



UNITÉ DE **SOUTIEN**  
**SSA | QUÉBEC**

Ensemble pour un système de santé qui apprend

# Comment mesurer indirectement le genre en recherche sur les humains?

Présentation d'un guide de création pour un index de  
genre composite

Enzo Cipriani, Charles-Edouard Giguère, Eugénie Samson-  
Daoust, Ioana Cotocea & Robert-Paul Juster

Avril 2022

## **PARTENAIRES PRINCIPAUX**

Instituts de recherche en santé du Canada  
Ministère de la Santé et des Services sociaux  
Fonds de recherche du Québec – Santé  
RUISSS Université McGill  
RUISSS Université de Montréal  
RUISSS Université de Sherbrooke  
RUISSS Université Laval

Université Laval  
Université McGill  
Université de Montréal  
Université de Sherbrooke

Stratégie de recherche axée sur le patient  
**SRAP**  
Le patient d'abord 

  
**IRSC CIHR**  
Instituts de recherche en santé du Canada Canadian Institutes of Health Research

## Table des matières

1. Objectifs et composition du présent document .....	3
2. Qu'est-ce que le sexe? .....	3
3. Qu'est-ce que le genre?.....	4
4. Pourquoi mesurer le genre en recherche humaine?.....	5
5. Comment mesurer le genre? Présentation du concept d'index de genre composite .....	6
6. Comment créer un index de genre composite?.....	8
A. Identifier les variables d'intérêt .....	9
B. Introduire les variables dans une analyse factorielle exploratoire (EFA) .....	10
C. Confirmer le modèle extrait via des analyses factorielles confirmatoires (CFA) .....	14
D. Créer le modèle final et tester l'apport de votre index de genre en comparaison au sexe assigné à la naissance.....	15
7. Résultats préliminaires .....	15
A. Exemple des résultats de Pelletier, Ditto et Pilote (2015) .....	15
B. Résultats préliminaires évaluant la validité de la méthode de création d'un index composite de genre présentée dans ce document, issu de Cipriani et al., 2022 .....	16
8. Conclusion.....	18
Références .....	19

## 1. Objectifs et composition du présent document

La littérature scientifique et les considérations générales d'équité, diversité et inclusion abordés dans les objectifs de développement durable des nations unies (<https://www.undp.org/fr/sustainable-development-goals>), les fonds de recherche du Canada (<https://cihr-irsc.gc.ca/f/52551.html>) et du Québec (<https://frq.gouv.qc.ca/equite-diversite-et-inclusion-edi/>) mettent de plus en plus l'emphase sur la nécessité de prendre en compte le sexe et le genre dans les projets de recherche.

Ce document représente une partie d'un projet plus large proposant deux outils permettant d'évaluer le genre des personnes incluses dans des projets de recherche, notamment en santé. Ce document se concentre sur la présentation d'une méthode de création d'un score composite de genre en utilisant des données déjà disponibles. Le second document présente un questionnaire développé dans le laboratoire CESAR.

Ces outils ont été développés en partie en partenariat avec des personnes issues de la diversité de genre au cours d'un stage d'été. Au cours de ce stage, un travail tout particulier a été apporté pour discuter de l'expérience de vie des personnes issues de la diversité de genre ainsi que de développer la compréhension théorique de l'identité de genre et de son rôle dans la vie des individus. Cela était dans le but d'inclure les visions et perspectives touchées directement par ces considérations et afin d'avoir une compréhension plus profonde de l'expérience individuelle de ces personnes. Ce stage a d'ailleurs permis à une des personnes impliquées de poursuivre ses études universitaires grâce à l'expérience accumulée.

Ce document est donc construit en 5 grands axes :

- Qu'est-ce que le sexe et le genre? Une présentation rapide du rationnel derrière les concepts de sexe et de genre.
- Pourquoi mesurer le genre en recherche humaine? Une revue de la littérature permettant de souligner les appuis scientifiques de l'apport de cette mesure.
- Comment mesurer le genre? Une présentation rapide du concept d'index composite de genre.
- Présentation des outils. Présentation détaillée de la méthode permettant de créer un indice composite de genre utilisant des données déjà récoltées.
- Quelques résultats préliminaires offrant un appui à la qualité et l'apport des outils présentés.

Bonne lecture!

## 2. Qu'est-ce que le sexe?

En recherche, le sexe se découpe en deux conceptions qui ne sont pas nécessairement équivalentes : le sexe assigné à la naissance et le sexe biologique. Le sexe attribué à la naissance correspond à celui que l'on retrouve sur des documents administratifs, tels un certificat de

Comment créer un score composite de genre

naissance, et qui a été assigné en fonction de caractéristiques physiques externes (ex : organes génitaux) à la naissance, souvent par un médecin. Le sexe biologique, quant à lui, correspond à des caractéristiques physiologiques qui ne sont pas forcément visibles, comme les chromosomes, les hormones, l'expression génique et le système reproducteur.

