

NOUVELLES APPROCHES POUR L'ANALYSE DES ÉCHELLES DE MESURE EN GRH : UNE ILLUSTRATION DANS LE DOMAINE DE L'ANALYSE DES RISQUES PSYCHOSOCIAUX

[Franck Jaotombo](#), [Alain Lacroux](#)

ESKA | « [Revue de gestion des ressources humaines](#) »

2021/3 N° 121 | pages 37 à 61

ISSN 1163-913X

ISBN 9782747232289

DOI 10.3917/grhu.121.0037

Article disponible en ligne à l'adresse :

[https://www.cairn.info/revue-de-gestion-des-ressources-
humaines-2021-3-page-37.htm](https://www.cairn.info/revue-de-gestion-des-ressources-humaines-2021-3-page-37.htm)

Distribution électronique Cairn.info pour ESKA.

© ESKA. Tous droits réservés pour tous pays.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

NOUVELLES APPROCHES POUR L'ANALYSE DES ÉCHELLES DE MESURE EN GRH : UNE ILLUSTRATION DANS LE DOMAINE DE L'ANALYSE DES RISQUES PSYCHOSOCIAUX

Franck JAOTOMBO

EMLYON Business School

EA3279 Centre d'Études et de Recherche sur les Services de Santé et la Qualité de Vie
UMR3273 Institut de Mathématiques de Marseille

Alain LACROUX

Université Polytechnique Hauts-de-France

CRISS (Centre de Recherches Interdisciplinaires sur les Sciences de la Société)

1. INTRODUCTION

Selon une enquête récente sur les pratiques RH d'un échantillon de grandes entreprises à présence internationale, plus de 90 % d'entre elles utilisent des méthodes statistiques pour traiter des données issues du système d'information RH afin de prédire le risque de turnover (Davenport, 2019). Cette montée en puissance de l'instrumentation statistique au service de l'analyse et de la prévision dans le domaine de la GRH (*HR analytics*) s'est accentuée au cours de la dernière décennie (Marler & Boudreau, 2017) et s'accompagne d'une exigence claire : les entreprises doivent aujourd'hui disposer d'indicateurs RH fiables, utilisables dans une logique analytique et prédictive, et éventuellement communicables à certaines parties prenantes. Ces indicateurs portent non seulement sur des valeurs manifestes (ex : absentéisme ou démission) mais peuvent également intégrer des mesures de construits psychologiques latents (stress perçu, motivation, autonomie, implication). Le domaine de la mesure des attitudes par l'usage d'échelles multi-items, qui sont extrêmement répandues en GRH se trouve donc impacté par l'ensemble de ces évolutions.

Les points de vue théoriques et méthodologiques évoluent sur l'utilisation des échelles de mesure, avec le développement de techniques qui permettent d'obtenir des modèles de mesure plus sophistiqués, plus sensibles et possédant de meilleures performances prédictives (Marsh *et al.*, 2009). Parallèlement, l'approche traditionnelle centrée sur les variables et la recherche de causalité est aujourd'hui complétée par une approche centrée sur les individus qui vise à mettre en évidence des profils types (Morin *et al.*, 2011).

Ces évolutions ne sont pas dues au hasard : elles apparaissent comme une réponse aux critiques nombreuses et convergentes portées à l'analyse standard de la validation des échelles de mesure. Le domaine de la validation des échelles de mesure multi-items demeure aujourd'hui dominé par la combinaison d'analyses exploratoires et confirmatoires classiques inspirés de la méthodologie initialement proposée par Churchill dans le champ de la recherche en marketing (Churchill, 1979), sous sa forme actualisée (Gerbing & Anderson, 1988; Roussel, 2005). Cette approche, qui cherche à faire émerger des construits indépendants (dans lesquels

les items sont rattachés à un facteur et un seul) peut conduire le chercheur à éliminer un certain nombre d'items dans ses échelles. Cette procédure d'épuration permet certes de parvenir à des modèles parcimonieux et clairs, mais souvent au prix d'une perte d'information (réduction parfois importante de la variance expliquée) et d'un possible affaiblissement de la capacité prédictive des modèles intégrant ces construits.

Pour surmonter ces limites, les approches méthodologiques ont été largement enrichies lors de la dernière décennie, suite aux évolutions des logiciels et des méthodes d'estimation, mais également aux modélisations statistiques elles-mêmes (Asparouhov & Muthén, 2009; Marsh, Morin, Parker, & Kaur, 2014; Morin, Arens, & Marsh, 2016). En particulier, la modélisation en variables latentes s'étend et se généralise (Skrondal & Rabe-Hesketh, 2004) aussi bien dans les analyses centrées sur les variables que celles centrées sur les individus (Morin & Marsh, 2015; Morin *et al.*, 2017).

Ces progrès se diffusent à un rythme variable dans la littérature francophone en GRH : certaines avancées méthodologiques, comme les approches centrées sur les personnes sont mentionnées dans quelques recherches (Biétry *et al.*, 2014; Biétry & Creusier, 2017), mais la procédure même de validation des modèles de mesure demeure traditionnellement associée au paradigme de Churchill (ex : Kilic, 2018, Roussillon Soyeux & *al.*, 2018).

Notre objectif dans le présent article est de proposer une alternative à ces procédures de validation classiques qui a pour objectif final de maximiser la sensibilité, le pouvoir explicatif et éventuellement la capacité prédictive des construits latents. Nous proposons de présenter et d'illustrer notre propos en proposant une méthodologie pas à pas qui combine une approche centrée sur les variables et centrée sur les sujets, intégrant les développements méthodologiques récents sur la validation des échelles de mesure.

L'intérêt de ce projet pour les chercheurs et les praticiens est triple.

En premier lieu, la possibilité de disposer d'outils de mesure plus fiables et plus sensibles ouvre la possibilité de détecter des effets de faible ampleur, une fonction particulièrement utile lorsque l'on travaille sur des réseaux de relations complexes et imbriquées, ce qui est souvent le cas dans le domaine de l'étude des attitudes et

comportements au travail. La fiabilité évoquée ici correspond à celle des estimations. L'idée centrale est qu'on ne peut pas se fier aux estimations des paramètres des modèles – en particulier les contributions factorielles (loadings) et les corrélations entre les facteurs – en cas d'erreur de spécification des modèles (*misspecifications*).

En second lieu, une fiabilité accrue des construits contribue à améliorer la qualité des prédictions faites à partir de ces construits, ce qui peut se révéler crucial dans de nombreux domaines RH, comme le recrutement (sélection des candidats les mieux adaptés au poste offert) ou la prévention des risques (détection de profils à risque en termes d'absentéisme ou de turnover).

En troisième lieu enfin, la possibilité de disposer d'outils de mesure fiables et objectifs s'inscrit parfaitement dans la philosophie de la responsabilité (*accountability*), qui irrigue les débats actuels sur la RSE (Capron, 2016) : pour des raisons légales, mais aussi dans un souci de responsabilité, le gestionnaire RH doit aujourd'hui se doter d'outils permettant d'informer les parties prenantes et d'analyser (voire de prédire) certains comportements au travail vecteurs de performance ou au contraire porteurs de risques. Nous pensons notamment aux outils de mesure permettant d'évaluer certains risques psychosociaux (stress, épuisement professionnel), les conditions de travail ou encore la qualité du climat social au sens large (Grimand & Vandangeon-Derumez, 2010).

Le présent article se propose d'utiliser la validation de la version française d'une mesure multidimensionnelle du management des risques au travail (HSE MSIT) comme un cas d'école, en présentant une procédure générale « pas à pas ». Notre objectif est de proposer une approche déclinable pour l'étude de tout construit latent multidimensionnel en GRH, qui rend envisageable, sous réserve de disposer des données brutes, de répliquer certaines études précédentes et d'en interroger les résultats. Cette répliquabilité considérée comme un élément essentiel pour le développement de tout champ de recherche, fait l'objet d'appels réguliers de la part des principales revues scientifiques (voir par exemple Millier & Bamberger, 2016, p. 313) même si ce type d'études en comportement organisationnel peut aujourd'hui se « compter sur les doigts de la main » (Bamberger, 2019, p. 103).

A travers l'étude de la validité de construit et de la validité prédictive du HSE MSIT, nous

présenterons certaines méthodes d'analyse récentes et mettrons en évidence le rôle de cette échelle dans le diagnostic préventif de risques psychosociaux (RPS) tels que l'absentéisme, le présentéisme et l'intention de quitter. Pour ce faire, nous commencerons par une brève synthèse des modèles factoriels utilisés aujourd'hui, puis nous détaillerons les évolutions récentes du domaine avant de proposer une illustration empirique du déploiement d'une approche de la validation de construits latents combinant des analyses centrées sur les variables et sur les personnes (mise en évidence de profils-types).

2. PREMIÈRE PARTIE : L'APPORT DES NOUVELLES APPROCHES MÉTHODOLOGIQUES POUR L'ANALYSE DES ÉCHELLES DE MESURE MULTI-ITEMS

Cette première partie débutera par une présentation rapide des analyses factorielles confirmatoires standard et leurs limites. Nous montrerons dans un second temps que les évolutions méthodologiques récentes permettent de lever certaines de ces limites, à travers la présentation des modèles Bifactoriel, ESEM et bi-ESEM. Nous présenterons enfin rapidement les perspectives de progrès méthodologiques offertes par approches centrées sur les personnes (par opposition aux approches traditionnelles centrée sur les variables).

2.1. Les analyses factorielles

2.1.1. Les évolutions de l'analyse factorielle confirmatoire classique

Le «paradigme de Churchill révisé» (Roussel, 2005), méthodologie traditionnelle de développement et validation des échelles de mesure, reste prégnant dans la littérature francophone en GRH dès lors que les chercheurs entreprennent de valider des échelles décrivant des construits latents (voir par exemple Brillet, Maubisson, & Ndiaye, 2017; Hulin, Lebègue, & Renaud, 2017; Poilpot-Rocaboy, Berthe, & Chan, 2018). La plupart des recherches suivent un plan similaire : une analyse factorielle exploratoire (AFE) est tout d'abord conduite

sur l'ensemble des items. Cette analyse exploratoire peut conduire à éliminer des items qui sont soit mal rattachés à un facteur (contribution factorielle faible), soit rattachés de manière claire à plusieurs facteurs (contributions croisées). L'homogénéité des échelles obtenues est mesurée par le coefficient Alpha de Cronbach, qui évalue l'ampleur des inter corrélations entre les items, signe que ceux-ci mesurent « la même chose ». L'objectif de cette phase est de parvenir à un modèle parcimonieux, interprétable et contenant suffisamment d'information, c'est-à-dire permettant d'expliquer une part substantielle de la variance des items de l'échelle.

Sur le plan pratique, il s'agit également de parvenir à des outils dont la longueur n'est pas excessive, afin de limiter le risque d'abandon de la part des répondants. Les recherches ont en effet montré que les taux d'abandon et l'uniformité des réponses augmentaient en fonction de la longueur du questionnaire (Galesik & Bosniak, 2009).

A la suite de l'analyse exploratoire, une analyse factorielle confirmatoire (AFC) est en général menée sur un second échantillon en utilisant une modélisation en équations structurales (pour une présentation détaillée, voir par exemple Gana & Broc, 2018; Roussel, 2005). Le modèle issu de l'analyse exploratoire est tout d'abord spécifié, c'est-à-dire que le chercheur modélise les relations qu'il souhaite tester de telle sorte à refléter le résultat de l'analyse exploratoire, puis il est estimé sur un nouvel échantillon. Le choix final du modèle dépend de son degré d'ajustement aux données, qui repose en pratique sur une évaluation de la différence entre la matrice de covariance modélisée par le chercheur (relations supposées entre indicateurs) et la matrice de covariance issue des données empiriques (relations effectives entre indicateurs). Le degré de « bon » ajustement est évalué en s'appuyant sur une batterie d'indicateurs (*fit indices*) qui mesurent l'écart entre les relations du modèle et les données réelles. La procédure est ici aussi guidée par la recherche d'un modèle simple, dans lequel le chercheur évite autant que possible d'incorporer des items qui ont des contributions factorielles trop faibles, ou qui contribuent à plusieurs facteurs. Les dernières étapes consistent à s'assurer que le modèle sélectionné satisfait aux critères de validité convergente (la moyenne générale des contributions des items sur les facteurs doit être suffisamment importante) et de validité

discriminante s'il s'agit d'un modèle multidimensionnel (les dimensions ne doivent pas être corrélées trop fortement, signe qu'elles mesurent des dimensions distinctes). Le résultat final est un modèle issu d'un arbitrage entre parcimonie, pertinence théorique, facilité d'interprétation et ajustement aux données empiriques.

