
Une Comparaison entre trois des Principales Approches d'Equations Structurelles

Article de Recherche /Araştırma Makalesi

Aslı Gül ÖNCEL^a, Mariem KHADHRAOUI^b

RESUME

Au fil des ans, la recherche scientifique s'est sophistiquée et ne vise plus la simple vérification d'une relation entre deux variables mais vise plutôt l'examen d'un ensemble de relations entre plusieurs variables. C'est pourquoi les méthodes statistiques se sont également adaptées. L'objectif de cette recherche est de présenter des techniques d'analyse multivariée, dérivées de la régression multiple qui combinent de diverses statistiques pour rendre compte d'un ensemble d'interrelations simultanées, améliorant ainsi la capacité des chercheurs à expliquer des phénomènes; il s'agit de moindres carrés partiels- PLS (Partial Least Square), d'analyse des structures de moment- AMOS (Analysis of Moment Structures) et de système de modélisation d'équations structurelles- LISREL (Linear Structural Relationships). Ces deux derniers se basent sur l'analyse de Covariance. Cet article présente trois des principales approches ainsi que leurs avantages et inconvénients. PLS conviendrait mieux à la recherche exploratoire alors que LISREL et AMOS seraient plus préférables pour la recherche confirmatoire. Le lecteur trouvera les principales différences entre trois approches, leur avantages et aussi bien leurs inconvénients en fonction des objectifs poursuivis de la quantité de données et d'autres facteurs tels que mentionnés dans la documentation scientifique. Ajoutons que chacune des incarnations logicielles supportant ces méthodes évoluent rapidement.

Mots-clés : Equation structurelle ; PLS ; LISREL ; AMOS

1. INTRODUCTION

De nos jours, les chercheurs utilisent des statistiques plus élaborées pour analyser leurs données et éclairer les interrelations entre celles-ci. Parfois nommée comme la modélisation causale, l'analyse des structures de covariance ou l'analyse causale, la modélisation d'équations simultanées- SEM (structural equation modeling) s'est dominée dans la recherche académique. La SEM repose sur les capacités de l'analyse factorielle de la régression multiple ainsi que de la corrélation canonique. L'intérêt de cette méthode est de mettre en lumière les variables latentes d'un modèle et les relations entre celles-ci qu'elles soient indépendantes et dépendantes, permettant de prédire certaines variables à partir d'autres variables.

La technique SEM permet aux chercheurs d'évaluer la valeur globale d'un modèle théorique par rapports à des données et d'évaluer la contribution de chaque variable indépendante à chacune des variables dépendantes. Comme les phénomènes sous étude sont généralement complexes, la SEM est une méthode qui s'impose pour étudier simultanément l'ensemble du modèle. La manipulation des SEM repose sur un code graphique pour représenter les divers éléments réunis en un diagramme. Ainsi on trouve souvent des carrés ou des rectangles pour identifier les variables mesurées par opposition aux variables latentes, que l'on retrouve dans des cercles. Les relations entre les variables sont identifiées par des lignes simples en absence de connaissance sur la direction de la relation qui les lie et par des flèches dans le cas contraire. La ou les pointes permettent de distinguer les variables indépendantes des variables dépendantes. L'expression modélisation par équation structurelle (SEM) recouvre une batterie d'outils. Cette technique doit beaucoup aux travaux de Charles Spearman (1904), puisqu'elle repose principalement sur l'analyse factorielle. Quelques années plus tard, le

^aAuteure Correspondante, Université Galatasaray, ORCID : 0000-0001-8740-7361, aoncel@gsu.edu.tr

^bUniversité du Québec à Montréal, ORCID : 0000-0001-6517-0084, mariemkhadhraoui@yahoo.fr

bio généticien Sewell Wright (1921, 1934) développe les bases de l'analyse de chemin. Wright a montré comment les covariances observées peuvent être liées à des paramètres d'effets directs et indirects entre un ensemble de variables observées. Ce faisant, il a montré comment ces effets pouvaient être estimés à partir des données de l'échantillon. Wright a également inventé les diagrammes de chemin ou représentation graphique des hypothèses causales, qui sont encore utilisés aujourd'hui. La technique d'analyse de trajectoire a ensuite été introduite dans la sociologie et dans d'autres sciences du comportement par de divers auteurs tels que H. B. Blalock (1961) et O. D. Duncan (1966) (voir Wolfle, 2003).

Les approches de mesure (analyse factorielle) et structurelle (analyse de trajectoire) ont été principalement intégrées aux travaux de trois auteurs au début des années 1970 (K. G. Jöreskog, J. K. Keesling et D. Wiley) et ont été placées dans un cadre appelé ' le modèle JWK par Bentler (1980)'. L'un des premiers programmes informatiques développés pour analyser des modèles structurés sur le cadre JWK - maintenant appelé SEM - était LISREL, développé dans les années 1970 par K. G. Jöreskog et D. Sörbom. La première version accessible au public pour les ordinateurs centraux, LISREL III, a été publiée en 1974 et a été mise à jour à plusieurs reprises depuis.