Contrairement à ce que laisse sous-entendre le sexe assigné à la naissance, le sexe biologique n'est pas binaire. En effet, des individus peuvent naître avec des caractéristiques physiques externes qui ne correspondent pas aux définitions traditionnelles binaires du sexe (féminin et masculin), et se voir attribuer un sexe binaire à la naissance, car la législation de leur pays ou région ne permet pas l'attribution d'un sexe non-binaire. C'est le cas du Canada et des États-Unis, où l'assignation d'un sexe binaire à la naissance est encore recommandée selon les bonnes pratiques médicales (National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022). D'autres personnes peuvent être nées avec des caractéristiques physiques externes associées à un sexe binaire, mais développer des attributs sexuels différents plus tard, notamment à la puberté. On parle alors de variations dans le développement sexuel, ou de personnes intersexes, dont on estime la prévalence à près de 1,7% dans le monde (Fausto-Sterling, 2000).

L'un des problèmes majeurs avec le sexe biologique est sa difficulté à être mesuré adéquatement en recherche. La plupart des études demandent simplement le sexe assigné à la naissance en offrant les deux options binaires féminin et masculin, car la plupart des personnes participantes détiennent cette information sur elles-mêmes. Certaines études vont ajouter la troisième option « intersexe », malgré qu'il ne soit pas recommandé d'utiliser cette approche car la quasi-totalité de personnes intersexes se font assigner un sexe binaire à la naissance; une question indépendante sur les différences de développement sexuel ou les variations de caractéristiques physiques sexuelles est plus appropriée (National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022). D'autres études vont même jusqu'à demander le sexe d'un individu sans en donner la définition, ce qui peut mener à de la confusion avec le concept de genre, qui y est certes lié mais dont il est bien distinct.

### 3. Qu'est-ce que le genre?

Plusieurs conceptions et mesures du genre ont évolué à travers le temps. Actuellement, le genre est défini comme :

« Un construit multidimensionnel qui lie identité de genre, expression de genre et attentes sociales et culturelles à propos du statut, caractéristiques et comportements associés avec les traits sexuels » (National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022; traduction libre).

Dans leur article, Pelletier, Ditto et Pilote (2015) expliquent et détaillent le fait que le concept de genre socioculturel a reçu de nombreuses définitions et mesures à travers les époques. Deux approches majeures se distinguent, l'une considérant le genre comme un spectre allant du masculin au féminin, et l'autre séparant ces deux dimensions et permettant d'avoir un score de

Comment créer un score composite de genre

masculinité comme de féminité (Bem, 1974; Cook, 1985; Heilbrun, 1976). Bien évidemment, il existe tout un courant d'études sur ces questions, que nous vous invitons à aller étudier si vous souhaitez approfondir vos connaissances sur le sujet (National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022).

Comme abordé avec justesse par Pelletier et coll., les outils utilisés pour évaluer le genre des personnes, comme le *Bem Sex-Role Inventory* (Bem, 1974), sont des outils pouvant être anciens et incapables de mesurer correctement les évolutions dans la population. En effet, le genre socioculturel est défini par le contexte dans lequel il est mesuré. Ce contexte peut être une zone géographique donnée avec une culture spécifique ou bien encore une période donnée. Par exemple, la définition d'une personne féminine en France dans les années 1950 et au Québec dans les années 2010 est extrêmement différente bien que le français soit la langue principale de ces deux endroits dans les deux périodes. De plus, certains comportements peuvent être plus présents dans une génération plutôt qu'une autre dans un lieu donné, comme le fait de communiquer ses émotions, qui évolue aussi en fonction de l'âge (Curci and Rimé, 2012) et de la considération dans la culture populaire (Wester et al., 2002), par exemple. Ces comportements peuvent être considérés comme féminins à une période donnée et ne plus être représentatifs d'un genre plus tard.

Par conséquent, la mesure du genre nécessite de se détacher au maximum des influences culturelles et temporelles afin de mesurer le plus précisément possible le concept sous-jacent de genre.

#### 4. Pourquoi mesurer le genre en recherche humaine?

Le sexe biologique est connu comme influençant la prévalence et la symptomatologie des maladies physiques comme mentales. Par exemple, les troubles cardiovasculaires semblent plus communs chez les individus de sexe masculin, mais se présentent différemment chez le sexe féminin (Regitz-Zagrosek and Kararigas, 2017). Le trouble bipolaire semble réparti de façon égale entre le sexe masculin et féminin (Diflorio and Jones, 2010), mais les symptômes diffèrent selon le sexe, les épisodes de manie étant plus prévalents chez les personnes de sexe masculin alors que ce sont les épisodes dépressifs pour le sexe féminin (Diflorio and Jones, 2010). Néanmoins, un intérêt croissant dans la littérature semble souligner le fait que ces différences pourraient être en partie dues à des différences hormonales (Regitz-Zagrosek and Kararigas, 2017; Schwartz et al., 2012), mais aussi au genre socioculturel de la personne (Afifi, 2007; Busfield, 2012; Duchesne et al., 2020).