Cette procédure est encore largement utilisée, mais certains aspects en ont été critiqués, et font toujours l'objet de débats. Nous en citerons deux limites :

La première limite est que cette méthode séquentielle repose souvent sur des approches différentes de l'analyse factorielle : la phase exploratoire passe souvent par une analyse en composantes principales (ACP), qui est une technique de simplification des données (regroupement des variables en composantes principales) régulièrement critiquée car elle n'est pas adaptée à la mise en évidence de facteurs communs latents (Park *et al.*, 2002). Les méthodes recommandées, comme l'analyse factorielle en axes principaux (AAP), ne sont pas utilisées de manière systématique dans la recherche francophone, malgré les recommandations de certains auteurs de référence (Roussel, 2005). Le maintien de l'usage erroné de l'ACP alors qu'il conviendrait d'avoir recours à l'AAP pourrait s'expliquer par le besoin des chercheurs de s'inscrire dans une « tradition » (Fabrigar *et al.*, 1999). Il tient sans doute également au fait que dans la pratique les résultats des estimations des deux méthodes sont souvent proches. De plus, dans le passé, en l'absence d'ordinateurs performants, l'estimation par ACP était plus facile à réaliser que par AAP.

Une seconde limite est liée selon nous à un biais dans l'arbitrage en faveur de la simplicité, qui est parfois confondue avec la parcimonie. La procédure d'épuration consistant à supprimer des contributions croisées ou faiblement associées à un facteur peut apparaître comme un moyen de parvenir à des modèles parcimonieux, mais cette simplification se paye d'une perte d'information : la variance expliquée peut être réduite de manière importante (voir Rossiter, 2005). Le critère selon lequel une « bonne » solution factorielle doit rendre compte d'au moins 50% de la variance de l'échelle signifie finalement que l'on accepte d'éliminer la moitié de l'information contenue dans les items.

Les modèles finalement retenus après les analyses confirmatoires se doivent d'être

interprétables, mais leur ajustement aux données est souvent moins bon que celui des modèles plus complexes. Le principe de parcimonie sous-entend qu'il est possible d'expliquer autant de choses avec moins d'éléments – mais en l'occurrence, la simplification conduit à réduire la variance expliquée, et on explique finalement moins de choses avec moins d'éléments.

Les approches contemporaines de la validation des échelles reposent sur l'idée qu'il est possible de relâcher certaines contraintes afin d'accroître à la fois l'ajustement, le réalisme et la capacité prédictive des modèles confirmatoires, au prix d'une complexification de la spécification des modèles (voir figure 1 pour la présentation des différents types de modèles). Il faut cependant noter que d'un point de vue opérationnel, le « coût » pour passer d'un modèle confirmatoire classique à un modèle « complexe » est aujourd'hui faible, en raison des progrès réalisés dans les logiciels d'estimation dédiés, comme Mplus (Muthén & Muthén, 2012), AMOS (Arbuckle, 2012), ou le package libre lavaan (Rosseel, 2012).

Dans les modèles classiques, l'exigence d'associer un item à un facteur et à un seul peut engendrer un biais dans les estimations de paramètres, notamment dans le cas de construits multidimensionnels, *en majorant excessivement la corrélation entre les facteurs* (Asparouhov & Muthén, 2009; Morin *et al.*, 2016). Une façon d'éviter ce biais est d'autoriser chaque facteur à avoir une contribution sur tous les autres items du construit (contributions factorielles croisées) : on parle alors de modèles d'équations structurelles exploratoires (ESEM, figure 1d., Marsh *et al.*, 2009). Cependant pour éviter les problèmes de validité discriminante on impose lors de la spécification du modèle une contrainte aux contributions factorielles croisées : elles doivent tendre vers zéro, ou au minimum être faibles comparées aux contributions factorielles principales. Pour mieux nous situer par rapport aux méthodes classiques, précisons que l'analyse factorielle en axes principaux est un cas particulier de l'ESEM qui en constitue une généralisation, tout en offrant en supplément la possibilité d'en faire un véritable modèle de mesure dont on peut estimer l'ajustement et l'invariance, et qui peut être intégré pleinement dans un réseau d'équations structurelles (Marsh *et al.*, 2014).

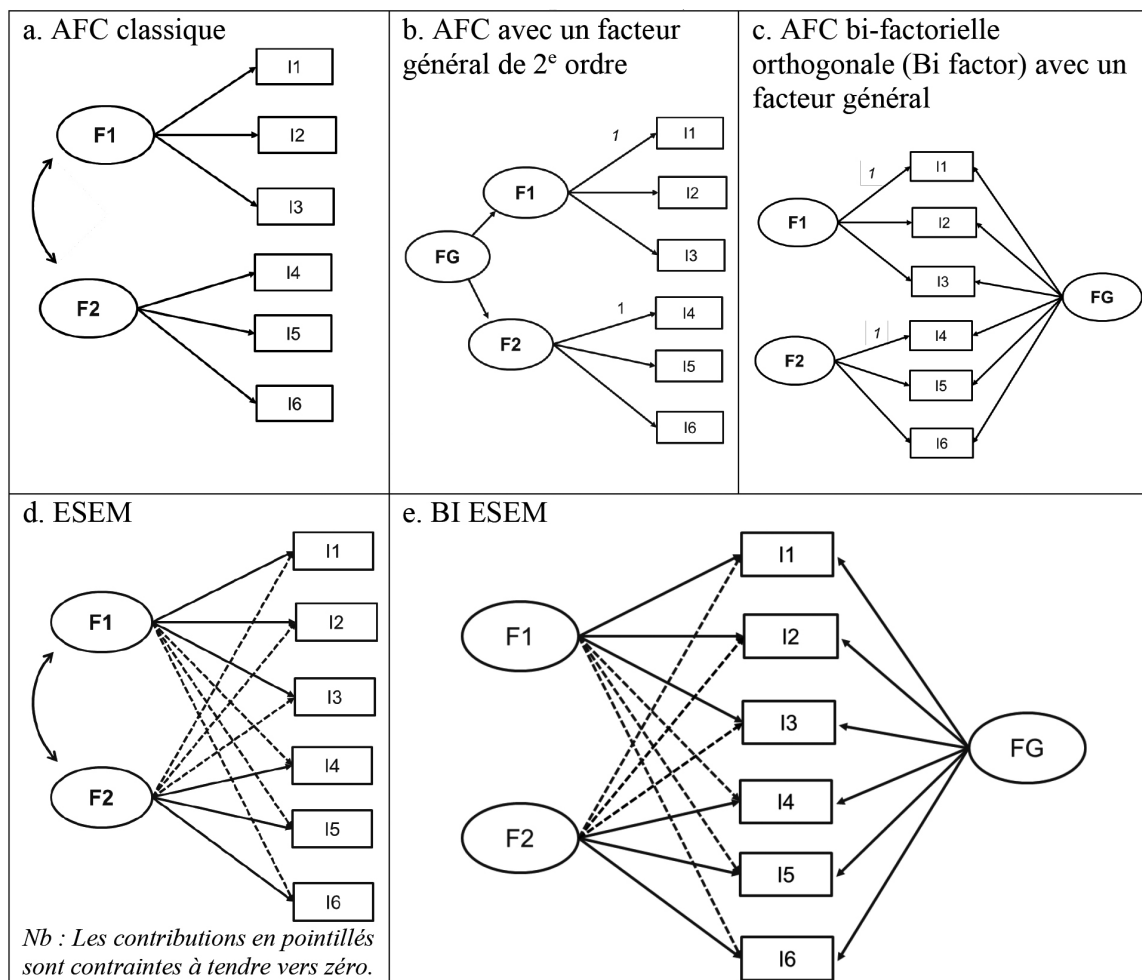


Figure 1 : Modèles factoriels utilisables en analyse confirmatoire (Exemple d'un construit latent à deux dimensions mesurées chacune par 3 items)¹

Une autre façon de résoudre les problèmes d'inflation des estimations des paramètres est de proposer une autre source de variance que les contributions principales, c'est-à-dire un facteur supplémentaire général contribuant à tous les items du construit. On obtient alors un modèle bi factoriel. Dans ce modèle, chaque item est influencé par deux facteurs seulement : un facteur général, commun à tous les items, et un facteur spécifique qui correspond aux facteurs classiques de premier ordre. Ceci permet de modéliser simultanément pour le construit l'aspect unidimensionnel – d'où la possibilité de calculer un score global – et multidimensionnel, c'est-à-dire ayant des sous-scores propres à chaque dimension. Il est également souhaitable de spécifier une absence de corrélation entre tous les facteurs du modèle (figure 1.c), qui devient alors bi factoriel orthogonal (BI-CFA, Chen, Hayes, Carver, Laurenceau, & Zhang, 2012; Reise, 2012). On

partitionne ainsi les deux sources de variance. Si ce modèle présente des similarités avec les modèles d'AFC de second ordre (figure 2.b), il faut néanmoins noter une nette différence. Dans le modèle bi factoriel, chaque item est *directement influencé* par deux facteurs, contrairement au modèle de second ordre où seuls les facteurs de premier ordre contribuent directement aux items, lesquels facteurs deviennent médiateurs entre les items et le facteur général de second ordre. Cette différence engendre plusieurs conséquences en termes de qualité d'ajustement mais pose aussi des contraintes dans la modélisation des relations du construit avec des variables externes (Chen *et al.*, 2006).

Enfin, il est possible de développer encore l'analyse en proposant des modèles qui combinent les contributions factorielles croisées et le facteur intégrateur général : ce sont les modèles

1. Les scripts de spécification des modèles ESEM et BI-ESEM sur Mplus sont donnés en annexe 8. Les autres scripts avec les données brutes sont disponibles au lien suivant : https://osf.io/x7cyq/?view_only=330dcd251c1245b5b1a4851ee89176c3

bi factoriels ESEM ou BI-ESEM (Morin, Arens, & Marsh, 2016; Morin *et al.*, 2017, figure 1.e).

2.1.2. Validité et fiabilité des mesures

Dans les construits psychologiques, la fiabilité d'un modèle de mesure est couramment mesurée par le coefficient Alpha de Cronbach. Ce coefficient a fait l'objet de critiques, car il repose sur une hypothèse forte selon laquelle les contributions factorielles des items sont équivalentes. De plus, il tend à augmenter artificiellement avec le nombre d'items, sans que la variance moyenne extraite ne progresse (l'AVE peut même diminuer). De nombreux travaux recommandent aujourd'hui de lui substituer un coefficient Omega de Mc Donald, qui présente l'avantage de lever l'hypothèse précédente et s'avère donc plus réaliste (Morin *et al.*, 2018; O'Leary-Kelly, 1998; Sijtsma, 2009). Dans le cas des modèles d'AFC classiques en sciences de gestion, ce coefficient est équivalent au coefficient rho de Jöreskog (O'Leary-Kelly, 1998), et il présente l'intérêt d'être facilement prolongeable aux modèles bi factoriels (une formule de calcul est proposée en Annexe 1).