Au cours des quarante dernières années, ces techniques ont considérablement progressé en profitant de l'accroissement phénoménal des capacités de calcul informatique et de la démocratisation de l'accès à l'ordinateur. Les chercheurs de plusieurs disciplines ont vite reconnu leur capacité à les aider dans l'interprétation de phénomènes complexes pour lesquels les relations bivariées étaient incapables de témoigner de la complexité. C'est ainsi que leur succès s'est étendu à de divers domaines : la biologie, la psychologie, la sociologie et bien sûr la gestion. C'est ce que Kline Rex, B. explique dans son livre (Kline Rex.,B. 2019):

“Les exemples de cette époque incluent des études sur les modèles de variables latentes de développement et de changement au fil du temps (Duncan et al., 1999) et l'estimation des effets curvilignes et interactifs des variables latentes (Schumaker et Marcoulides, 1998). Les méthodes développées par Muthen (1984) pour les données ordinales ont encore étendu les applications SEM. Un autre grand développement a été connu avec la rencontre des techniques SEM avec la modélisation multiniveaux (Muthen, 1994).”

La modélisation par équation structurelle (SEM) est un outil d'analyse de données très important. Selon Qiu et Qi (2020), SEM a deux méthodes de modélisation qui sont la LISREL ; méthode de modélisation basée sur la structure de covariance et la PLS, la méthode de modélisation de chemin basée sur les moindres carrés partiels. Toutefois, Naes et al. (2020) soulignent que ces deux méthodes de modélisation par équations structurelles reposent sur des philosophies différentes. Quand l'objet de la méthode LISREL est d'estimer les paramètres dans une matrice de covariance complète par la méthodologie des moindres carrés généralisés ou le maximum de vraisemblance, tandis que, PLS dépend d'une approche algorithmique pour se concentrer sur la maximisation des covariances des variables latentes. De plus, PLS et LISREL ont des caractéristiques différentes. Qiu et Qi (2020) soulignent que ces deux méthodes de modélisation sont différentes en termes d'objectifs de modélisation, d'hypothèses de distribution et de principes de modélisation. D'autre part, Fairuzzahira et al. (2020) soulignent la similitude de PLS et LISREL. Ils notent que la similitude des résultats dans PLS et LISREL est plus importante que la différence.

Nous essayons de détailler dans cette recherche la similitude et les différences entre PLS, LISREL et AMOS. Dans la partie suivante, nous allons d'abord se focaliser sur les différentes approches de l'analyse SEM. Ensuite, nous allons faire des comparaisons entre les logiciels et les approches concernés.

2. REVUE DE LITTÉRATURE POUR LA COMPARAISON DES APPROCHES

Il y a deux approches distinctes dans l'analyse SEM (figure 1). Elles sont :

1. Analyse de Covariance,
2. Moindres carrés partiels (PLS).

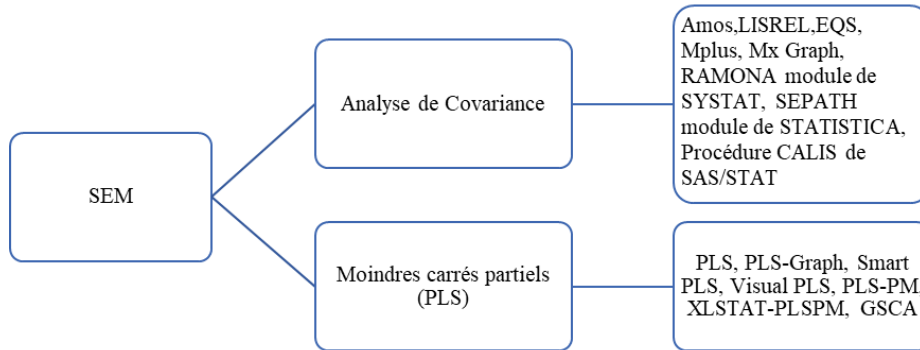


Figure 1. Types des approches de SEM

Malik (2020) considère que les outils d'analyse de données tels que SMART PLS (Partial Least Squares), LISREL (Linear Structural Relationships) et AMOS (Analysis of Moment Structures) sont les plus largement utilisés. Dans les parties suivantes de cette revue de littérature, nous allons faire des comparaisons entre certaines de ces approches ou modèle. On va ensuite parler aussi de la comparaison avec la regression dans ce contexte.

2.1. Comparaison de LISREL et PLS

En effet, LISREL et PLS sont tous les deux basés sur la modélisation d'équations structurelles. Mais ils sont très différents dans leurs approches d'estimation et leurs objectifs. LISREL a été inventé par Joreskog et Sorbom (1981). Elle est définie comme une technique de modélisation d'équations structurelles à base de composants. C'est « un système de mesure qui peut fournir une vue d'ensemble des variables et des dimensions. Il peut être utilisé pour résoudre un problème à partir des résultats de mesure de variables et d'indicateurs » (Adila et al., 2020). Hasanabadizadeh et al. (2019) décrivent LISREL comme un modèle d'équation structurelle de première génération. Ils le considèrent comme un modèle de mesure (relations entre variables latentes et variables de l'observateur) au lieu d'un modèle structurel (relations entre variables latentes).