Une revue de la littérature évaluant la santé mentale dans la communauté LGBTQ+ (lesbienne, gaie, bisexuelle, transgenre, *queer*) a identifié un risque plus élevé de trouble de santé mentale grave dans cette communauté, particulièrement en ce qui concerne les troubles liés au stigma et à la discrimination subie (Kidd et al., 2016). Par ailleurs, il y est noté un manque criant d'études en santé mentale concernant cette communauté dans la littérature.

Plusieurs projets de recherche rapportent mesurer le sexe attribué à la naissance, mais peu de ces projets l'incluent dans leurs analyses statistiques ou dans les résultats rapportés (Howard et al., 2017). De plus, en recherche scientifique, les termes sexe et genre sont souvent utilisés de manière interchangeable, en particulier en anglais, ce qui ajoute de la confusion dans la compréhension des dynamiques observées (Afifi, 2007; Kidd et al., 2016). Par exemple, lorsque l'on parle d'hommes et de femmes dans une étude, parle-t-on de leur sexe biologique, assigné à la naissance, ou bien de leur genre?

Par conséquent, il semble essentiel de démêler ces deux concepts afin d'avoir une compréhension plus complète du rôle du sexe biologique et du genre socioculturel dans le développement, l'évolution et les manifestations de la maladie physique et mentale (Einstein et al., 2013; Regitz-Zagrosek and Kararigas, 2017). De plus, un rapport d'étude du comité national américain traitant de la mesure du sexe, du genre et de l'orientation sexuelle (très complet par ailleurs) souligne le fait que la mesure du genre est plus apte à identifier les différences dans l'expérience de vie des personnes, mais aussi à dénoter les différences dans leurs caractéristiques individuelles (National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022). Cette mesure serait donc plus pertinente pour identifier des différences individuelles sur des symptômes et des prévalences de maladies.

Comme expliqué plus tôt, les troubles de santé mentale et physique s'expriment différemment en fonction du sexe attribué à la naissance, mais aussi en fonction du genre d'une personne. Inclure une mesure du genre de l'individu dans des projets de recherche en cours permettrait une meilleure compréhension du rôle de cette dimension sur l'incidence ou la symptomatologie. Or, beaucoup de projets de recherche en cours ne mesurent pas le genre socioculturel et pourraient bénéficier grandement de son investigation. Ces projets sont parfois coûteux et déjà lancés, ce qui ne permet pas d'implémenter de nouvelles variables mesurées dans la plupart des cas. Par conséquent, une méthode permettant d'utiliser des variables disponibles pour évaluer le genre socioculturel des participants au projet permettrait de parer, ne serait-ce que partiellement, à ce problème.

## **5. Comment mesurer le genre? Présentation du concept d'index de genre composite**

Pelletier, Ditto et Pilote (2015) ont développé une méthode permettant de mesurer le genre indirectement dans des bases de données n'ayant mesuré que le sexe assigné à la naissance. Leur méthode consistait à utiliser des variables sociodémographiques connues dans la littérature scientifique comme étant plus représentées chez les hommes ou les femmes (ex : niveau de responsabilité dans la prise en charge des enfants) dans un modèle d'analyse factorielle afin d'en extraire un score composite représentant la masculinité ou la féminité socioculturelle. Cette méthode a été utilisée dans un protocole de recherche concernant les personnes à risque de développer un syndrome coronarien aigu précoce, afin d'identifier de potentiels facteurs de risques et de protection spécifiques en fonction du sexe attribué à la naissance ou en fonction du score composite de genre. Leur score composite a permis de prédire le sexe avec une précision de 90% et d'identifier des facteurs de risques absents lors de l'évaluation avec le sexe seulement.

Comment créer un score composite de genre

Cette méthode permet donc d'introduire la considération du genre socioculturel dans des projets de recherche, mais présente quelques problèmes :

- Elle n'utilise que des variables sociodémographiques qui ne sont pas disponibles systématiquement dans les bases de données,
- Utilise une approche basée sur la littérature, ce qui n'est pas toujours possible selon les variables disponibles dans les bases de données,
- Utilise des analyses en composante principale (ACP), ce qui n'est pas toujours recommandé dans des projets de nature exploratoire bien que cela soit discutable (Field et al., 2012), et
- Ne sépare pas l'échantillon en deux parties, ce qui permettrait de créer et tester le modèle avant son utilisation finale (un test de qualité supplémentaire).

