule observation (Chin, 1998), puis, on recalcule chaque paramètre et les variations correspondantes

¹⁵Le bootstrap est une méthode de ré-échantillonnage avec remise. Le nombre de ré-échantillonnage est à déterminer. (Tenenhaus et al, 2005) conseillent un minimum de 100 ré-échantillonnages.

de la relation entre les variables et non une statistique inférentielle qui permettrait de conclure ou non si la relation observée dans les données existe bien dans la réalité. En ce sens, la taille de l'effet est complémentaire d'autres mesures statistiques telles que la valeur p ou un test t (Henseler et al, 2016 : P12).

Selon (Tenenhaus et al, 2005 : PP56-57), l'approche PLS n'a pas pour objectif, contrairement à d'autres méthodes d'équations structurelles (ex. LISREL), d'optimiser la qualité de l'ajustement du modèle. Ces auteurs ont toutefois développé un indice d'ajustement GoF (Goodness of fit) qu'ils ont présenté comme une solution opérationnelle, dans le sens où il s'agit d'un *indice de validation globale du modèle PLS*. Il s'agit de la moyenne géométrique de la moyenne des communautés et de la moyenne des R^2 ($GoF = \sqrt{AvE * R^2}$). Le GoF peut donc être utilisé afin de déterminer la *puissance de prédiction du modèle global* en prenant en considération les paramètres du modèle de mesure et du modèle structurel (Akter et al, 2011 : PP4-5).

Tableau N° 2 : Critères d'évaluation du modèle structurel

Evaluation du modèle structurel			
Test des hypothèses			
Indicateurs	Objectifs	Procédure Smart PLS 3	Seuils et Signification
Valeur t / Valeur p	Tester la significativité des liens existants entre les variables latentes endogènes et exogènes	Boostraping	Si $t > 1,96$ et/ou $p < 0,05$ il existe un lien significatif entre les variables
Evaluation du pouvoir prédictif			
Coefficient de détermination R^2	Définir le pouvoir explicatif du modèle	Boostraping	Chin, 1998 - $R^2 = 0,67 \rightarrow$ Fort pouvoir prédictif - $R^2 = 0,33 \rightarrow$ Pouvoir prédictif modéré - $R^2 = 0,19 \rightarrow$ Faible pouvoir prédictif
L'indicateur de Cohen f^2	Indique la force de la relation entre les variables		Cohen, 1988 - $f^2 = 0,35 \rightarrow$ Relation importante - $f^2 = 0,15 \rightarrow$ Relation moyenne - $f^2 = 0,02 \rightarrow$ Relation faible

<i>Q² de Stone Geisser</i>	Evaluer la qualité de prédiction de chaque construit	Blindfolding	Hair et al, 2014 Q ² > 0 indique que le modèle présente une prédictivité pertinente
			Tenenhaus, 1999 -Si le Q ² positif → le modèle présente une validité prédictive -Si Q ² négatif → absence de validité prédictive.
Evaluation de la qualité prédictive			
<i>GoF (Goodness-of-fit)</i>	Puissance de prédiction du modèle global		Wetzel et al, 2009¹⁶ -GoF _{petit} =0,10 -GoF _{moyen} =0,25 -GoF _{Large} =0,36

Source : Elaboré par nos soins

3- Conclusion :

En présentant dans l'article les différentes étapes à suivre pour l'évaluation d'un modèle structurel par l'approche PLS, de manière simple et illustrée par *la Théorie du Comportement Planifié*, nous espérons encourager son utilisation par les chercheurs en marketing, qu'ils soient débutants ou ayant des connaissances confirmées en statistiques.

Cette approche alternative à la modélisation par équations structurelles basée sur la covariance (LISREL) présente divers avantages qui peuvent permettre aux chercheurs en marketing de *visualiser* les liens entre des variables latentes exogènes et endogènes de modèles qui peuvent être complexes, avec des construits formatifs et/ou réflexifs, ceci sans contrainte de normalité des données. Ainsi cette approche peut contribuer, par exemple, à identifier et hiérarchiser les déterminants d'un comportement et permettre, de ce fait, aux marketeurs de mieux répondre aux besoins de leurs clients.

Bibliographie:

1. AJZENI., "From intentions to actions: a theory of planned behavior", in Kuhl, J. and Beckmann, J. (Eds), *Action-control: From Cognition to Behavior*, Springer, Heidelberg, 1985, pp.11-39.
2. AKTER S., D'AMBRA J. ET RAY P., « An evaluation of PLS based complex models: the roles of power analysis, predictive relevance and GoF index », Proceedings of the 17th Americas Conference on Information Systems, 2011, pp. 1-7.
3. CHIN W W., "The partial least squares approach to structural equation modelling". In Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, NJ, 1998, 295–336.