Selon Idowu et al. (2020), LISREL est défini comme l'un des outils statistiques les plus largement utilisés pour la modélisation d'équations structurelles qui teste l'hypothèse de recherche. Les auteurs soulignent sa flexibilité et son aptitude à prédire l'effet de la variable latente dans un modèle de recherche particulier.

Par ailleurs, les résultats de Nam et al. (2018) soulignent que LISREL a le pouvoir explicatif le plus élevé des variables dépendantes par rapport aux autres outils analytiques.

LISREL est également considéré comme la technique de modélisation causale la plus connue (Hulland, 1999). Cependant, l'auteur le considère comme mal adapté pour traiter de petits échantillons de données car il peut conduire à des solutions non-unicques ou impropres.

Pour éviter ces limitations, une approche alternative de modélisation causale a été développée par Wold (1982). Il est connu sous le nom de Partial Least Squares (PLS) et il a été publié dix ans après LISREL. Selon Hasanabadizadeh et al. (2019), "malgré l'importance de LISREL, PLS a été développé pour la modélisation d'équations structurelles de deuxième génération".

En effet, plusieurs chercheurs développent une comparaison entre PLS et LISREL. Par exemple, Hmimou (2021) note que LISREL est basé sur l'hypothèse que la matrice de covariance des variables observées peut être reproduite par les paramètres du modèle. Alors que PLS est basé sur les variances afin d'estimer les scores normalisés des variables latentes. Ensuite, ces scores sont utilisés pour estimer les paramètres causaux entre les variables du modèle.

En effet, PLS est une méthode d'analyse de données qui permet l'estimation simultanée du modèle de mesure et du modèle structurel. C'est une méthode alternative d'analyse SEM. Romano et al. (2019) comparent les deux approches et considèrent que PLS et LISREL ont des propriétés différentes concernant le traitement des données colinéaires, la convergence et l'identification. Le choix de l'une de ces deux techniques de modélisation causale est déterminé par les propriétés des données.

Par exemple, le choix de PLS plutôt que de LISREL peut s'expliquer par la petite taille de l'échantillon. Selon Hasanabadizadeh et al. (2019), PLS "peut être utilisé pour des échantillons de petite taille en utilisant des variables qui ne sont normalement pas utilisées". Les auteurs ajoutent que Smart PLS détermine, simultanément, les influences de chemin directes et indirectes parmi toutes les variables latentes d'un modèle. De plus, "PLS a l'avantage de ne pas avoir de contrainte sur la distribution normale ainsi qu'une interface utilisateur graphique".

Contrairement à LISREL, PLS utilise une procédure d'estimation des moindres carrés qui permet la flexibilité de représenter les constructions latentes réflexives et formatives, tout en imposant des exigences minimales sur les échelles de mesure, la taille de l'échantillon et les hypothèses de distribution. Par conséquent, PLS est connu pour être puissant "lorsqu'il est appliqué pour estimer des modèles complexes avec des tailles d'échantillon limitées".

Pour décrire la différence entre LISREL et PLS, Chau (1997), note que LISREL utilise une analyse de structure de covariance et estime les paramètres du modèle en reproduisant la matrice de corrélation ou la covariance observée en utilisant, dans la plupart des cas, le maximum de vraisemblance. Les principales mesures utilisées par LISREL sont des mesures de qualité d'ajustement qui évaluent dans quelle mesure le modèle hypothétique correspond aux données observées. Cependant, PLS est basé sur l'estimation des moindres carrés avec l'objectif principal de maximiser l'explication de la variance dans les constructions dépendantes d'un modèle d'équation structurelle.

Selon Fornell et Bookstein (1982), les chercheurs s'appuient presque exclusivement sur LISREL pour estimer les paramètres dans les applications marketing des modèles d'équations structurelles avec des variables non-observables. Les auteurs mettent en évidence deux problèmes liés à ce logiciel, à savoir l'incapacité fréquente des données marketing à répondre aux exigences d'estimation du maximum de vraisemblance et l'apparition fréquente de solutions inappropriées dans la modélisation LISREL. Ils suggèrent que l'utilisation des moindres carrés partiels (PLS) peut résoudre ces deux problèmes.

Nam et al. (2018) ajoutent que "la méthode d'analyse PLS est relativement intransigeante en termes de taille d'échantillon et de distribution résiduelle par rapport à AMOS et LISREL, et l'évaluation du modèle structurel théorique et l'évaluation du modèle de mesure en même temps".