La méthode abordée par ces auteurs permet donc une plus grande adaptabilité aux divers échantillons recrutés dans les protocoles de recherche et de mieux s'aligner aux considérations présentes dans la période concernée. De plus, en recherche, l'utilisation d'approches basées sur la littérature (*hypothesis-driven*) est le *golden standard* puisqu'elle permet de se fonder sur des connaissances préétablies et sur des hypothèses testables. Néanmoins, comme indiqué plus tôt, cette méthode a aussi ses limites dans notre cadre. En effet, le fait d'utiliser une approche basée sur la littérature implique d'avoir accès à des données connues dans la littérature comme « polarisées » entre les sexes. Cette littérature est susceptible d'être biaisée par les considérations présentes lors de la publication.

Par conséquent, afin de nous écarter de ce risque de biais, mais aussi parce que les bases de données ne contiennent pas nécessairement autant de mesures sociodémographiques que dans celle utilisée par Pelletier et coll., nous avons décidé d'utiliser une approche basée sur les données (*data-driven*). Notre rationnel reste similaire mais néanmoins différent, ce qui est important à souligner. Cette approche basée sur les données implique le fait de chercher une cohérence dans nos données qui ne serait pas nécessairement basée sur des résultats connus dans la littérature. Cette méthode limite la généralisation du modèle utilisé, mais permet une adaptabilité plus grande à la réalité de l'échantillon, ce qui est intéressant dans notre cas. Néanmoins, une pré-sélection des variables à étudier sera faite en se basant sur des différences entre les sexes. Cela permet d'accentuer la communalité de nos variables (variance commune à nos facteurs extraits, autrement dit le fait que les variables utilisées dans le modèle ont un concept en commun) autour de la notion de sexe et de genre, facilitant l'extraction d'un score mesurant effectivement le genre.

Afin de créer cet index, des analyses factorielles seront utilisées. Ces analyses ont pour principe d'évaluer la validité interne d'une mesure (pour plus d'informations, lire le chapitre 17 de Field et al., 2012). En psychométrie, deux aspects sont centraux pour évaluer la qualité d'une mesure : la fiabilité et la validité, c'est-à-dire à quel point la mesure est fiable et est-ce qu'elle mesure bien ce qu'elle doit mesurer. Les analyses factorielles permettent d'évaluer la cohérence conceptuelle de ce qui est mesuré. Cette méthode statistique permet donc de s'affranchir, dans une certaine mesure, de considérations contextuelles car elle recherche la cohérence dans l'échantillon.

Comment créer un score composite de genre

Néanmoins, une procédure rigoureuse est nécessaire dans ce cas afin d'éviter au maximum les risques d'erreur.

Afin de développer cette méthode et confirmer son intérêt méthodologique et scientifique, nous avons utilisé un échantillon issu de la banque Signature, une banque de données biologique récoltées auprès de patients visitant les urgences psychiatriques du plus grand hôpital psychiatrique du Québec, l'Institut Universitaire en Santé Mentale de Montréal (IUSMM). Ces données ont été récoltées auprès de 2061 patients et sont d'ordre biologique (ex : échantillons de sang), administratif (ex : diagnostic principal), psychologique (ex : symptômes dépressifs) et sociodémographique (ex : statut d'emploi).

Nous allons détailler le rationnel de notre méthode ainsi que le procédé utilisé avec les différents marqueurs de qualité utilisés tout au long de la procédure de création de cet index composite de genre. Nous ne rentrerons pas dans le détail technique (ex : type de logiciel utilisé) mais nous efforcerons de détailler la méthode utilisée au mieux. Les questions techniques peuvent être abordées à travers de nombreux tutoriels sur internet (ex : faire une analyse factorielle exploratoire sur R) et le plan théorique sera abordé plus en détail dans une publication scientifique en cours de rédaction.

## 6. Comment créer un index de genre composite?

Avant de commencer les analyses et de procéder à la création de cet index, plusieurs choses doivent être vérifiées afin d'assurer que la base de données est adaptée. Plusieurs analyses vont être effectuées, notamment des analyses factorielles, qui nécessitent des conditions particulières.

Dans un premier temps, la base de données utilisée doit avoir une taille assez conséquente pour pouvoir permettre ce genre d'analyse. Comme indiqué dans le livre *Discovering Statistics Using R* (Field et al., 2012), la règle officielle serait de considérer 10 à 15 participants par variable. Dans une approche exploratoire, cela est plus difficile à respecter puisque nous ne savons pas par avance combien de variables peuvent être présentes dans le modèle final. D'autant plus que dans notre approche, il est nécessaire de séparer notre base de données en deux, afin d'avoir un échantillon pour développer le modèle puis un autre pour le tester et le valider.