2.2. Les approches centrées sur les individus : une réponse aux limites des analyses portant sur les variables ?

Au-delà des contributions croisées et d'un facteur général, une autre source de variance possible dans les scores est l'existence de sous-groupes homogènes de répondants. La sous-estimation de l'hétérogénéité des populations étudiées amène à des situations parfois problématiques (comme illustrée par le célèbre paradoxe de Simpson-Yules²), ce qui a conduit certains auteurs à plaider pour une approche différente et complémentaire, basée sur l'exploration des différences inter-individuelles (analyses de profil ou typologies). Cette approche « centrée sur la personne » (Meyer, Stanley et Vandenberg, 2013, p. 194) se différencie de l'approche dominante centrée sur les variables, dans le sens où elle postule que la population enquêtée est fondamentalement hétérogène, et que l'étude de cette hétérogénéité peut être riche d'enseignements.

Dans le domaine de la GRH, une approche centrée sur les personnes présente un grand

intérêt, car elle permet d'isoler à l'aide d'analyses typologiques plus ou moins sophistiquées des profils types, que l'on peut associer à des politiques RH adaptées, voire personnalisées (Biétry & Creusier, 2017; de Menezes *et al.*, 2010; Hauff *et al.*, 2014). Plusieurs travaux ont été menés autour de cette problématique, notamment dans le domaine de l'implication au travail via la mise en évidence de divers profils d'implication (Morin, Morizot, Boudrias, et Madore, 2010 ; Somers, 2009 ; Tsoumbris et Xenikou, 2010).

Parmi les très nombreuses méthodes permettant d'isoler des groupes homogènes à l'intérieur d'un échantillon, il y en a une qui est naturellement compatible avec ce qui précède puisque reposant sur le même type de modèles à variables latentes que ceux que nous venons de voir : il s'agit de l'analyse en classes latentes.

Il s'agit d'une famille de modèles à variables latentes dans laquelle la variable expliquant les items est catégorielle, représentant les sous-groupes de répondants. On parle alors d'analyse en structure latente (Henry, 2004; Lazarsfeld, 1959) qui se décline en analyse en classes latentes (LCA), en analyse en profils latents (LPA), ou en analyse de modèles factoriels de mélanges (Droesbeke *et al.*, 2013; McLachlan & Peel, 2000), selon que les variables d'analyse soient respectivement catégorielles, continues ou des scores issus de modèles factoriels. Il s'agit en somme d'une analyse typologique comparable aux méthodes de classifications traditionnelles (centres-mobiles, ou classification hiérarchique), mais non-supervisée et s'appuyant sur des modèles.

En résumé, les méthodes d'équations structurelles permettent de prédire l'évolution de variables latentes en fonction d'autres variables, voire en déduire des relations causales. Dans ce contexte, les analyses factorielles (AFE et AFC) permettent de calculer des scores et de comparer les répondants. L'analyse classificatoire en structure latente permet quant à elle de déterminer quand ces scores définissent des seuils qui séparent des catégories homogènes de répondants. Une combinaison séquentielle des deux analyses est tout à fait envisageable, car elle permet finalement de tirer parti de toute l'information apportée par l'échelle de mesure. Nous allons présenter brièvement cette approche, qui sera illustrée par un exemple empirique.

2. Le paradoxe de Simpson-Yules correspond à des situations dans lesquelles une relation entre deux variables mesurée sur un échantillon complet s'inverse lorsque l'on prend en compte l'hétérogénéité de l'échantillon et que l'on modélise la relation sur les différents sous-groupes (Simpson, 1951).

2.3. Une approche intégrée (variables / individus)

La combinaison d'une approche factorielle et typologique n'est pas nouvelle : il n'est pas rare, dans les recherches en marketing, de trouver des travaux dans lesquels des analyses factorielles sont utilisées dans un but de simplification des données, puis sont suivies d'analyses typologiques menées sur les scores factoriels obtenus, on parle alors d'analyse factorielle/typologique (*factor-cluster analysis*, Dolnicar & Grün, 2008; Durrieu & Valette-Florence, 2005). Certains

travaux en GRH suivent la même logique, en faisant suivre les analyses confirmatoires par des analyses typologiques qui visent à isoler des profils-type de répondants (Biétry & Creusier, 2017; Pao-Long & Wei-Ling, 2002).

Il est aujourd'hui possible d'adopter cette approche séquentielle en utilisant les méthodes décrites précédemment (figure 2). L'avantage est de surmonter certaines limites et critiques portant sur la suppression d'une quantité potentiellement importante d'information lors de l'usage de procédures classiques de *factor-cluster analysis* (Sheppard, 1996).

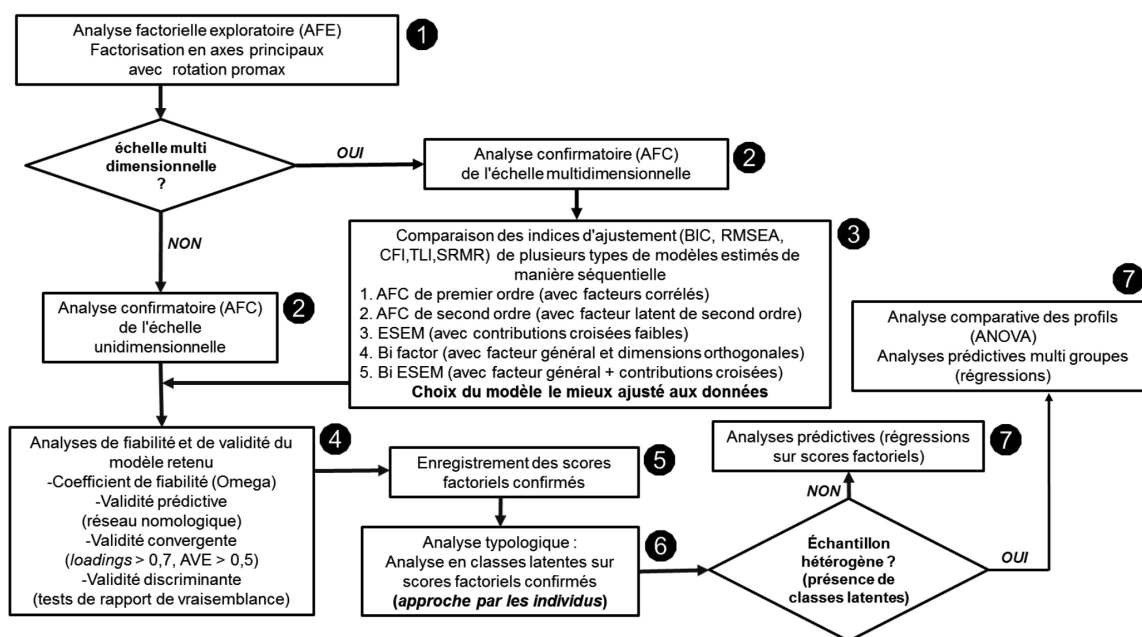


Figure 2 : Procédure d'analyse intégrée (variable/personne)

Nous allons à présent illustrer l'emploi de cette méthode séquentielle de validation sur une mesure multidimensionnelle permettant le diagnostic de risques psychosociaux.

Après avoir sauvegardé les scores factoriels obtenus, nous poursuivrons par une analyse centrée sur les personnes par le biais d'une analyse typologique en classes latentes, suivie d'une analyse comparative des différents profils obtenus.

3. DEUXIÈME PARTIE : VALIDATION DE LA VERSION FRANÇAISE DU HSE MSIT

Cette seconde partie est organisée selon la séquence décrite dans la figure 1, à la différence près que l'analyse débutera à l'étape 3, puisque nous travaillons sur une échelle de mesure déjà décrite dans la littérature comme étant multidimensionnelle. Nous effectuerons tout d'abord une analyse centrée sur les variables afin d'isoler le meilleur modèle de mesure pour l'échelle étudiée.

3.1. L'échelle HSE MSIT : un outil important dans la mesure des risques psychosociaux

La plupart des démarches recommandées pour la prévention des RPS en Europe incluent une phase de diagnostic (Eurofound and EU-OSHA, 2014) mobilisant un outil d'évaluation fiable et valide. Conçu par la *Health and Safety Executive* (HSE) britannique (Cox, 1993; MacKay *et al.*, 2004) et traduit en 18 langues³, le HSE MSIT

3. <http://www.hse.gov.uk/stress/standards/languages/index.htm> (du 14 mars 2019)

(*Management Standards Indicator Tool*) figure parmi les indicateurs les plus connus et les plus utilisés dans le monde (Tabanelli *et al.*, 2008). Il n'en existe pas à ce jour de validation en langue française. Les normes de management adoptées et recommandées par la HSE sont pour l'essentiel celles qui sont retenues par l'agence européenne pour leur impact sur la santé et la sécurité au travail (EU-OSHA). Elles couvrent les six domaines suivants⁴ : (1) *Demands* : la charge de travail, le rythme et l'environnement de travail ; (2) *Control* : l'étendue de l'initiative que la personne peut avoir dans son travail ; (3) *Support* : les encouragements, le soutien et les ressources que l'organisation apporte aux employés ; (4) *Relationships* : la promotion d'une ambiance de travail positive, la prévention des conflits et la gestion des comportements inacceptables ; (5) *Role* : s'assurer que les acteurs connaissent leur rôle dans l'organisation, et éviter les conflits de rôles ; (6) *Change* : la communication sur les changements organisationnels et leur gestion. Le HSE MSIT est un questionnaire à 35 items, disponible sur le site internet du HSE⁵, qui permet d'évaluer la perception de ces différentes pratiques managériales par les salariés.

L'étude la plus exhaustive recensant les travaux sur le HSE MSIT à ce jour (Brookes *et al.*, 2013) souligne la qualité psychométrique du HSE MSIT et sa validation dans différents contextes, différents types d'organisation et différents pays. Il faut néanmoins souligner que ces travaux s'appuient exclusivement sur des analyses factorielles exploratoires, sauf deux d'entre eux qui examinent la structure factorielle du HSE MSIT, via une AFC classique, sans pour autant en étudier la validité convergente et discriminante, ni prédictive. La validation du HSE MSIT en langue française présente donc un double intérêt, à la fois méthodologique et pratique.

3.2. Echantillon et outils de mesure

3.2.1. Echantillon

Les données ont été collectées par un organisme privé et indépendant spécialisé dans les enquêtes en ligne faisant appel à des panélistes. La fiabilité des enquêtes sur panels a été discutée dans le champ du comportement organisationnel, mais plusieurs recherches soulignent que

les mesures effectuées sur ce type d'échantillon donnent des résultats comparables à ceux obtenus sur les échantillons de convenance habituellement utilisés en comportement organisationnel, comme par exemple ceux composés d'anciens diplômés (Roulin, 2015). Nous pouvons aussi noter que les échantillons aléatoires mobilisés sont assez typiques de la population Française dans la mesure où en l'absence d'une nécessité rigoureuse de quotas ou des stratification a priori, un échantillon aléatoire simple peut être considéré comme représentatif (Gerville-Réache & Couallier, 2011). L'échantillon de 1066 répondants est constitué d'actifs résidant en France, comportant 43.1% d'hommes et 56.9% de femmes, pour une moyenne d'âge total de 37.7 ans allant de 18 à 60 ans (écart-type 10.07). [Les revenus sont rangés en 6 classes ordinales, allant de moins de 6k€/an à plus de 150k€/an avec une classe médiane allant 12 à 26k€, le niveau d'étude moyen est de bac+2/3 et la proportion de célibataires de 27%. 90% des répondants sont des salariés, 5.5% des entrepreneurs et 4.5% sont en transition professionnelle depuis moins d'un an. Alors que 29.2% assument des responsabilités de management, 5.2% sont des managers supérieurs. Les participants proviennent de toutes les régions de France en proportion assez équilibrée, et de divers secteurs d'activité.