De plus, Chin (1995) note que la supériorité de LISREL sur PLS pour des raisons statistiques est controversée et dépend du point de vue des chercheurs. Il souligne

que PLS a de meilleures propriétés d'échantillonnage statistique par rapport à LISREL. L'auteur explique qu'en raison de la nature de l'algorithme PLS, les estimations du score de construit sont biaisées et ne sont cohérentes que dans ces conditions : une communauté élevée, un nombre approprié d'indicateurs par construit et une taille d'échantillon croissante. Cependant, parce que PLS est une procédure d'estimation d'informations limitées, une taille d'échantillon appropriée est beaucoup plus petite que celle nécessaire pour une procédure d'information complète telle que LISREL.

Tenenhaus et al. (2004) confirment que la taille de l'échantillon est un point important qui détermine l'utilisation de LISREL ou PLS. En effet, LISREL produit des estimations de chemin plus élevées et plus précises pour les tailles d'effet grandes et moyennes à des tailles d'échantillon de 90 et plus, tandis que PLS produit généralement des estimations légèrement supérieures à la régression.

De même, Goodhue et al. (2006) estiment que, lorsque la taille de l'échantillon est petite, la PLS s'avère plus appropriée que d'autres techniques telles que LISREL et la régression multiple. L'auteur souligne que PLS ne nécessite qu'une taille d'échantillon de 10 fois les relations les plus complexes au sein d'un modèle de recherche. Certains chercheurs justifient également l'utilisation de la "règle des 5 fois" dans PLS. De plus, PLS est moins susceptible de produire des solutions inexacts que LISREL à petite taille d'échantillon.

De plus, Chin (1995) souligne que PLS est plus pratique que LISREL. Il explique que, sur le plan informatique, PLS est plus efficace que LISREL car une analyse des composants est plus rapide qu'une analyse du facteur de vraisemblance maximale. En effet, de grands modèles avec de nombreux indicateurs et facteurs peuvent être estimés en quelques minutes avec PLS. En revanche, le temps d'estimation LISREL augmente considérablement lorsque le nombre d'indicateurs augmente.

Dans le même cadre, Hulland (1999) considère la supériorité de PLS sur LISREL. Il note que LISREL, comme d'autres approches de modélisation d'analyse de structure de covariance, implique des procédures d'estimation de paramètres qui cherchent à reproduire la matrice de covariance observée. Cependant, l'objectif principal de PLS est la minimisation de l'erreur et la maximisation de la variance expliquées dans les construits endogènes.

Pantai (2012) confirme la supériorité de PLS sur LISREL. Il considère PLS comme l'approche statistique la plus appropriée car elle exclut les conditions requises par LISREL, à savoir la non-normalité et la petite taille de l'échantillon. Ainsi, PLS est capable de modéliser les construits latents dans des conditions de non-normalité et de petite taille d'échantillon.

En revanche, d'autres chercheurs préfèrent utiliser LISREL. Par exemple, Bacon (1999) considère LISREL comme le logiciel le plus couramment utilisé pour ajuster les modèles de structure de covariance. L'auteur souligne que la spécification LISREL étend l'analyse factorielle du maximum de vraisemblance en la combinant avec l'analyse de chemin.

En outre, Fornell et Bookstein (1982) notent que LISREL est mieux ancré que PLS dans la théorie statistique et psychométrique traditionnelle. De plus, LISREL est généralement considéré comme supérieur à PLS sur des bases mathématiques. Chin (1995) renvoie ce point au fait que LISREL est un « modèle basé sur la population » pour les estimations de chemin structurel et l'estimation des chargements. En effet, Chin (1995) réfère la supériorité de LISREL sur PLS à la capacité d'estimer des paramètres des paramètres de population sous-jacents. Il explique qu'en cas de connaissances théoriques faibles, une estimation conservatrice des trajectoires structurelles d'un modèle est plus appropriée. Lorsque des chemins structurels non-significatifs sont suggérés, les estimations PLS pour des modèles mal spécifiés, ne sont pas aussi importantes que les estimations LISREL équivalentes.

En outre, Chau (1997) compare entre PLS et LISREL et conclut que ; en termes d'hypothèses requises pour les deux techniques, PLS est moins restrictif que LISREL. Et l'utilisation de LISREL dépend de solides connaissances théoriques, de distributions normales multivariées, d'échelles d'intervalle et de grandes tailles d'échantillons, tandis que PLS ne dépend pas de ces conditions.