Plusieurs auteurs suggèrent d'avoir au minimum 100 participants, 300 est considéré comme un bon nombre et 1000 est considéré comme excellent (Comrey and Lee, 1992; Tabachnick et al., 2007). Nous vous conseillons donc au strict minimum d'avoir 200 participants dans votre échantillon mais nous ne pouvons garantir que vous trouverez un modèle stable avec cette quantité de participants. Il y a beaucoup d'autres aspects qui vont définir le nombre acceptable de participants, notamment le nombre de facteurs et à quel point vos variables s'identifient bien à ces facteurs. Par conséquent nous vous conseillons vivement d'aller lire le chapitre 17.4.1 de Field et coll., (2012) ou bien l'article de Mundfrom et al., (2005) afin d'avoir une meilleure idée de comment vous ajuster.

**Attention** aux données manquantes, les analyses factorielles ne peuvent avoir que des données complètes, par conséquent faites extrêmement attention aux variables que vous choisissez car



cela peut avoir un effet important sur la possibilité de conduire vos analyses (plus de détails dans la section suivante).

Il vous faut aussi vérifier la normalité de la distribution de vos variables avant de conduire vos analyses. Le reste des prérequis sera abordé dans les sections suivantes.

### A. Identifier les variables d'intérêt

Dans un premier temps, il est nécessaire d'identifier les variables d'intérêt dans la base de données disponible. Ces variables sont considérées « d'intérêt » car elles sont prometteuses dans leur possibilité de « discriminer » entre le sexe masculin et féminin. Afin d'identifier ces variables, plusieurs choses peuvent être faites :

1. Identifier des variables connues dans la littérature comme polarisées entre les hommes et les femmes. Voir Pilote et coll. (2021) pour quelques exemples.
2. Procéder à des analyses exploratoires pour identifier des variables présentant des différences significatives entre les hommes et les femmes (Chi2 et tests-t). **Attention de bien vérifier les postulats, leur vérification permettra les analyses suivantes aussi.**

Bien évidemment, cela dépend du nombre de variables disponibles dans la base de données :

- a. S'il y en a peu (<50), analysez-les toutes, il reste intéressant d'avoir accès à ces résultats ne serait-ce que pour les comparaisons en fin de procédure.
- b. S'il y en a beaucoup (>100), une présélection sera nécessaire afin de réduire le nombre de variables prises en compte.

Une fois les analyses terminées ou dans le cas b., il est nécessaire de sélectionner des variables avant de les entrer dans le modèle d'analyse factorielle. Pour procéder à cette sélection, voici quelques indices :

- Mettez de côté les variables que vous voulez investiguer avec votre index plus tard, les variables utilisées pour créer l'index ne peuvent être analysées avec le même index.
- Choisir des variables où les différences sont les plus marquées, elles permettront probablement une discrimination plus grande par votre index plus tard.
- Les variables sociodémographiques sont importantes à prendre en compte car elles sont souvent représentatives de la condition d'un sexe ou l'autre dans la société.
- Les analyses factorielles nécessitant l'absence de données manquantes, il faut retirer les variables avec plus de 5% de données manquantes. Conserver des variables en ayant plus serait probablement trop réduire votre taille d'échantillon.

**Attention!** Gardez en tête que les manipulations et les décisions prises au fur et à mesure doivent être documentées. Votre pire ennemi dans ce genre de travail est le « vous passé » qui n'a pas précisé son cheminement de pensée avant de prendre une décision. Le fait de noter les décisions et les étapes au fur et à mesure est la garantie d'un travail propre et transparent, et garantit moins de difficultés au fil de la création de l'outil. Par conséquent, selon le logiciel utilisé, créer une

« syntaxe » ou tout autre document (ex : Markdown pour R) permettant le suivi des analyses statistiques est important.

Avant de procéder aux procédures suivantes, il faut séparer le fichier de données en deux (de préférence 33 et 66% de l'échantillon) afin de créer une base de données d'entraînement et une de validation. Bien évidemment, cela dépend du nombre de participants disponibles dans la base de données initiale.

## B. Introduire les variables dans une analyse factorielle exploratoire (EFA)

Une fois les variables prometteuses identifiées, il faut procéder à une série d'analyses factorielles exploratoires (EFA) avec l'échantillon test. Ces analyses vont nous permettre d'identifier un modèle stable. Ce modèle sera ensuite testé pour identifier sa capacité prédictive du sexe des participants avant d'être validé par analyse factorielle confirmatoire.

**Attention** avant de procéder à ces analyses, il est fortement conseillé d'avoir quelques connaissances préalables concernant les analyses factorielles. Nous nous efforçons de détailler notre procédure ici, qui respecte les critères de qualité évoqués dans : Field et al., 2012; Marsh et al., 2014; Thompson, 2004.