3.2.2. Outils de mesure

Le jeu de données retenu pour l'analyse comporte les 35 items du HSE MSIT et 6 variables de risques psychosociaux (RPS) mesurant l'absentéisme, le présentéisme et l'intention de quitter l'organisation (questionnaire en annexe 2). La dimension *Demands* est mesurée par les items HSE MSIT (3,6,9,12,16,18,20,22) ; *Control* est mesuré par les items (2,10,15,19,25,30) ; *Support* comporte deux facteurs : Management Support (Managsup) mesuré par (8,23,29,33,35) et Peer Support (Peersup) mesuré par (7,24,27,31) ; *Relationships* (Relation) est mesuré par (5,14,21,34) ; *Role* est mesuré par (1,14,11,13,17) et *Change* est mesuré par (26,28,32). Les items suivants sont inversés dans le questionnaire et ont été recodés avant traitement des données : HSE MSIT (3,5,6,9,12,14,16,18,20,21,22,34)

Les items ont fait l'objet d'une double traduction pour s'assurer de leur équivalence sémantique (Beck *et al.*, 2003), tout d'abord anglais/français puis français/anglais. Les traductions ont été réalisées par deux chercheurs bilingues (bilingue

4. <https://osha.europa.eu/fr/themes/psychosocial-risks-and-stress> du 31/08/2017

5. <http://www.hse.gov.uk/stress/standards/downloads.htm> du 31/08/2017

français anglais pour la première traduction et bilingue anglais-français pour la seconde).

3.2.3. Stratégie d'analyse

Les estimations ont été réalisées à l'aide des logiciels Mplus (Muthén & Muthén, 2012) et IBM SPSS21 (SPSS Inc., 2012)⁶, en suivant une double approche complémentaire.

La première est centrée sur les variables et se consacre à l'examen de la structure factorielle du HSE MSIT en mobilisant différents types de modèles d'analyse factorielle. Dans un second temps, une étude typologique latente est menée pour déterminer s'il existe différents sous-groupes de répondants, correspondants à des profils différents de mise en œuvre des normes de management selon le HSE MSIT. Pour ce faire, nous réalisons des analyses en classes latentes sur les scores factoriels des modèles retenus (Hair, Black, Babin, & Anderson, 2010; Morin *et al.*, 2017). Le recours aux scores factoriels permet de tenir compte de la pondération réelle de chaque facteur dans le modèle. Il permet d'obtenir des profils plus fidèles et plus nuancés que ceux obtenus avec des scores agrégés (moyennes ou sommes). On peut ensuite étudier la relation de ces profils avec les mesures d'absentéisme, de présentéisme ou d'intention de turnover.

3.3. Approche de validation intégrée (1) : la partie « variables » (analyses factorielles)

3.3.1. Analyses Factorielles confirmatoires

De précédents travaux ont proposé des modèles CFA à 7 facteurs de premier et de second ordre (Edwards *et al.*, 2008) avec les 35 items originaux. Ces études suggèrent que le modèle CFA à 35 items n'est pas satisfaisant, ce qui a amené ces mêmes auteurs à proposer ultérieurement une structure factorielle différente (Edwards & Webster, 2012), mais cette dernière pose un évident problème de validité discriminante, voire convergente. Afin de mieux appréhender ces problèmes, nous appliquons la méthode décrite dans les sections précédentes et illustrées par les figures 1 et 2. Nous comparons donc respectivement les indices d'ajustement des modèles suivants : 1) CFA à 7 facteurs, 2) CFA à 7 facteurs avec facteur de second ordre, 3) Bi-CFA orthogonal à 7 facteurs spécifiques, 4) ESEM à 7 facteurs, 5) Bi-ESEM orthogonal à 7 facteurs spécifiques.

3.3.2. Structure du HSE MSIT

Parmi les 5 modèles comparés, on peut constater que seuls les modèles ESEM satisfont aux critères minimaux d'ajustement (tableau 1).

Tableau 1 : Indices d'ajustement des différents modèles

	Critère de bon ajustement ¹	CFA 7F	CFA Ordre 2	Bi CFA 7S	ESEM 7F	Bi-ESEM 7S
AIC	<i>Minimum</i>	100261	100853	100402	98724	98540
BIC	<i>Minimum</i>	100888	101409	101093	100186	100141
RMSEA	< 0.05 (0.080)	0.059	0.066	0.063	0.044	0.036
IC 90% RMSEA	[.00 - .08]	[.057, .062]	[.064, .068]	[.061, .065]	[.041, .046]	[.033, .040]
CFI	> 0.95 (0.90)	0.860	0.824	0.847	0.948	0.967
TLI	> 0.95 (0.90)	0.845	0.810	0.827	0.917	0.942
SRMR	< .060 (0.080)	0.064	0.095	0.087	0.020	0.017

(1) voir Hair *et al.* (2010) ; Kline, (2015). Les seuils recommandés sont donnés en italique et les seuils minimaux d'acceptation sont entre parenthèses.

Le modèle CFA 7F classique pose plusieurs problèmes, non seulement en termes d'ajustement aux données, mais aussi par la présence de trois corrélations élevées indiquant un potentiel problème de validité discriminante et/ou de multi-colinéarité entre *Demands* et *Relationships*, *Peer Support* et *Managerial Support*, *Change* et *Managerial Support* (Annexe 4). La prise en

compte des contributions croisées dans le modèle ESEM fait disparaître ces corrélations élevées, et améliore nettement les indices d'ajustement du modèle. La prise en compte supplémentaire d'une dimension générale intégrative (Bi-ESEM) améliore encore le modèle.

Dans la structure factorielle du modèle Bi-ESEM (Annexe 5) subsistent d'importantes

6. L'ensemble des scripts Mplus est disponible dans les compléments en ligne (lien disponible en Annexe 8).

contributions croisées entre les facteurs *Relationships* et *Demands*. Par exigence de validité discriminante, on élimine les items ayant une contribution croisée standardisée supérieure à 0.2, c'est-à-dire les items 5, 14, 21, 34 30, puis 8, 33, 2 et 19. Les items 9 et 20 sont aussi éliminés car leur contribution au facteur général n'est pas significative. Au bout de toutes ces opérations le facteur *Relationships* est éliminé, et l'ajustement du modèle est tout à fait satisfaisant ($\chi^2=273.569$, ddl=129 ; RMSEA=0.033 [0.027-0.038] ; CFI=0.984 ; TLI=0.966 ; SRMR=0.014). La structure détaillée du modèle final Bi-ESEM 6S (six facteurs spécifiques) qui a été retenu pour la suite de l'analyse est fournie en Annexe 6.

3.3.3. Modèle de risques psychosociaux (RPS)

Les variables de mesure des RPS sont utilisées comme variables dépendantes, dans le but d'évaluer la validité prédictive du HSE MSIT. Les 6 indicateurs de RPS forment une structure de CFA classique à trois facteurs : l'absentéisme (ABS), le présentéisme (PRES) mesuré par le fait de se rendre au travail en état de souffrance physique ou psychologique, et l'intention de quitter (TURN). L'ajustement du modèle confirmatoire est très bon ($\chi^2=10.894$, df=6 (p=0.09) ; RMSEA=0.028 [0.0-0.053] ; CFI=0.997 ; TLI=0.993 ; SRMR=0.012), ce qui ne nécessite pas l'usage de modélisations alternatives. Sa structure est donnée en Annexe 3.

3.3.4. Validité convergente, discriminante et prédictive des construits

Pour les deux modèles (Bi-ESEM 6S et RPS), les valeurs des variances moyennes extraites

(AVE) sont nettement supérieures à 0.5 et au carré des corrélations entre tous les facteurs d'un même construit. De plus, toutes les contributions croisées trop importantes ont été éliminées. Les validités convergente et discriminante sont donc satisfaites selon les critères traditionnels de Fornell et Larcker (Fornell & Larcker, 1981; Voorhees *et al.*, 2016).

Concernant la validité prédictive (Tableau 2). L'hypothèse suggérée par la littérature est que la mise en œuvre de ces normes de management prédit la réduction des RPS (Brookes *et al.*, 2013).

On notera que la réduction de l'absentéisme est expliquée par le facteur général HSE_MS de façon très significative, mais parmi les facteurs spécifiques, elle n'est que faiblement expliquée par *Demands*. On en déduit donc que si la mise en œuvre des normes de management dans leur globalité peut réduire l'absentéisme, seule l'action sur les contraintes au niveau des conditions de travail joue un rôle spécifique. Pour le présentéisme, le rôle préventif du facteur général est aussi prépondérant avec un effet plus important qu'avec l'absentéisme. La moitié des facteurs spécifiques ont une action significative sur le présentéisme et il est confirmé que le présentéisme diminue avec les exigences de l'environnement de travail, un meilleur contrôle des tâches, et le soutien des pairs. Enfin, s'agissant de l'intention de quitter l'organisation, l'effet atténuant du facteur général est non seulement très significatif, mais avec un effet relatif plus important. De la même façon, l'impact spécifique de *Demands* est relativement important, alors que ceux de *Role*, *Management Support*, et *Peer Support* restent modestes (Tableau 2).

Tableau 2 : Validité prédictive des Construits (coefficients de régression structurels standardisés)

Variables explicatives	Variables expliquées (coefficients standardisés)		
	Absentéisme	Présentéisme	Intention de quitter
HSE_MS (facteur général)	-0.224***	-0.347***	-0.571***
DEMANDS (charge de travail)	-0.081*	-0.260***	-0.348***
CONTROL (marge d'initiative)	-0.059	-0.116**	-0.084*
MANAGSUP (support du manager)	0.004	-0.064	-0.105**
PEERSUP (support des collègues)	-0.002	-0.102**	-0.081*
ROLE (clarté des rôles)	0.044	-0.011	-0.086*
CHANGE (gestion du changement)	0.101	0	-0.075

* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

Le facteur *Change* ne semble avoir aucun effet significatif spécifique sur les RPS, ce qui reste logique étant donné que les items correspondants sont largement dominés par le facteur général. Pour conclure, la validité prédictive du modèle est assurée, avec des résultats tout à fait cohérents avec les recherches préalables (Brookes *et al.*, 2013).

3.4. Approche de validation intégrée (2) : La partie « personnes » (mise en évidence de profils-type)

Afin de tenir compte de la structure factorielle des modèles de mesure, nous réalisons des analyses en structures latentes à partir des scores factoriels issus du modèle le mieux ajusté aux données, sélectionné lors de l'étape précédente (modèle bi-ESEM à 6 facteurs). Les résultats attendus sont la mise en évidence de profils-types fondés sur les perceptions différenciées de l'application des normes de management HSE, qui pourront ensuite être comparés. Pour déterminer le nombre de classes optimal, nous démarrons par un modèle à 2 classes, puis augmentons progressivement le nombre de classes de façon à satisfaire les critères suivants (Wang & Wang, 2012) : (1) Le test de Vuong, Lo, Mendell et Rubin détermine s'il y a une différence significative entre le modèle à k classes et le modèle à $k-1$ classes. S'il est non significatif, alors on conserve le modèle à $k-1$ classes ; (2) Les classes obtenues sont parcimonieuses, pas excessivement déséquilibrées et clairement interprétables ; (3) La probabilité que le modèle soit optimal est mesurée par le log-vraisemblance qui doit être maximal ; (4) les critères d'information mesurés par l'AIC, le BIC, l'ABIC déterminent le degré d'ajustement du modèle : ils doivent avoir une valeur minimale ; (5) la qualité de la classification des individus est mesurée par l'entropie relative qui doit être maximale et comprise entre 0.6 et 1.

Si l'objectif est de répondre à autant de ces critères que possible, dans la pratique, on ne les satisfait pas tous, et dans ce cas le critère d'interprétabilité prime. La méthode des classes latentes peut en effet facilement faire émerger des classes artificielles, notamment lorsque les facteurs ont une distribution un peu trop éloignée d'une distribution gaussienne. Une des façons d'identifier ces classes artificielles est par leur très faible taille d'effectif absolu ou relatif (McLachlan & Peel, 2000).