De plus, Fornell et Bookstein (1982) notent que sous certaines spécifications du modèle, les deux approches produisent les mêmes résultats statistiques. Ils développent une comparaison profonde entre PLS et LISREL. Pour eux, le choix entre ces deux approches de modélisation par équations structurelles n'est ni arbitraire ni simple. Les auteurs notent que les deux modèles appartiennent à la même classe de modèles d'équations structurelles avec des variables non-observables et une erreur de mesure, mais ils ont des structures et des objectifs différents. Les auteurs résument la différence entre LISREL et PLS en ces points:

- LISREL vise à rendre compte des covariances observées, tandis que PLS tente d'expliquer les variances (des variables observées et/ou non-observées).
- LISREL garantit une précision statistique dans le cadre d'hypothèses strictes ; PLS offre une efficacité des paramètres pour la simplicité, la précision des prévisions et moins d'hypothèses.
- LISREL et PLS traitent les résidus de mesure, mais de façon différente. PLS filtre la variance inexacte de la partie structurelle du modèle tandis que LISREL combine l'erreur de mesure et la variance spécifique en une seule estimation et régule l'atténuation.
- LISREL dépend de grands échantillons pour produire une estimation précise et de peu de variables et de constructions pour la convergence, cependant, PLS peut être utilisé avec de petits échantillons dans l'estimation ainsi que dans les tests et se révèle pertinent même avec de grands modèles avec de nombreuses constructions et variables.

2.2. Comparaison entre AMOS et PLS

L'analyse des structures de moment (AMOS) s'agit d'une analyse de structure de covariance basée sur le maximum de vraisemblance estimation. L'autre, PLS est basé sur l'analyse des moindres carrés partiels. Comme précisé par Wang et al. (2017), la méthode AMOS doit être combinée avec une analyse factorielle et une analyse de régression multiple nécessitant l'estimation synchrone du modèle de mesure et du modèle structurel, ainsi que l'optimisation de l'estimation des paramètres. La méthode PLS est orientée vers une prévision et particulièrement adaptée pour la recherche exploratoire et explicative. De plus, PLS fournit trois poids internes de chemin, facteur et centroïde, qui peuvent être utilisés pour le traitement manquant, la configuration du nombre d'itérations et de précision. Ils montrent dans le Tableau 1, les différences entre AMOS et PLS. D'après ce tableau, on peut bien voir qu'il y a une distinction de dix éléments : ‘‘Objectif, Méthode d'opération, Variables latentes, Relations entre les variables latentes et les variables manifestes, Inférences, Échantillons, Identification du modèle, Estimation des paramètres, Vérification de la saillance et base théorique’’.

Tableau 1. Les différences entre AMOS et PLS

Éléments	AMOS	PLS
Objectif	Estimation des paramètres	Prévision
Méthode d'opération	Covariance	Variance
Variabes latentes	Toutes les variables manifestes sont utilisées lorsque les variables latentes sont estimées	La variable latente est la combinaison linéaire des variables manifestes
Relations entre les variables latentes et les variables manifestes	Il ne peut être utilisé que des indicateurs réfléchitifs	Indicateurs réfléchissants et formatifs peut être utilisé
Inférences	Optimisation de l'estimation des paramètres	Maximisation de la capacité de prévision
Échantillons	300-500	30-100
Identification du modèle	Une variable latente nécessite plus de trois variables manifestes	Tant qu'il s'agit d'un chemin itinérant
Estimation des paramètres	Normalisation et non-normalisation	Valeurs estimées normalisées
Vérification de la saillance	Tous les paramètres estimés	
Base théorique	Soutenir la vérification de la recherche avec base théorique suffisante	Recherche exploratoire et explicative sans base théorique suffisante

2.3. Comparaison entre PLS et LISREL

Une autre comparaison se fait sur le tableau 2 entre PLS ET LISREL par Amt et al, 2008. Le but de ce papier est d'identifier et de systématiser les informations les plus importantes avant de développer un cadre approprié pour évaluer la stratégie. Ensuite, les informations sont rendues évaluables sous une forme standardisée. La contribution du travail de Amt et al. est un cadre pour l'analyse stratégique de l'environnement de l'entreprise qui inclut les forces internes ainsi que les opportunités externes et menaces de manière simple et standardisée. Ils font la distinction des deux approches par cinq caractéristiques que l'on peut voir sur le tableau ci-dessous : Méthode utilisée, Taille de l'échantillon, Hypothèses de distribution, Cohérence de l'évaluateur, Valeurs dépourvu de sens et Les critères de test applicable.

Tableau 2. Comparaison des approches PLS et LISREL

Caractéristiques	PLS	LISREL
Méthode utilisée	Basée sur la variance	Basée sur la covariance
Taille de l'échantillon	Des petits échantillons par rapport à LISREL	Modèle dépendant mais généralement plus grand que 200
Hypothèses de distribution	Pas de distribution explicite requise	Répartition multi-normale
Cohérence de l'évaluation	Cohérent si le nombre des cas et des indicateurs sont de niveau élevé	Consistant
Valeurs dépourvu de sens	Ne peut pas se produire	Peut se produire
Critères de test applicable	Seuls les critères d'évaluation partiels en ce qui concerne la capacité de prédire	Critère de notations globales et tests de signification

2.4. Comparaison de la Modélisation de PLS et CB-SEM(LISREL)

Hair et al. (2016) réalise la comparaison de CB-SEM (Covariance-based SEM, LISREL) qui a le but objective de reproduire le matrice théorique de covariance sans se focaliser sur la variance expliquée avec PLS-SEM (Partial Least Square SEM) à son coté, qui a le but objective de maximiser la variance expliquée des variables dépendantes.