**Attention**, tous les logiciels d'analyses statistiques ne permettent pas de conduire d'analyses factorielles exploratoires et confirmatoires. Il est important de faire attention à ce détail avant de commencer les analyses.

Avant de procéder aux EFA, une série de vérifications et préparations doivent être effectuées afin de préparer le terrain et confirmer la conductibilité de ces analyses. Bien sûr, les postulats de distribution normale auront été vérifiés au préalable avant de conduire les analyses précédentes. Toute cette procédure demande de la logique et des prises de décision, chaque base de données est différente et par conséquent nécessite des adaptations particulières. Voici donc les critères à prendre en compte avant de conduire une analyse factorielle :

- 1) S'assurer que, si des variables catégorielles sont intégrées au processus, elles soient dichotomiques (ex : 0=Non, 1=Oui). Pour les variables catégorielles avec plus d'un choix de réponse, il faut créer des « *dummy variables* », c'est-à-dire des variables créées représentant chacune un seul choix dans la question originale. Par exemple la question « Quel est votre diplôme? » contenant plusieurs choix (DES, DEP, DEC, Baccalauréat...) doit être divisée en autant de choix possibles, soit « DES : oui ou non, DEP : oui ou non, etc. ». On associe généralement la valeur de 1 à la sélection (« oui ») et 0 à l'absence de sélection (« non ») du choix donné, ce qui permet de réduire le nombre de données manquantes sur la variable (inhérente avec la séparation d'une question à choix multiples en plusieurs variables) car celles-ci sont ainsi converties en 0.
- 2) Retirer les participants avec trop de données manquantes. Comme indiqué plus tôt, les variables avec plus de 5% de données manquantes ne devraient pas être incluses.
- 3) Vérifier que les variables incluses présentent de la variabilité lorsque les données manquantes sont retirées, surtout les variables catégorielles. Si c'est n'est pas le cas, les

- retirer. Une bonne façon de procéder à cette vérification est d'observer les tableaux de fréquences des réponses à la question originale (pour les variables catégorielles ou ordinales), ainsi que les valeurs descriptives (moyenne, écart-type) et les histogrammes de distribution (pour les variables continues comme l'âge).
- 4) Vérifier les corrélations entre les variables restantes. En effet, afin de procéder à une analyse factorielle, les variables présentes doivent avoir un minimum de relation entre elles. Les corrélations devraient être significatives et comprises entre  $|0,3|$  et  $|0,8|$  (Field et al., 2012). Retirez les variables problématiques.
  - 5) Identifier l'adéquation de l'échantillon en effectuant le test KMO (Kaiser-Meyer-Olkin). Ce test évalue la proportion de variance commune entre chacune des variables et aussi au sein d'une même variable et permet donc d'évaluer à quel point l'échantillon est adapté pour effectuer une analyse factorielle (Field et al., 2012). Le KMO doit être de 0,5 minimum (individuellement et total) bien qu'un score de 0,7 et plus est considéré meilleur.
  - 6) Tester la sphéricité à l'aide du test de Bartlett. Essentiellement, ce test permet de tester si les variables sont assez corrélées les unes avec les autres pour pouvoir procéder à une analyse factorielle (pour plus de détails, voir Field et al., (2012)). Le test de Bartlett doit donc être statistiquement significatif ( $p < 0,05$ ) pour procéder à l'analyse factorielle.

Une fois que toutes ces vérifications sont effectuées et acceptables, félicitations, vous allez pouvoir effectuer une analyse factorielle. Voici les étapes suivantes :

- 1) Déterminer le nombre de facteurs (grossièrement, le nombre de dimensions qui vont composer votre index). Dans un modèle factoriel, il est possible d'avoir une dimension par variable incluse. Ce résultat donnerait probablement un modèle très bien ajusté aux données mais très difficile à interpréter ou à utiliser. Il est donc nécessaire de réduire le nombre de facteurs et d'identifier quelles variables sont cohérentes les unes avec les autres.

Le nombre de facteurs à utiliser dans une analyse factorielle peut être déterminé de plusieurs façons. Il n'y a pas vraiment de méthode idéale, par conséquent le choix final doit être pris avec précaution et discernement; consulter plusieurs indicateurs est une bonne pratique ici. Voici différentes méthodes :

- a. Observer le nombre de facteurs offrant la plus haute *eigenvalue* (ou valeur propre) ou supérieure à 1. Une valeur propre indique la proportion de variance commune aux variables expliquée par le facteur les regroupant, et donc indique à quel point regrouper ces variables dans un facteur permet d'expliquer plus de variance que la variable isolée (voir <https://www.theanalysisfactor.com/factor-analysis-1-introduction/>).
- b. Utiliser le « test du coude » consistant en observer la figure d'effondrement de l'*eigenvalue* en fonction du nombre de facteurs. Il faut sélectionner le nombre de facteurs au-dessus du coude au-delà duquel l'*eigenvalue* ne diminue plus beaucoup (voir Field et al., 2012, p. 763).