¹⁶Afin de calculer les seuils du GoF, (Wetzel et al, 2009) ont utilisé la valeur minimale de communalité (0,5) suggérée par (Fornel et Lacker, 1981) et les différentes tailles de R² suggérés par (Cohen, 1988)

4. COHEN J., “*Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*”, In Lawrence Erlbaum Associates Publisher, 1988, pp.295-336.
5. DIAMANTOPOULOS A., SARSTEDT M., FUCHS C., WILCZYNSKI P., et KAISER S., “*Guidelines for choosing between multi-item and single-item scales for construct measurement: a predictive validity perspective*”, In Journal of the Academy of Marketing Science, 40(3), 2012, pp.434-449.
6. FERNANDES V., « *En quoi l'approche PLS est-elle une méthode a (re)-découvrir pour les chercheurs en management ?* », In *M@n@gement*, 1 (15), 2012, pp.102-123.
7. GIANNELLONI J.-L. ET VERNETTE E., *Etudes de marché*, 4^{ème} édition, éd Vuibert, Paris, 2015.
8. HAIR J. F., HULT G T M., RINGLE C M. et SARSTEDT M., “*A Primer on Partial Least Squares Structural Equations Modeling (PLS-SEM)*”, In SAGE Publications, Los Angeles, CA, 2014.
9. HAIR J F., SARSTEDT M., RINGLE C.M., ET MENA J. A., “*An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research*”. Journal of the Academy of Marketing Science, 40(3), 2012, pp.414–433.
10. HAIR J F., RINGLE C M., ET SARSTEDT, M., “*PLS-SEM: Indeed a silver bullet*”, In Journal of Marketing Theory and Practice, 19(2), 2011, pp.139–152.
11. HENSELER J., HUBONA, G S. et RAY, PA., “*Using PLS path modeling in new technology research: Updated guidelines*”, In Industrial Management & Data Systems, 116(1), 2016, pp.1–19.
12. HENSELER J., RINGLE C M. ET SARSTEDT M.,. “*A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling*”, In Journal of the Academic Marketing Science, n°43, 2015, pp.115–135.
13. HENSELER J., DIJKSTRA T K., SARSTEDT M., RINGLE C M., DIAMANTOPOULOS A., STRAUB D W. et CALANTONE R. J., “*Common beliefs and reality about partial least squares: Comments on Rönkkö&Evermann (2013)*”, In Organizational Research Methods, 17(2), 2014, pp.182–209.
14. IGALENS J. et ROUSSEL, P., *Méthodes de recherche en gestion des ressources humaines*, Economica, Paris, 1998.
15. MALHOTRA N., DECAUDIN, J M. ET BOUGUERRA A., *Etudes marketing avec SPSS*, 5^{ème} édition, Ed Pearson Education, Paris, 2007.
16. PETERSON R A. et KIM, Y., “*On the Relationship Between Coefficient Alpha and Composite Reliability*”, In Journal of Applied Psychology, 98(1), 2013, pp.381-391.
17. RIGDON E E., “*Choosing PLS path modeling as analytical method in European management research: A realist perspective*”, In European Management Journal, n°34, 2016, pp.598-605.
18. RINGLE C., BIDO D. et DA SILVA D., “*Structural equation modelling with SMARTPLS*”. In Brazilian Journal of marketing, 13(2), 2014, pp.57-73.
19. RODGERS J L., “*The Bootstrap, the Jackknife, and the Randomization Test: A Sampling Taxonomy*”, In Multivariate Behavioral Research, 34(4), 1999, pp.441-456.
20. SARSTEDT M., HAIR J F., RINGLE C M., THIELE K O., ET GUDERGAN, S P., “*Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies!*”, In Journal of Business Research, n°69, 2016, pp.3998–4010.
21. TENENHAUS M., VINZI V E., CHATELIN Y M., et LAUROB C., « *PLS path modeling* », In Computational Statistics & Data Analysis, 48, 2005, pp.159-205.
22. TENENHAUS M., « *L'approche PLS* », In Revue de Statistique Appliquée, 47(2), 1999, 5-40.

23. TOMASONE J R., MEIKLE N. et BRAY S R., “*Intentions and Trait Self-control Predict Fruit and Vegetable Consumption During the Transition to First-Year University*”, In Journal of American College Health, 63(3), 2015, pp.172-179.
24. VOORHEES C., BRADY M., CALANTONE R., et RAMIREZ E., “*Discriminant validity testing in marketing: an analysis, causes for concern, and proposed remedies*”, In Journal of the Academy of Marketing Science, 44 (1), 2016, pp.119-134.
25. WETZEL M., ODEKERKEN-SCHRÖDER G. et VAN OPPEN C., “*Using PLS path modeling for assessing hierarchical Construct models: guidelines and empirical illustration*”, In MIS Quarterly, 33(1), 2009, pp.177-195.
26. Wong KKK., “*Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Techniques Using SmartPLS*”, In Marketing Bulletin, n°24, 2013, pp.1-32.