Dans le tableau 3, on voit la comparaison de PLS avec LISREL. Il utilise neuf critères : Objective, Hypothèses de distribution, Taille d'échantillon requise, Complexité du modèle, Estimations des paramètres, Indicateurs par construit, Tests statistiques pour les estimations de paramètres, Modèle de mesure et Les mesures de Goodness-of-fit.

Tableau 3. La Comparaison de PLS et LISREL au niveau de la modélisation

Critères	Modélisation de PLS (Variance-Based)	Modélisation de CB (Covariance-Based) LISREL
Objective	Prédiction orienté	Paramètre Orienté
Hypothèses de distribution	Non-paramétrique	Distribution normale (paramétrique)
Taille d'échantillon requise	Petit (min 30-100)	Élevé (min. 100-800)
Complexité du modèle	Modèles larges OK	Problématique des modèles larges (Variables d'indicateur 50+)
Estimations des paramètres	Biais potentiels	Stable, si les hypothèses sont satisfaites
Indicateurs par construit	Un-Deux OK Un grand nombre OK	Typiquement minimum 3-4 pour répondre aux exigences d'identification
Tests statistiques pour les estimations de paramètres	L'inférence nécessite Jackknifing ou Bootstrapping	Les hypothèses doivent être respectées
Modèle de mesure	Indicateurs formative ou Réflective OK	Généralement uniquement des indicateurs réfléchissants
Les mesures de Goodness-of-fit	Aucun	Plusieurs

2.5. Comparaison de PLS et LISREL au niveau des paramètres d'échantillon utilisés

Goodhue et al. (2012) dans leur article font des comparaisons entre PLS et CB-SEM (LISREL). Le tableau 4 montre plusieurs paramètres clés utilisés dans ces deux techniques statistiques et s'ils sont prédéfinis : "estimé ou non-utilisé".

Tableau 4. Paramètres d'Echantillon Utilisés dans les Techniques d'Analyse Statistique

	PLS (PLS-GRAPHE)	CB-SEM (LISREL)
Valeurs de chemin	estimé	estimé
Variances de chemin	estimé	estimé
Poids de l'indicateur	estimé	n'est pas applicable
Indicateur de chargement	estimé	estimé
Indicateur de la variance de l'erreur	souvent standardisé	souvent standardisé
Indicateur des Covariances de l'erreur	Supposé nul	peut être estimé ou prédéfini
Corrélations de construction exogènes	estimé	peut être estimé ou prédéfini

2.6. Comparaison de PLS et LISREL au niveau des options de configuration

Le tableau 5 montre les principales options qu'un chercheur doit envisager en termes de configuration des données et des deux techniques statistiques.

Tableau 5. Options de configuration pour les techniques d'analyse statistique

	PLS (PLS-Graphe)	CB-SEM (LISREL)
1. Forme des données d'entrée	Données brutes des indicateurs	Données brutes sur les indicateurs, corrélation des indicateurs ou matrice de covariance
2. Métrique pour normaliser les données d'entrée	Variance unitaire sans emplacement, échelle originale plus emplacement etc.	Analyse basée sur des corrélations ou des covariances
3. Indicateur de poids	Estimée par la technique. Options : chemin, centroïde, poids de facteurs	n'est pas applicable
4. Mesure formative versus réflexive	peut choisir formatif ou réflexif	Formative ou réflexive mais restrictions sur la formation
5. Indicateur des Covariances de l'erreur	supposé nul	possibilité de spécifier ou d'estimer, spécifié comme zéro
6. Corrélations de construction exogènes	estimée	possibilité de spécifier ou d'estimer
7. Méthode d'estimation	aucune option : algorithme PLS pour les poids, OLS pour les estimations de chemin	ML, OLS, etc.
8. Déterminer l'écart-type	Amorçage	théorie normale à partir de l'analyse des données

3. CONCLUSION

Dans cette étude, nous avons passé en revue la littérature traitant des approches de modélisation. Nous avons présenté PLS, LISREL et AMOS afin de déterminer l'approche de modélisation appropriée. En effet, LISREL et AMOS basés sur l'analyse de covariance sont généralement considérés comme supérieurs à PLS sur des bases mathématiques. Il est également plus solidement ancré que PLS dans la théorie statistique et psychométrique traditionnelle. Cependant, LISREL et AMOS semblent être plus restrictifs que PLS en termes d'hypothèses requises. De plus, PLS est moins susceptible de générer des solutions inadmissibles que LISREL dans un petit échantillon. Dans le tableau suivant, nous avons présenté la comparaison entre l'approche de covariance (AMOS, LISREL) et PLS (Gefen et al. 2000).