- c. Utiliser une « analyse parallèle » qui essentiellement utilise le même genre de méthode que le test du coude, mais où les eigenvalues de chaque facteur sont comparées à une multitude de eigenvalues générées aléatoirement pour identifier si le score est plus élevé que celui généré aléatoirement (Field et al., 2012; Horn, John, 1965).

Encore une fois, faire preuve de logique est important ici. Le but est de trouver un compromis entre le nombre de facteurs minimum et le nombre de facteurs le plus ajusté aux données. Le but est de trouver un modèle stable contenant au minimum deux variables par facteur.

- 2) Choisir le mode d'extraction et la rotation. Il existe plusieurs types d'extractions, mais celle recommandée dans une approche exploratoire est celle en axe principal (*principal axis*) (Field et al., 2012). En ce qui concerne les méthodes de rotation, il existe deux grandes familles, orthogonale et oblique. Le choix d'une famille ou l'autre dépend de la logique théorique derrière votre analyse. Si vous pensez que les variables composant vos facteurs sont liées théoriquement, la rotation à sélectionner devrait être oblique mais d'autres facteurs entrent en compte ici. Une rotation orthogonale (ex : Varimax) serait à privilégier dans le cas d'une approche exploratoire, en particulier lorsque basée sur les données plutôt que la littérature. Tout un sous-chapitre est dédié à cette question dans le livre de Field et coll. (2012).

Vous avez maintenant tous les aspects à prendre en compte dans votre analyse factorielle exploratoire. La prochaine étape est de conduire des analyses en procédant avec une approche essai-erreur, à l'image de tout travail psychométrique. L'objectif final est de trouver un modèle stable, qui pourrait être défini par :

- Un modèle qui converge, c'est-à-dire dont la matrice de covariance permet d'obtenir un modèle qui a du sens et donc positive. Si votre modèle ne converge pas à cause d'une matrice non-positive, vous pouvez aller chercher de l'aide dans les deux citations suivantes : Cooperman and Waller, 2021; Field et al., 2012.
- Des valeurs de saturation factorielle (*factor loadings*) avec un seuil acceptable. L'acceptabilité dépend de plusieurs points, notamment la taille de l'échantillon. En effet, comme présenté dans Field et al. (2012), lorsque les valeurs de saturation sont majoritairement supérieures à  $|0,6|$ , la structure factorielle reste acceptable peu importe la taille de l'échantillon. Lorsque les valeurs de saturation sont majoritairement au-dessus de  $|0,4|$  mais sous  $|0,6|$ , une taille d'échantillon de 150 est préférable. Néanmoins, lorsque la taille d'échantillon est de 300, quelques valeurs de saturation en dessous de  $|0,4|$  ne posent pas de problème majeur. Le seuil d'acceptabilité minimale reste de  $|0,3|$ , bien que cela reste discutable en fonction de la taille de l'échantillon et du reste des valeurs de saturation factorielle. Par exemple, un modèle à 4 facteurs et 12 variables ayant la majorité de ses valeurs de saturation supérieures à 0,6 mais deux ou trois autour de 0,3 peut être acceptable; la taille de l'échantillon sera le seul critère majeur à prendre en compte ici.

- Des indices d'ajustement (*fitness*) acceptables, bien que ces indices soient plus utilisés pour les analyses factorielles confirmatoires ou les équations structurelles. Encore une fois ici, tout dépend du discernement de la personne en charge, les indices d'ajustement n'ont pas de seuils d'acceptabilité clairs bien qu'un consensus général soit présent. Ces indices permettent généralement de confirmer que l'étape suivante sera un succès. Généralement, il est accepté :  $TLI > 0,9$ ,  $RMSEA < 0,08$ ,  $SRMR < 0,8$ . Pour plus d'informations, voir Hooper et al., 2008.

**Attention**, plusieurs problèmes peuvent être rencontrés dans cette analyse. Si le modèle ne converge pas, assurez-vous que le nombre d'itérations que vous autorisez est assez grand. Des valeurs de saturation factorielle trop faibles indiquent une cohérence trop faible de votre modèle. Pour éviter cela, assurez-vous que votre KMO est assez élevé. Retirer les variables ayant des valeurs trop faibles sur le KMO et/ou la saturation peut aider grandement. Aussi, vous pouvez changer le type de rotation utilisé dans votre analyse. Assurez-vous néanmoins d'avoir une bonne justification pour appuyer votre type d'extraction et de rotation utilisé. Aussi, une taille d'échantillon plus grande facilite généralement l'obtention d'un modèle stable, donc modifier la répartition de vos deux jeux de données peut aider, ou encore recruter plus de participants. Évaluer d'autres variables que vous n'auriez pas voulu ou pensé ajouter peut aussi aider. Il s'agit d'un vrai exercice d'ajustement donc ne vous découragez pas si vous n'obtenez pas de modèle stable. De plus, n'hésitez pas à chercher différents tutoriels, livres, articles ou bien des fils de discussions sur des forums comme ResearchGate ou GitHub, par exemple. Du soutien d'une personne formée en statistiques peut aussi être une très bonne idée, n'hésitez surtout pas à demander de l'aide.