L'entropie est un indice permettant de mesurer la qualité de classification d'un modèle. De façon schématique, pour des individus donnés, elle quantifie globalement la qualité de classification dans les différentes classes (ou groupes) déterminées. L'entropie relative est une version normalisée de l'entropie : sa valeur varie entre 0 et 1. Plus elle est proche de 1 et plus on estime que la classification des individus est fiable. On estime qu'elle est faible à 0.40, moyenne à 0.60, élevée à 0.80 (Clark, 2010).

Dans le cas du Bi-ESEM 6S, l'ensemble de ces indicateurs nous a permis de sélectionner un nombre de classe optimal égal à 4 (Figure 3). Les détails figurent en annexe 7.

La classe 1 (les « ignorés », 47.5%) correspond aux individus pour lesquels le niveau global de HSE MS est faible alors que les facteurs spécifiques sont au niveau moyen-bas. Ils représentent ceux qui ne bénéficient pas réellement de management de santé et de sécurité au travail, dans un environnement où tous les facteurs de prévention sont au niveau moyen ou bas. Les classes 2 et 3 bénéficient visiblement d'un certain niveau de management de la santé et de la sécurité, mais dans des environnements très différents. Pour la classe 2 (les « impliqués », 23.8%) le niveau d'exigence est relativement important (le facteur *Demands* est codé à l'envers), le niveau de contrôle sur le travail est juste un peu au-dessus de la moyenne, de même que les niveaux de soutien, alors que la clarté des rôles est faible, mais la participation au changement est assez élevée. Ce profil pourrait correspondre aux petites entreprises, ou des start-ups avec un environnement assez familial, assez exigeant et polyvalent. Pour la classe 3 (les « tranquilles », 25.1%), l'environnement est visiblement peu exigeant, le niveau de contrôle en dessous de la moyenne, le soutien du manager réel, mais pas vraiment de soutien des pairs. Les postes sont très bien définis et la participation au changement faible. Elle pourrait correspondre à des structures de type bureaucratique, pour des postes salariés non-cadres. Enfin, la classe 4 (les « hauts potentiels », 3.6%) décrit une minorité qui bénéficie d'un haut niveau de management de santé et de sécurité, dans un environnement très exigeant, avec un haut niveau de contrôle de leurs tâches, un soutien important à la fois de la part de managers et des pairs, des rôles clairement définis et une participation importante au changement. Il s'agit là visiblement de hauts potentiels, faisant activement partie d'une équipe.

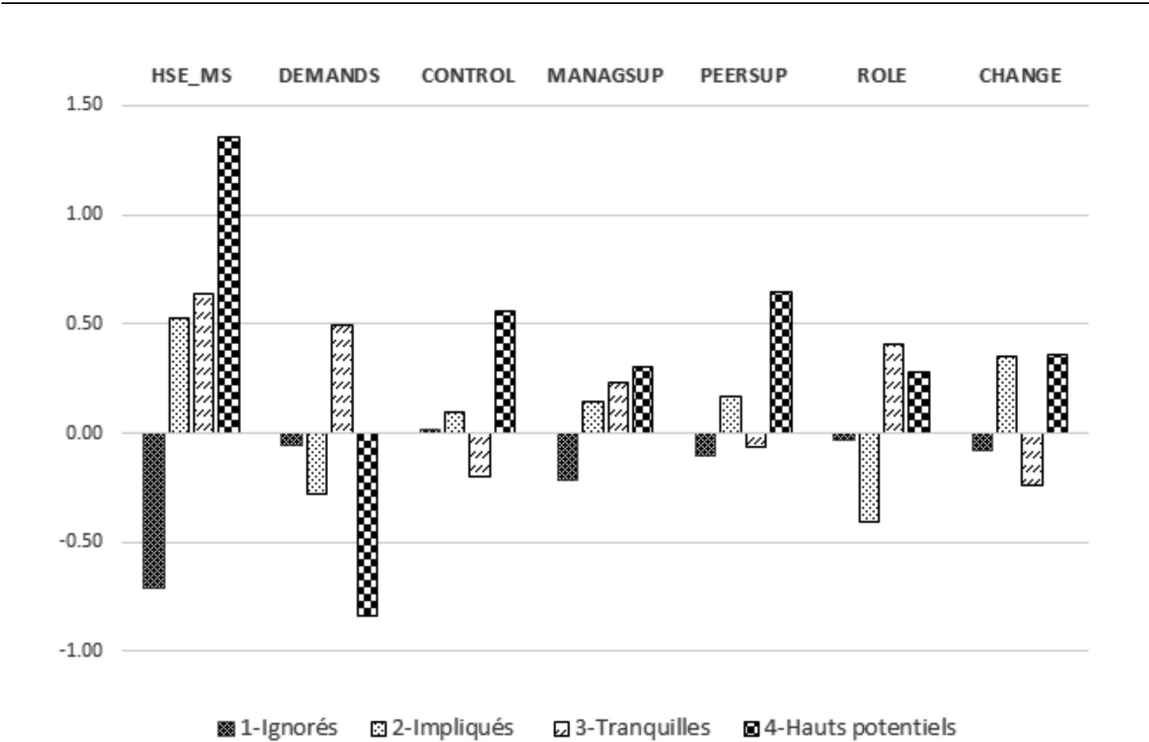


Figure 3 : Profils de normes managériales HSE

Nb : La dimension « Demands » est codée à l'envers : un score positif indique une faible charge de travail.

On compare ensuite les scores factoriels de risques psychosociaux pour chaque classe obtenue. La figure 4 illustre la différence entre d'un côté les individus qui ont des scores de RPS au-dessus de la moyenne (la classe 1), et de l'autre, ceux qui ont des scores en dessous de la moyenne. On teste également via une ANOVA s'il existe une différence significative entre les scores pour les différentes classes, et le cas

échétant leur amplitude. Ces résultats sont donnés dans l'annexe 7. On observe que les scores de RPS pour les Ignorés sont significativement supérieurs aux trois autres. Cependant ces scores de RPS ne permettent pas de distinguer la classe des Hauts potentiels des classes des Tranquilles et des Impliqués, même si la moyenne en termes d'intention de quitter permet de distinguer les classes de ces deux derniers.

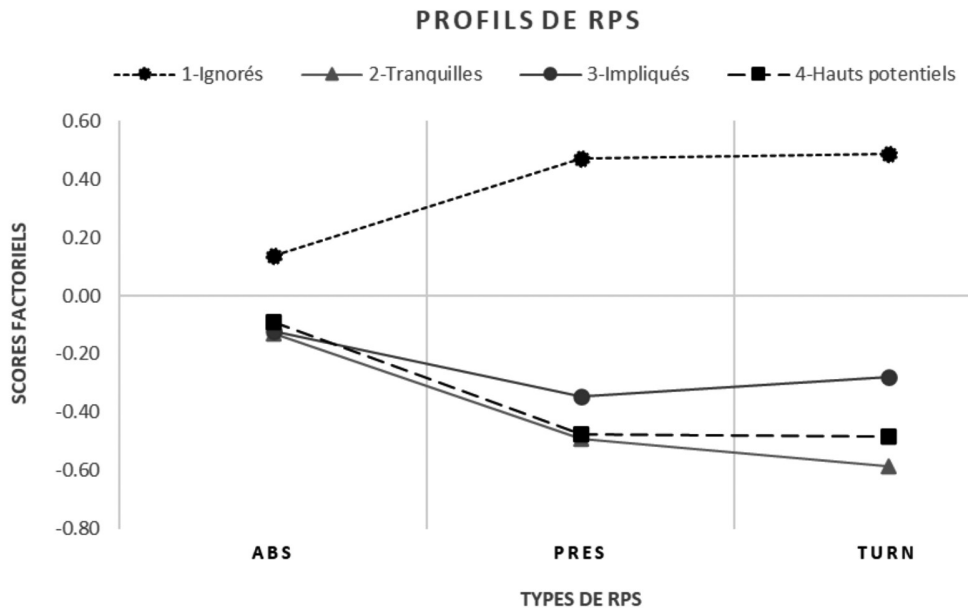


Figure 4 : Profils de Risques Psychosociaux

4. DISCUSSION : QUELS APPORTS POUR LE CHERCHEUR ET LE GESTIONNAIRE RH ?

4.1. Discussions et implications méthodologiques

En faisant appel aux méthodes récentes d'analyse factorielle confirmatoire, la présente étude vient combler deux manques. *En termes d'ajustement*, comparé à un modèle bi-ESEM un modèle CFA classique ou de second ordre aurait exigé d'éliminer beaucoup plus d'items et ainsi possiblement altérer la validité faciale et de contenu, sans pour autant réussir à mettre en évidence la différenciation entre les effets généraux et spécifiques du construit. Le modèle bi-factoriel CFA permettrait de tenir compte simultanément des effets généraux et spécifiques, et représente souvent la meilleure alternative lorsque l'on n'autorise pas les contributions factorielles croisées (*cross-loadings*) – ce qui permet de rester dans une conception stricte d'unidimensionnalité et de validité discriminante au sens de Fornell et Larcker (1981) ou de Gerbing et Anderson (1988). Cependant, les travaux récents encouragent l'usage des contributions croisées, estimant qu'il n'est pas toujours nécessaire ni réaliste de réduire les contributions factorielles croisées strictement à zéro, mais qu'il suffit de les faire tendre vers zéro. Ces considérations sont d'autant plus importantes dans les construits multidimensionnels où les dimensions partagent des aspects conceptuels communs (Morin *et al.*, 2017).

Parvenu à ce point, il nous apparaît essentiel de clarifier le rôle du facteur général dans les modèles bi factoriels. Le facteur général n'est pas un artifice de calcul. Et, il est entièrement différent du facteur de second ordre, mathématiquement et conceptuellement.

(1) En termes de *variance*, dans le modèle de second ordre, les facteurs de premier sont des indicateurs latents du facteur de second ordre. Il n'y a pas de lien direct entre les items et le facteur de second ordre (figure 1.b). *Les facteurs d'ordre 1 et 2 ne sont pas indépendants* : les variances ne sont pas partitionnées et ne s'ajoutent pas.

Dans le modèle bifactoriel, le facteur général agit directement sur l'item, sans aucune médiation (figures 1.c et 1.e). *Les facteurs spécifiques et général sont complémentaires et indépendants* : il y a partition et addition des variances.

(2) En termes de *loadings* (contributions factorielles), pour chaque item du modèle bifactoriel, il y a donc au moins deux contributions factorielles majeures (et des contributions factorielles mineures provenant des facteurs non-cibles pour les modèles BI-ESEM) : celui du facteur général, et celui du facteur spécifique. Parfois c'est le facteur général qui l'emporte largement ce qui signifie que l'item en question participe davantage de l'effet global du construit (exemple : l'item HSE26 – annexe 6). D'autres fois c'est le facteur spécifique qui domine, impliquant qu'il contribue peu à l'effet global et davantage au domaine spécifique du facteur (exemple : l'item HSE3 de *Demands* – annexe 6). Enfin, et c'est le cas le plus courant, les deux facteurs peuvent contribuer de façon équivalente ou comparable à l'item.

(3) En termes *conceptuel*, si on estime (théoriquement) qu'il existe une dimension commune à tous les items dont les différents facteurs sont des domaines spécifiques, le facteur général capture l'effet global du construit. Par exemple, le *HSE_MS* capture un concept général de « bon management » favorable à la prévention de RPS, dont les domaines spécifiques indépendants d'expression sont *Demands*, *Control*, etc. De plus, le facteur général et les facteurs spécifiques peuvent être *simultanément* utilisés comme variables explicatives ou variables à expliquer dans un réseau d'équations structurelles (chose impossible dans les modèles classiques vu que le CFA de premier ordre n'a pas de facteur général et celui de second ordre n'a pas de facteur spécifique) : c'est par exemple ce qui est montré dans le Tableau 2.

Enfin, le score factoriel associé au facteur général est un *indicateur de niveau* du construit global alors que les scores des facteurs spécifiques sont des *indicateurs de nuances*. Par exemple dans la Figure 3 on observe que le niveau global de management HSE des ignorés est notablement en-dessous de la moyenne et bien inférieur à celui des autres, de même que le niveau de management HSE des hauts potentiels est sensiblement au-dessus de tous les autres.