Tableau 6. La comparaison entre l'approche de covariance et PLS

	Analyse de la covariance (LISREL, AMOS)	PLS
Objectif de l'analyse globale	Les hypothèses nulles spécifiques au chemin sont rejetées. Ainsi que l'hypothèse nulle de l'ensemble du modèle proposé est plausible.	Les hypothèses nulles spécifiques au chemin sont rejetées.
Objectif de l'analyse de variance	Ajustement global du modèle, tel qu'un χ^2 non significatif ou un AGFI élevé	Explication de la variance (R-carré élevé)
Base théorique requise	Nécessite une base théorique solide. Prend en charge la recherche de confirmation.	Ne nécessite pas nécessairement une base théorique solide. Prend en charge la recherche exploratoire et de confirmation.
Distribution supposée	Normale multivariée, si l'estimation se fait par ML. Les écarts par rapport à la normale multivariée sont pris en charge par d'autres techniques d'estimation.	Relativement robuste aux écarts par rapport à une distribution multivariée.
Taille d'échantillon minimum requise	Au moins 100-150 cas.	Au moins 10 fois le nombre d'éléments dans le plus complexe construit.

Pour conclure, nous pouvons remarquer que ces deux approches ont leurs mérites et leurs limites. Nous avons mis en évidence dans cet article les différents critères de choix d'une approche plutôt qu'une autre. Mais, le choix de l'approche de modélisation appropriée sera toujours déterminé par le cadre général de la recherche.

Information sur le Plagiat

Cet article a été scanné avec un logiciel de détection de plagiat. Aucun plagiat n'a été détecté.

Information d'Approbation du Comité d'Éthique

L'approbation du comité d'éthique n'est pas requise.

Déclaration de Contribution de l'Auteure

Les contributions des auteurs à cette étude sont égales.

Déclaration de Financement et Autres Remerciements

Cette étude n'a reçu aucun type de financement ou de soutien. Les auteurs veulent remercier Prof. Michel PLAISENT (Université du Québec à Montréal, Canada) pour ses conseils scientifiques.

Déclaration d'Intérêts Concurrents

Il n'y a aucun conflit d'intérêts à déclarer avec une institution ou une personne dans le cadre de l'étude.

REFERENCES

- Adila, T. M., Bintang, W. S., Ikhsan, R. B., & Fahlevi, M. (2020). Instagram as Information In Developing Purchase Intentions: The Role Of Social E-Wom And Brand Attitude. In 2020 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech) (pp. 427-431). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIMTech50083.2020.9211151>
- Amt.G., Lindstädt H. & Wolff M. (2008). Standardized strategy assessment as a contribution to banks' corporate ratings. *Investment Management and Financial Innovations*, 5(3), 44-50.
- Bacon, L. D. (1999). Using LISREL and PLS to measure customer satisfaction. In Sawtooth Software Conference Proceedings, La Jolla, California, Feb., 2-5.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness-of-fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588–600. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Blalock, H. M. (1961). Correlation and causality: The multivariate case. *Social Forces*, 39, 246–251. <https://doi.org/10.2307/2573216>
- Bouncken, R. B., Pesch, R., & Gudergan, S. P. (2015). Strategic embeddedness of modularity in alliances: Innovation and performance implications. *Journal of Business Research*, 68(7), 1388-1394. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.01.020>
- Chau, P. Y. (1997). Reexamining a model for evaluating information center success using a structural equation modeling approach. *Decision Sciences*, 28(2), 309-334. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1997.tb01313.x>
- Chin W. W. (1995). Partial least squares is to LISREL as principal components analysis is to common factor analysis. *Technology Studies*, 2(2), 315-319.
- Chuang, S. H., & Lin, H. N. (2017). Performance implications of information-value offering in e-service systems: Examining the resource-based perspective and innovation strategy. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(1), 22-38. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsis.2016.09.001>
- Duncan, O. D. (1966). Path analysis: Sociological examples. *American Journal of Sociology*, 74, 119–137. <https://doi.org/10.1086/224256>
- Duncan, T. E., Duncan, S. C., Strycker, L. A., Li, F., & Alpert, A. (1999). An introduction to latent variable growth curve modeling: Concepts, issues, and applications. Mahwah, NJ: Erlbaum. [https://doi.org/10.1016/S0005-7894\(04\)80042-X](https://doi.org/10.1016/S0005-7894(04)80042-X)
- Fairuzzahira, F., Zagloel, T. Y., & Ardi, R. (2020). Conceptual Modelling of Supplier Loyalty and Buyer-Supplier Relationship for Mediation: A Case Study in Plywood Industry. In Proceedings of the 3rd Asia Pacific Conference on Research in Industrial and Systems Engineering, (pp. 295-299). <https://doi.org/10.1145/3400934.3400988>
- Frichi, Y., Jawab, F., & Boutahari, S. (2019). SEM to analyze the interaction between hospital logistics and quality of care, a systematic review. In 2019 International Colloquium on Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA) (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.01.007>
- Fornell C, & Bookstein FL. (1982). Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory. *Journal of Marketing Research*, 1, 440-452. <https://doi.org/10.2307/3151718>
- Gefen, D., Straub, D. W., & Boudreau, M.C. (2000). Structural Equation Modeling Techniques and Regression: Guidelines For Research Practice. *Communications of AIS*, 4 (7), 1-79.
- Goodhue, D., Lewis, W., & Thompson, R. (2006, January). PLS, small sample size, and statistical power in MIS research. In System Sciences, 2006. HICSS'06. Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference, Vol. 8, 202b-202, IEEE.
- Goodhue D.L, Lewis W., Thompson R. (2012). Research note: Does PLS have advantages for small sample size or non-normal data? *MIS Quarterly*, 36(3), 981-1001. <https://doi.org/10.2307/41703490>
- Hair J.F, Thomas G., Hult M., Ringle C.M., Sarstedt M. (2016). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, Sage publications.

- Hasanabadizadeh, N., Omid-Najafabadi, M., Mirdamadi, S. M., & Lashgarara, F. (2019). An agricultural micro-insurance development model for rural areas of Iran. *EurAsian Journal of BioSciences*, 13(2), 2071-2077.
- Hmimou, A. (2021). On the Comparison Between LISREL and PLS-PM in Structural Equation Modeling. In *International Conference on Research in Applied Mathematics and Computer Science*, Vol. 2021, ICRAMCS 2020.
- Hulland, J. (1999). "Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies." *Strategic Management Journal*, 20(2), 195-204. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199902\)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199902)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7)
- Idowu, A., Nat, M., & Kissi, P. S. (2020) Student perception of usefulness and ease using Kahoot, a free web-based tool in a tertiary education setting." *Acta Scientiarum. Technology*, <http://periodicos.uem.br/ojs> ISSN on-line: 1807-8664 Doi: 10.4025/actascitechnol.v43i1.47347, 1-12. <https://doi.org/10.4025/actascitechnol.v42i1.47347>
- Joreskog, K. G., & Surbom, D. (1981). *WSREL: Analysis of linear structural relationships by maximum likelihood and least squares methods*. Chicago: National Educational Resources.
- Kline, Rex.B. (2019). *Principles and Practices of Structural Equation Modeling*, Fourth Edition. New York : The Guilford Press.
- Malik, M. (2020). A Review of empirical research on Internet & Mobile banking in developing countries using UTAUT Model during the period 2015 to April 2020. *Journal of Internet Banking and Commerce*, 25(2), 1-22.
- Næs, T., Romano, R., Tomic, O., Måge, I., Smilde, A., & Liland, K. H. (2020). Sequential and orthogonalized PLS (SO-PLS) regression for path analysis: Order of blocks and relations between effects. *Journal of Chemometrics*, Wiley, 35(4), 1-24. <https://doi.org/10.1002/cem.3243>
- Nam, S. T., Kim, D. G., & Jin, C. Y. (2018). A Comparison Analysis among Structural Equation Modeling (AMOS, LISREL and PLS) Using the Same Data. *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, 22(7), 978-984. <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2018.22.7.978>
- Pantai, K. L. (2012). PLS Path Model for Testing the Moderating Effects in the Relationships among Formative IS Usage Variables of Academic Digital Libraries. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 6(7), 365-374.
- Qiu, L., & Qi, L. (2020). E-learning assessment for tourism education LISREL assisted intercultural tourism perception and data integrated satisfaction perspectives. *Journal of Computing in Higher Education*, 32(1), 89-108.
- Romano, R., Tomic, O., Liland, K. H., Smilde, A., & Næs, T. (2019). A comparison of two PLS-based approaches to structural equation modeling. *Journal of Chemometrics*, 33(3), 1-28. <https://doi.org/10.1002/cem.3105>
- Schumaker, R. E., & Marcoulides, G. A. (Eds.). (1998). *Interaction and nonlinear effects in structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Spearman, C. (1904). General intelligence, objectively determined and measured. *The American Journal of Psychology*, University of Illinois Press, 15(2), 201–292.
- Tenenhaus, M., Amato, S., & Esposito Vinzi, V. (2004). A global goodness-of-fit index for PLS structural equation modelling. In *Proceedings of the XLII SIS scientific meeting*, Vol. 1, 739-742.
- Wolfe, L. M. (2003). The introduction of path analysis to the social sciences, and some emergent themes: An annotated bibliography. *Structural Equation Modeling*, 10, 1–34. https://doi.org/10.1207/S15328007SEM1001_1
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, 20, 557–585.
- Wright, S. (1934). The method of path coefficients. *Annals of Mathematical Statistics*, 5, 161–215. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177732676>
- Wold, H. (1982). *Soft modeling: The basic design and some extensions*. Wold (Eds.), *Systems under indirect observation*. Amsterdam, The Netherlands: North Holland.