En résumé, nous avons pu montrer que le modèle final avec un facteur général intégrateur (*HSE_MS*), et six facteurs spécifiques (*Demands*, *Control*, *Management Support*, *Peer Support*, *Role et Change*) satisfait à des conditions strictes de validité de construit (faciale, contenu, convergente, discriminante et prédictive). Il est cependant difficile de savoir à quel point cette configuration factorielle est une spécificité française, dans la mesure où ce type

d'analyse n'a jamais été mené dans les autres études sur le HSE MSIT.

Dans l'étude de la validité prédictive, l'adoption de ce modèle Bi-ESEM 6S à 24 items permet de faire la distinction entre les effets préventifs globaux de l'ensemble des facteurs du HSE MSIT, et les effets spécifiques à chaque facteur. Ainsi, si le facteur général (HSE_MS) prédit une réduction de tous les risques psychosociaux, seul le facteur *Demands* joue un rôle préventif spécifique sur l'absentéisme, tandis que seuls les facteurs *Role* et *Change* ne jouent pas de rôle préventif spécifique sur le présentéisme, et seul le facteur *Change* ne joue pas de rôle spécifique sur l'intention de turnover. Ces résultats illustrent le fait que, si les conditions de travail basées sur les normes managériales recommandées par la HSE et l'EU-OSHA jouent un rôle global dans la prévention des RPS, l'impact spécifique de chaque facteur varie en fonction du type de RPS.

4.2. Implications managériales dans le domaine des RPS

Dans l'étude typologique, nous avons extrait 4 profils de HSE MS, qui est un apport du présent travail : l'adoption d'une approche séquentielle nous a permis de valider l'outil de mesure, puis d'isoler des groupes de répondants homogènes, présentant des profils clairement différenciés. Il est alors possible d'accéder à une vision plus fine de la population : chaque sous-groupe (profil) pouvant faire alors l'objet de mesures spécifiques. Ce type d'outil apparaît en phase avec un management individualisé des RH, qu'il s'agisse de gestion des talents (typiquement, les hauts potentiels dans notre typologie), de management de proximité ou de prévention des RPS. On peut noter à titre d'illustration que les profils « tranquilles » et « impliqués », bien que très proches au niveau du score global, ont des perceptions opposées en ce qui concerne l'action managériale : on remarque par exemple chez les impliqués que la charge de travail est associée à des tensions de rôle, mais également à une plus forte implication dans le changement.

4.3. Limites et pistes de recherches

Cette étude comporte plusieurs limites. S'agissant d'une enquête en coupe transversale, malgré l'utilisation de modélisation en équations

structurelles, les associations entre variables explicatives et variables à expliquer ne permettent d'établir une causalité menant à conclure que c'est effectivement la mise en œuvre de ces conditions de travail qui engendre la prévention de RPS. Pour ce faire, notre modèle prédictif devrait être testé à travers une quasi-expérimentation ou une étude longitudinale. Concernant les RPS, nous n'avons sélectionné ici que des indicateurs très réduits d'absentéisme, de présentéisme et d'intention de turnover. Il serait intéressant dans de futures études de couvrir un champ plus large d'indicateurs dont notamment ceux qui sont directement issus des données sociales des organisations. Le test de nos modèles avec un ou plusieurs échantillons représentatifs serait également une piste à privilégier ainsi que l'interaction du modèle de mesure HSE MSIT avec d'autres construits de GRH comme l'implication ou la citoyenneté organisationnelle, le leadership et d'autres indicateurs de fonctionnement optimal au travail.

RÉFÉRENCES

- ARBUCKLE, J. L. (2012) *IBM SPSS Amos 21*. Chicago, IL: Amos Development Corporation.
- ASPAROUHOV, T., & MUTHÉN, B. (2009) "Exploratory structural equation modeling", *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, Vol. 16, No 3, p. 397-438.
- BAMBERGER, P. A. (2019) "On the Replicability of Abductive Research in Management and Organizations : Internal Replication and Its Alternatives", *Academy of Management Discoveries*, Vol. 5, No. 2, p. 103-108.
- BECK, C. T., BERNAL, H., & FROMAN, R. D. (2003) "Methods to document semantic equivalence of a translated scale", *Research in Nursing & Health*, Vol. 26, No. 1, p. 64-73.
- BIÉTRY, F., & CREUSIER, J. (2017) "How to develop the full well-being profile among us employees? A person-centered approach", *Revue de Gestion Des Ressources Humaines*, No. 106(4), p. 3-18.
- BIÉTRY, F., CREUSIER, J., LAROCHE, P., & CAMUS, S. (2014) «Soutiens perçus, engagements affectifs et succès de carrière subjectif : Une approche en termes de profils», *M@n@gement*, Vol. 17, No. 1, p. 20-37.

- BRILLET, F., MAUBISSON, L., & NDIAYE, A. (2017) «L'immersion du salarié dans une expérience de travail : Conceptualisation et implications», *Revue de gestion des ressources humaines*, No. 105(3), p. 54-77.
- BROOKES, K., LIMBERT, C., DEACY, C., O'REILLY, A., SCOTT, S., & THIRLAWAY, K. (2013) "Systematic review : Work-related stress and the HSE Management Standards", *Occupational Medicine*, Vol 63, No. 7, p. 463-472.
- CAPRON, M. (2016) «Le concept de redevabilité au coeur de la relation entreprises-société», congrès du RIODD, Saint Etienne, hal-01349991
- CHEN, F. F., HAYES, A., CARVER, C. S., LAURENCEAU, J.-P., & ZHANG, Z. (2012) "Modeling general and specific variance in multifaceted constructs : A comparison of the bifactor model to other approaches", *Journal of Personality*, Vol. 80, No. 1, p. 219-251.
- CHEN, F. F., WEST, S., & SOUSA, K. (2006) "A Comparison of Bifactor and Second-Order Models of Quality of Life", *Multivariate Behavioral Research*, Vol. 41, No. 2, p. 189-225.
- CHURCHILL, G. A. (1979) "A paradigm for developing better measures of marketing constructs", *Journal of marketing research*, Vol. 16, No. 1, p. 64-73.
- COX, T. (1993) *Stress research and stress management : Putting theory to work*. HSE Books Sudbury.
- DAVENPORT, T. H. (2019) "Is HR the Most Analytics-Driven Function?", *Harvard Business Review (digital article April 2019)*.
- DE MENEZES, L. M., WOOD, S., & GELADE, G. (2010) "The integration of human resource and operation management practices and its link with performance : A longitudinal latent class study", *Journal of operations Management*, Vol. 28, No. 6, p. 455-471.
- DOLNICAR, S., & GRÜN, B. (2008) "Challenging Factor-Cluster Segmentation", *Journal of Travel Research*, Vol. 47, No. 1, p. 63-71.
- DROESBEKE, J.-J., SAPORTA, G., & THOMAS-AGNAN, C. (2013) *Modèles à variables latentes et modèles de mélange*. Paris : Editions TECHNIP.
- DURRIEU, F., & VALETTE-FLORENCE, P. (2005) «L'analyse typologique : De l'exploratoire au confirmatoire», in *Management des ressources humaines : Méthodes de recherche en sciences humaines et sociales*, p. 379-429.
- EDWARDS, J. A., & WEBSTER, S. (2012) "Psychosocial risk assessment : Measurement invariance of the UK Health and Safety Executive's Management Standards Indicator Tool across public and private sector organizations", *Work & Stress*, Vol. 26, No. 2, p. 130-142.
- EDWARDS, J. A., WEBSTER, S., LAAR, D. V., & EASTON, S. (2008) "Psychometric analysis of the UK Health and Safety Executive's Management Standards work-related stress Indicator Tool", *Work & Stress*, Vol. 22, No. 2, p. 96-107.
- EUROFOUND AND EU-OSHA (2014) *Psychosocial risks in Europe : Prevalence and strategies for prevention*. Publications Office of the European Union.
- FABRIGAR, L. R., WEGENER, D. T., MACCALLUM, R. C., & STRAHAN, E. J. (1999) "Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research", *Psychological Methods*, Vol. 4, No. 3, p. 272-299.
- FORNELL, C., & LARCKER, D. F. (1981) "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error", *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 1, p. 39-50.
- GALESIC, M., & BOSNJAK, M. (2009) "Effects of Questionnaire Length on Participation and Indicators of Response Quality in a Web Survey", *Public Opinion Quarterly*, Vol. 73, No.2, p. 349-360.
- GANNA, K., & BROCC, G. (2018) *Introduction à la modélisation par équations structurales*. Londres : éditions Iste.
- GERBING, D. W., & ANDERSON, J. C. (1988) "An updated paradigm for scale development incorporating unidimensionality and its assessment", *Journal of Marketing Research*, Vol. 25, No. 2, p. 186-192.
- GERVILLE-REACHE, L., & COUALLIER, V. (2011) *Echantillon représentatif (d'une population finie) : définition statistique et propriétés*. Hal-00655566
- GRIMAND, A., & VANDANGEON-DERUMEZ, I. (2010) «Les modes d'appropriation de la RSE et leurs impacts sur

- la fonction Ressources Humaines», XXI^e congrès de l'AGRH, Rennes.
- HAIR, J. F., ANDERSON, R. E., BABIN, B. J., & BLACK, W. C. (2010) *Multivariate data analysis: A global perspective* (Vol. 7). Upper Saddle River, NJ: Pearson.
- HAUFF, S., ALEWELL, D., & HANSEN, N. K. (2014) "HRM systems between control and commitment : Occurrence, characteristics and effects on HRM outcomes and firm performance", *Human Resource Management Journal*, Vol. 24, No. 4, p. 424-441.
- HENRY, N. W. (2004) "Latent Structure Analysis", in *Encyclopedia of Statistical Sciences*, John Wiley & Sons, Inc.
- HULIN, A., LEBÈGUE, T., & RENAUD, S. (2017) «Les attentes différenciées des talents selon le sexe : Une approche par la justice procédurale et la justice distributive», *Revue de gestion des ressources humaines*, No. 103(1), p. 40-54.
- KILIC, S. (2018) «Équilibre vie personnelle-vie professionnelle, Soutien social, Engagement et Satisfaction au travail : Une analyse des effets médiateurs», *Revue de gestion des ressources humaines*, No. 107(1), p. 23-33.
- LAZARSFELD, P. F. (1959) "Latent structure analysis", in *Psychology: A study of a science* (Vol. 3), New York (NY) : Mc Graw Hill, p. 476-543.
- MACKAY, C. J., COLIN J. MACKAY, COUSINS, R., KELLY, P. J., LEE, S., & MCCAIG, R. H. (2004) "Management Standards and work-related stress in the UK : Policy background and science", *Work & Stress*, Vol. 18, No. 2, p. 91-112.
- MARLER, J. H., & BOUDREAU, J. W. (2017) "An evidence-based review of HR Analytics", *The International Journal of Human Resource Management*, Vol. 28, No. 1, p. 3-26.
- MARSH, H. W., MORIN, A. J., PARKER, P. D., & KAUR, G. (2014) "Exploratory structural equation modeling : An integration of the best features of exploratory and confirmatory factor analysis", *Annual review of clinical psychology*, Vol. 10, p.85-110.
- MARSH, H. W., MUTHÉN, B., ASPAROUHOV, T., LÜDTKE, O., ROBITZSCH, A., MORIN, A. J. S., & TRAUTWEIN, U. (2009) "Exploratory Structural Equation Modeling, Integrating CFA and EFA : Application to Students' Evaluations of University Teaching", *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, Vol. 16, No. 3, p. 439-476.
- MCDONALD, R. P. (1985). *Factor analysis and related methods*. Mahwah, NJ : Lawrence Erlbaum.
- MCLACHLAN, G., & PEEL, D. (2000) *Finite mixture models*. John Wiley & Sons.
- MEYER, J. P., STANLEY, L. J., & VANDENBERG, R. J. (2013) "A person-centered approach to the study of commitment", *Human Resource Management Review*, Vol. 23, No 2, p.190-202.
- MILLER, C. C., & BAMBERGER, P. (2016) "Exploring emergent and poorly understood phenomena in the strangest of places : The footprint of discovery in replications, meta-analyses, and null findings", *Academy of Management Discoveries*, vol.2, n°4, p.313-319.
- MORIN, A. J., ARENS, A. K., & MARSH, H. W. (2016) "A bifactor exploratory structural equation modeling framework for the identification of distinct sources of construct-relevant psychometric multidimensionality", *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, Vol. 23, No. 1, p. 116-139.
- MORIN, A. J., & MARSH, H. W. (2015) "Disentangling shape from level effects in person-centered analyses : An illustration based on university teachers' multidimensional profiles of effectiveness", *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, Vol. 22, No. 1, p. 39-59.
- MORIN, A. J. S., BOUDRIAS, J.-S., MARSH, H. W., MCINERNEY, D. M., DAGENAIS-DESMARAIS, V., MADORE, I., & LITALIEN, D. (2017) "Complementary Variable- and Person-Centered Approaches to the Dimensionality of Psychometric Constructs : Application to Psychological Wellbeing at Work", *Journal of Business and Psychology*, Vol. 32, No. 4, p. 395-419.
- MORIN, A., MORIZOT, J., BOUDRIAS, J.-S., & MADORE, I. (2011) "A Multifoci Person-Centered Perspective on Workplace Affective Commitment : A Latent Profile/Factor Mixture Analysis", *Organizational Research Methods*, Vol. 14, No. 1, p. 58-90.
- MUTHÉN, B. O., & MUTHÉN, L. K. (2012) *Mplus User's Guide: Vol. 7th Edition*, Muthén & Muthén. 1998-2012.

- O'LEARY-KELLY, S. (1998) "The empirical assessment of construct validity", *Journal of Operations Management*, Vol. 16, No. 4, p. 387-405.
- PAO-LONG, C., & WEI-LING, C. (2002) "The effect of human resource management practices on firm performance : Empirical evidence from high-tech firms in Taiwan", *International Journal of Management*, Vol. 19, No. 4, p. 622.
- PARK, H. S., DAILEY, R., & LEMUS, D. (2002) "The use of exploratory factor analysis and principal components analysis in communication research", *Human Communication Research*, Vol. 28, No. 4, p. 562-577.
- POILPOT-ROCABOY, G., BERTHE, B., & CHAN, C. (2018) «Normes sociales de genre et inégalité professionnelle : Quelle influence du sentiment de culpabilité des femmes ?», *Revue de gestion des ressources humaines*, No. 110(4), p. 3-17.
- REISE, S. P. (2012) "The rediscovery of bifactor measurement models", *Multivariate Behavioral Research*, Vol. 47, No. 5, p. 667-696.
- ROSSEEL, Y. (2012) "Lavaan : An R Package for Structural Equation Modeling", *Journal of Statistical Software*, Vol. 48, No.5, p. 1-36.
- ROSSITER, J. R. (2005) "Reminder : A horse is a horse", *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 22, No. 1, p. 23.
- ROULIN, N. (2015) "Don't Throw the Baby Out With the Bathwater : Comparing Data Quality of Crowdsourcing, Online Panels, and Student Samples", *Industrial and Organizational Psychology*, Vol. 8, No.2, p. 190-196.
- ROUSSEL, P. (2005) «Méthodes de développement d'échelles pour questionnaires d'enquête». in Roussel P. & Wacheux F. (dir) *Management des ressources humaines, coll. Méthodes & Recherches*, Bruxelles : De Boeck, p. 245-276.
- ROUSSILLON SOYER, C., ROUSSEL, P., CHARBONNIER-VOIRIN, A., BENTEIN, K., & BALKIN, D. B. (2018) «L'effet d'interaction des primes contingentes et de la motivation autonome sur la performance dans la tâche, contextuelle et adaptative», *Revue de gestion des ressources humaines*, n° 109(3), p. 25-39.
- SHEPPARD, A. G. (1996) "The sequence of factor analysis and cluster analysis : Differences in segmentation and dimensionality through the use of raw and factor scores", *Tourism Analysis*, Vol 1, No. 1, p. 49-57.
- SIJTSMAN, K. (2009) "On the use, the misuse, and the very limited usefulness of Cronbach's alpha", *Psychometrika*, Vol. 74, No.1, p. 107.
- SIMPSON, E. H. (1951) "The interpretation of interaction in contingency tables", *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Vol. 13, No. 2, p. 238-241.
- SKRONDAL, A., & RABE-HESKETH, S. (2004) *Generalized Latent Variable Modeling : Multilevel, Longitudinal, and Structural Equation Models*. CRC Press.
- SOMERS, M. J. (2009) "The combined influence of affective, continuance and normative commitment on employee withdrawal" *Journal of vocational behavior*, Vol.74, No 1, p.75-81.
- SPSS Inc. (2012) *IBM SPSS Statistics for Windows (Version 21)* [Computer software].
- TABANELLI, M. C., DEPOLO, M., COOKE, R. M. T., SARCHIELLI, G., BONFIGLIOLI, R., MATTIOLI, S., & VIOLANTE, F. S. (2008) "Available instruments for measurement of psychosocial factors in the work environment", *International Archives of Occupational and Environmental Health*, Vol. 82, No.1, p. 1-12.
- TSOUMBRIS, P., & XENIKOU, A. (2010) "Commitment profiles: The configural effect of the forms and foci of commitment on work outcomes", *Journal of vocational behavior*, Vol. 77, No 3, p. 401-411.
- VOORHEES, C. M., BRADY, M. K., CALANTONE, R., & RAMIREZ, E. (2016) "Discriminant validity testing in marketing : An analysis, causes for concern, and proposed remedies", *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 44, No. 1, p. 119-134.
- WANG, J., & WANG, X. (2012) "Mixture modeling". in *Structural Equation Modeling: Applications Using Mplus*, p. 289-390.

Annexe 1 : Compléments sur le coefficient Omega de Mc Donald

Pour un facteur à k-items de loading λ_i standardisés, ω est donné par la formule :

$$\omega = \frac{(\sum_i^k \lambda_i)^2}{(\sum_i^k \lambda_i)^2 + \sum_i^k \theta_i} \quad (1)$$

En sciences de gestion, le ω est équivalent au $\rho_{Joreskog}$ (O'Leary-Kelly, 1998).

Pour un modèle bi-factoriel, il est donné par la formule suivante (Gustafsson, 2010 ; Lucke, 2005; Reise, 2012; Rodriguez *et al.* 2016) :

$$\omega = \frac{(\sum_i^a \lambda_{i\ Gen})^2 + (\sum_i^b \lambda_{i\ sp1})^2 + \dots + (\sum_i^e \lambda_{i\ sp4})^2}{(\sum_i^a \lambda_{i\ Gen})^2 + (\sum_i^b \lambda_{i\ sp1})^2 + \dots + (\sum_i^e \lambda_{i\ sp4})^2 + \sum_i^k \theta_i} \quad (2)$$

Les $\lambda_{i\ Gen}$ représentent les loadings du facteur général, les $\lambda_{i\ spj}$ les loadings des facteurs spécifiques, et les θ_i les variances résiduelles de chaque item du facteur considéré.

Les critères de fiabilité applicables sont alors : $\alpha_{Cronbach} \geq 0.7$ *et* $\omega \geq 0.7$. Dans notre cas on vérifie si les valeurs du ω pour chacun des facteurs du HSE MSIT sont supérieures à 0.7.

Nb : Le calcul automatique du coefficient Omega est possible dans l'environnement R en utilisant la fonction « reliability » dans le package SemTools (disponible au lien suivant : <https://cran.r-project.org/package=semTools>). Cette fonction renvoie les valeurs de l'alpha de Cronbach, du coefficient oméga et de la variance moyenne extraite (AVE).

Annexe 2 : Questionnaire

	Au cours de cette dernière année, indiquez à quel point les phrases suivantes correspondent à votre expérience Réponses sur une échelle de type Likert à 5 échelons (de « jamais » à « toujours »)
HSE1	Ce qu'on attend de moi au travail est clair pour moi
HSE3	Au travail, différentes personnes exigent de moi des choses qui sont difficiles à concilier
HSE4	Je sais comment faire pour accomplir mon travail
HSE6	Les délais qu'on me fixe ne sont pas réalisables
HSE7	Mes collègues m'aident quand le travail devient difficile
HSE10	J'ai mon mot à dire sur le rythme et la vitesse de mon travail
HSE11	Mes obligations et mes responsabilités sont claires pour moi
HSE12	Je dois négliger certaines tâches parce que j'ai trop de choses à faire
HSE13	Les buts et les objectifs de mon service (département) sont clairs pour moi
HSE15	Je peux choisir et décider de la façon d'accomplir mon travail
HSE17	Je comprends comment mon travail s'inscrit dans le but global de l'organisation
HSE18	Je suis soumis à la pression de travailler de longues heures
HSE19	J'ai le choix pour décider de ce que je fais au travail
HSE22	Mes pressions temporelles ne sont pas réalistes
HSE23	Quand j'ai un problème professionnel, je peux compter sur l'aide de mon supérieur hiérarchique
HSE24	Mes collègues me fournissent l'aide et le soutien dont j'ai besoin
HSE25	J'ai mon mot à dire sur la manière dont je travaille
HSE26	Je peux questionner les managers sur les changements d'organisation dans le travail
HSE27	Au travail, je reçois le respect que je mérite de la part de mes collègues
HSE28	Les employés sont toujours consultés pour les changements au travail
HSE29	Je peux parler à mon supérieur hiérarchique de quelque chose qui m'a contrarié au travail
HSE31	Mes collègues sont disposés à m'écouter à propos de mes problèmes professionnels
HSE32	Quand des changements sont faits au travail, la façon dont ils vont se dérouler en pratique est claire pour moi
HSE35	Au travail, mon supérieur hiérarchique m'encourage
Echelles de Risques psychosociaux	
GENABS	Approximativement, combien de jours d'absence avez-vous eu l'année dernière (en dehors des vacances légales) ?
MANABS	En pensant à votre travail actuel, lors de la dernière année , combien de fois approximativement avez-vous manqué le travail à cause du mode de management ?
En pensant à votre travail, lors des 6 derniers mois	
PHYSPRES	Chaque mois , approximativement combien de fois êtes-vous allé(e) au travail alors que vous ne n'étiez pas physiquement en état de travailler ?
PSYCPRES	Chaque mois , approximativement combien de fois êtes-vous allé(e) au travail alors que vous n'étiez pas psychologiquement en état de travailler ?
En pensant à votre travail actuel, lors de la dernière année , combien de fois avez-vous pensé...	
TURNOVER	À changer de travail ?
UNHAPPY	Que vous ne vous sentiez pas du tout bien dans votre travail ?

Annexe 3 : Modèle confirmatoire de Risques Psychosociaux (RPS)

Loadings	ABS	PRES	TURN
GENABS	0.562		
MANABS	0.902		
PHYSPRES		0.772	
PSYCPRES		0.947	
TURNOVER			0.843
UNHAPPY			0.919
AVE	0.565	0.747	0.778
Omega	0.711	0.854	0.875
Corrélations	ABS	PRES	TURN
ABS	---		
PRES	0.402	---	
TURN	0.274	0.543	---

$\chi^2=10.894$, $df=6$ ($p=0.09$) ; $RMSEA=0.028$ [0.0-0.053] ; $CFI=0.997$; $TLI=0.993$; $SRMR=0.012$

Annexe 4 : Corrélations entre les construits issus de deux modèles concurrents de premier ordre à 7 facteurs (CFA 7F et ESEM 7F)

	DEMANDS	CONTROL	MANAGSUP	PEERSUP	RELATION	ROLE
DEMANDS	-					
CONTROL	0.094 (0,059)	-				
MANAGSUP	0.162 (0,124)	0.547 (0,444)	-			
PEERSUP	0.079 (-0,048)	0.424 (0,305)	0.772 (0,478)	-		
RELATION	0.736 (-0,612)	0.199 (60,086)	0.330 (-0,194)	0.322 (-0,10)	-	
ROLE	0.238 (0,278)	0.462 (0,338)	0.468 (0,380)	0.395 (0,189)	0.372 (-0,476)	-
CHANGE	0.212 (0,130)	0.632 (0,361)	0.884 (0,505)	0.628 (0,285)	0.374 (-0,197)	0.636 (0,275)

Les corrélations résultant du modèle ESEM figurent entre parenthèses.

Annexe 5 : Structure factorielle du modèle Bi-ESEM 7S initial

	HSE_MS	DEMANDS	CONTROL	MANAGSUP	PEERSUP	RELATION	ROLE	CHANGE
HSE3	0.247	0.554	-0.085	0.013	-0.064	-0.199	0.128	0.032
HSE6	0.295	0.654	-0.093	0.023	-0.106	-0.118	0.150	0.000
HSE9	0.046	0.698	-0.009	-0.037	-0.023	0.060	-0.174	0.137
HSE12	0.163	0.563	-0.112	-0.011	-0.071	-0.115	0.088	0.042
HSE16	0.182	0.561	0.077	-0.136	-0.033	-0.109	-0.044	-0.211
HSE18	0.205	0.678	0.050	-0.003	-0.005	-0.115	-0.014	-0.049
HSE20	0.101	0.719	0.025	0.059	0.042	-0.045	-0.126	0.108
HSE22	0.348	0.610	-0.068	-0.095	-0.067	-0.259	0.118	-0.161
HSE2	0.301	0.026	0.502	-0.114	-0.076	0.067	-0.065	-0.204
HSE10	0.428	-0.075	0.546	0.077	0.075	0.093	0.006	0.072
HSE15	0.386	0.002	0.684	0.020	-0.057	0.005	0.147	-0.018
HSE19	0.340	-0.082	0.699	0.021	-0.038	0.029	0.027	0.116
HSE25	0.567	-0.017	0.593	0.056	0.062	0.047	0.117	0.008
HSE30	0.342	-0.103	0.291	-0.037	0.007	-0.020	-0.227	0.072
HSE8	0.527	-0.150	0.147	0.375	0.369	-0.050	0.048	0.111
HSE23	0.674	-0.007	-0.031	0.451	0.034	0.078	-0.043	-0.114
HSE29	0.777	-0.007	-0.035	0.193	-0.178	0.147	-0.118	-0.042
HSE33	0.626	-0.096	0.030	0.163	0.369	0.055	-0.093	0.126
HSE35	0.699	-0.056	-0.008	0.476	0.011	0.080	-0.124	0.052
HSE7	0.371	-0.162	-0.014	0.215	0.625	0.030	-0.015	-0.019
HSE24	0.538	-0.104	0.011	0.177	0.651	-0.031	0.012	-0.009
HSE27	0.691	-0.009	-0.046	-0.092	0.280	-0.077	0.012	0.036
HSE31	0.617	-0.047	-0.020	-0.086	0.457	0.033	-0.122	-0.018
HSE5	0.368	0.352	-0.012	-0.047	-0.098	-0.348	0.080	-0.025
HSE14	0.340	0.246	-0.094	-0.099	0.030	-0.600	0.067	0.122
HSE21	0.317	0.383	-0.093	-0.150	-0.076	-0.432	0.166	-0.260
HSE34	0.491	0.321	-0.061	-0.005	0.001	-0.510	0.105	0.036
HSE1	0.517	0.060	-0.001	-0.051	-0.056	0.123	0.481	0.022
HSE4	0.280	0.040	0.084	-0.143	0.018	0.086	0.403	-0.053
HSE11	0.494	0.045	0.040	-0.079	-0.004	0.141	0.599	0.044
HSE13	0.473	0.019	0.005	-0.004	-0.028	0.133	0.620	0.011
HSE17	0.405	-0.077	0.064	0.063	-0.028	0.051	0.526	-0.039
HSE26	0.705	-0.035	0.027	0.115	-0.144	0.131	-0.025	-0.040
HSE28	0.623	-0.096	0.071	0.117	-0.065	0.072	-0.103	0.324
HSE32	0.676	-0.019	0.041	-0.025	-0.003	0.135	0.140	0.247
AVE	0.556	0.480	0.546	0.536	0.607	0.645	0.540	0.652

Contributions factorielles importantes en gras grisées.

Annexe 6 : Structures factorielles du modèle Bi-ESEM final**Tableau : Modèle Bi-ESEM 6S**

	HSE_MS	DEMANDS	CONTROL	MANAGSUP	PEERSUP	ROLE	CHANGE
HSE3	0.186	0.634	0.044	0.03	0.023	0.073	0.041
HSE6	0.245	0.751	0.056	0.035	0.07	0.094	0.003
HSE12	0.113	0.629	0.071	0.002	0.038	0.05	0.035
HSE18	0.162	0.621	0.054	0.006	0.014	0.043	0.029
HSE22	0.267	0.705	0.04	0.06	0.022	0.06	0.045
HSE10	0.451	0.09	0.527	0.016	0.067	0.013	0.137
HSE15	0.419	0.012	0.667	0.019	0.069	0.09	0.091
HSE19	0.389	0.092	0.68	0.05	0.049	0.016	0.007
HSE25	0.586	0.011	0.595	0.019	0.074	0.089	0.016
HSE23	0.654	0.011	0.015	0.563	0.131	0.019	0.044
HSE29	0.778	0.03	0.054	0.256	0.082	0.086	0.03
HSE35	0.702	0.016	0.012	0.395	0.087	0.108	0.094
HSE7	0.343	0.153	0.001	0.126	0.625	0.004	0.034
HSE24	0.47	0.042	0.057	0.14	0.782	0.047	0.058
HSE27	0.66	0.069	0.058	0.109	0.32	0.002	0.022
HSE31	0.609	0.017	0.053	0.139	0.472	0.138	0.134
HSE1	0.515	0.093	0.003	0.015	0.038	0.502	0.051
HSE4	0.272	0.084	0.086	0.107	0.023	0.402	0.112
HSE11	0.499	0.079	0.047	0.069	0.004	0.613	0.051
HSE13	0.485	0.045	0.011	0.003	0.028	0.628	0.09
HSE17	0.417	0.012	0.083	0.034	0.008	0.479	0.095
HSE26	0.718	0.009	0.002	0.175	0.076	0.011	0.008
HSE28	0.657	0.061	0.047	0.035	0.022	0.061	0.489
HSE32	0.687	0.008	0.027	0.05	0.029	0.177	0.168
AVE	0.585	0.501	0.624	0.711	0.656	0.501	0.590
Omega	0.941	0.829	0.863	0.874	0.869	0.824	0.792

Contributions factorielles importantes en gras grisées.

 $\chi^2=273.569$, $df=129$; $RMSEA=0.033$ [0.027-0.038] ; $CFI=0.984$; $TLI=0.966$; $SRMR=0.014$

Annexe 7 : Analyse typologique en classes latentes**Tableau 1 : Comparaison des solutions en classes latentes**

	Modèle	2 classes	3 classes	4 classes	5 classes	6 classes
valeur	<i>Loglikelihood</i>	-9045.849	-8851.486	-8740.006	-8644.315	-8596.21
	<i>AIC</i>	18149.698	17790.972	17598.012	17436.629	17370.421
	<i>BIC</i>	18293.876	18009.725	17891.34	17804.533	17812.899
	<i>ABIC</i>	18201.767	17869.974	17703.946	17569.495	17530.219
	<i>Entropy</i>	0.993	0.732	0.723	0.757	0.771
p-valeur	<i>LMR LRT</i>	0.0001	0.0002	0.0089	0.1213	0.0961
	<i>ALMR LRT</i>	0.0002	0.0002	0.0092	0.1233	0.0981

Tableau 2 : Comparaison des moyennes des scores de risques psychosociaux

Absentéisme	1-Ignorés	2-Tranquilles	3-Impliqués	4-Hauts potentiels	Différences significatives
Moyenne	0.138	-0.131	-0.122	-0.091	1-2 (p < 0.001)
Ecart-type	0.841	0.662	0.663	0.756	1-3 (p < 0.001)
N	506	268	254	38	

F(3, 1062) = 10.674, p < .001

Présentéisme	1-Ignorés	2-Tranquilles	3-Impliqués	4-Hauts potentiels	Différences
Moyenne	0.471	-0.492	-0.347	-0.477	1-2 (p < 0.001)
Ecart-type	1.637	1.287	1.393	1.424	1-3 (p < 0.001)
N	506	268	254	38	1-4 (p < 0.001)

F(3, 1062) = 3 2.410, p < .001

Turnover	1-Ignorés	2-Tranquilles	3-Impliqués	4-Hauts potentiels	Différences
Moyenne	0.488	-0.587	-0.280	-0.482	1-2 (p < 0.001)
Ecart-type	1.04	0.829	0.892	0.988	1-3 (p < 0.001)
N	506	268	254	38	1-4 (p < 0.001)
					2-3 (p < 0.01)

F(3, 1062) = 88.457, p < .001

Différences données avec correction de Bonferroni pour comparaisons multiples.

Annexe 8 : Scripts Mplus pour l'estimation des modèles ESEM et bi-ESEM de la figure 1

Script modèle ESEM à deux facteurs

Title:

Analyse Factoriel Confirmatoire : Modèle ESEM 2F

Data:

File is exemple.dat ; ! Fichier de données

Variable:

! Identification des variables

Names are

Id

I1-I6 ;

Idvariable is Id ;

! identifiant des répondants

Missing are all (999) ;

! codage des valeurs manquantes

Usevariables are

! Sélection des variables utilisées dans le modèle

I1-I6 ;

Analysis:

Estimator is MLR ;

! Estimation par maximum de vraisemblance robuste

Rotation is TARGET ;

! Commande d'une estimation ESEM

Model:

F1 by FG by I1 I2 I3 I4~0 I5~0 I6~0 (*1) ; ! Contrainte : Les items I4 à I6 tendent vers 0

F2 by I1~0 I2~0 I3~0 I4 I5 I6 (*1) ; ! Contrainte : Les items I1 à I3 tendent vers 0

Output:

STDYX Modindices(all) Res Tech4;

! Demande des estimations standardisées

! Indices de modification (pour les contributions croisées)

Savedata:

File is ESEM_2F.dat ;

! Sauvegarde des scores factoriels confirmés

Format is FREE ;

Save is FSCORES ;

Script modèle Bi-ESEM à deux facteurs spécifiques

Title:

Analyse Factoriel Confirmatoire : Modèle BI-ESEM 2S

Data:

File is exemple.dat ;

Variable:

Names are

Id

I1-I6 ;

Idvariable is Id ;

Missing are all (999) ;

Usevariables are

I1-I6 ;

Analysis:

Estimator is MLR;

Rotation is TARGET (ORTHOGONAL) ;

! On impose une Corrélacion nulle entre les facteurs

Model:

FG by I1 I2 I3 I4 I5 I6 (*1) ;

F1 by FG by I1 I2 I3 I4~0 I5~0 I6~0 (*1) ;

! Contrainte : Les items I4 à I6 tendent vers 0

F2 by I1~0 I2~0 I3~0 I4 I5 I6 (*1) ;

! Contrainte : Les items I1 à 3 tendent vers 0

Output:

STDYX Modindices(all) Res Tech4;

Savedata:

File is Bi-ESEM_2S.dat ;

Format is FREE ;

Save is FSCORES ;

Nb : L'ensemble des scripts Mplus ayant été utilisés dans l'article ainsi que les fichiers de données originaux sont disponibles à l'adresse suivante : https://osf.io/x7cyq/?view_only=330dcd251c1245b5b1a4851ee89176c3