Une fois qu'un modèle stable est extrait, il faut en extraire les scores sur chaque facteur puis utiliser ces scores dans une régression logistique avec la variable dépendante (le sexe assigné à la naissance dans notre cas). En effet, il existe un recoupement théorique entre le sexe assigné à la naissance et le genre d'une personne. Par conséquent, les différents facteurs doivent être capables de prédire de façon statistiquement significative le sexe pour assurer la qualité de l'indice final. Bien sûr, tout dépend du nombre de facteurs, mais au moins un facteur devrait prédire le sexe masculin et un le sexe féminin. Un facteur ne prédisant pas le sexe significativement devra peut-être être retiré; à vous de voir si le conserver offre une meilleure AUC (détaillée plus bas).

*In fine*, l'index de genre des participants sera extrait des résultats de cette régression logistique. En effet, ce score correspond à comment chaque participant correspond à son sexe assigné à la naissance en fonction de ses caractéristiques individuelles définies par les variables utilisées dans le modèle. Il ne peut néanmoins pas être utilisé tel quel. Le score final sera déterminé par un test de la capacité prédictive de cette régression, soit, dit autrement, sa performance à prédire le sexe assigné à la naissance.

Pour évaluer cette performance, la courbe AUC (*Area Under the Curve*) ROC (*Receiver Operating Characteristic*) est généralement utilisée. À l'image de l'évaluation de l'efficacité d'un test, cette courbe mesure la sensibilité (la propension du test à se révéler positif) et la

spécificité (la propension du test à discriminer entre un vrai positif et un faux positif) de l'outil évalué. La AUC va de 0 à 1 et la courbe ROC est la représentation graphique du rapport entre la sensibilité et la spécificité. Une AUC de 0,5 indique que le test permet de donner le bon résultat 50% du temps, ce qui correspond au hasard et donc au pire scénario. Un seuil acceptable en recherche est généralement de 0,7, soit une capacité de 70% à donner le bon résultat, alors que dans des examens médicaux un seuil de 90% est plus recommandé.

Dans notre situation, l'objectif n'est pas de prédire parfaitement le sexe assigné à la naissance, puisque le concept de genre n'y est pas lié à 100%, mais au minimum d'identifier un recoupement. Par conséquent nous pouvons considérer acceptable un seuil d'AUC supérieur à 0,60 au minimum, bien que 0,65 serait un seuil plus approprié. La littérature conseille néanmoins un seuil de 0,70 comme plus acceptable (Hosmer et al., 2013).

Une fois que vous avez identifié un modèle stable et permettant de prédire le sexe assigné à la naissance, félicitations, vous pouvez passer à la suite pour confirmer votre modèle.

### C. Confirmer le modèle extrait via des analyses factorielles confirmatoires (CFA)

Ici, le principe est de procéder à une analyse factorielle confirmatoire permettant de valider que votre modèle s'applique bien et que vous pouvez créer votre indice final.

Essentiellement, vous allez devoir appliquer les mêmes variables avec la même structure factorielle sur la seconde partie de votre échantillon. Tout comme l'EFA, plusieurs indices de qualité vont permettre d'assurer la validité de ce modèle :

- 1) Un modèle qui converge
- 2) Des valeurs de saturation factorielle appropriées, comme indiqué dans la section précédente. Assurez-vous d'utiliser la version standardisée de ces valeurs pour faciliter l'interprétation.
- 3) Des indices d'ajustement acceptables

Utiliser des variables standardisées (en scores Z, par exemple) pourrait éviter de rencontrer des problèmes ici. Il est aussi possible que le modèle ne converge pas car deux variables insérées dans des facteurs différents sont trop corrélées. Utiliser la covariation des résiduels entre ces deux variables pourrait résoudre le problème. Si vous êtes proches du seuil d'ajustement et que vous utilisez le logiciel R, utiliser la commande « `modificationindices(model.fit)` » vous permettra d'identifier de potentielles modifications adaptées. Mais attention, gardez en tête le rationnel, se baser seulement sur les indices de modification peut fausser vos résultats (<https://benwhalley.github.io/just-enough-r/model-improvement.html>).

Une fois votre modèle confirmatoire stable et ayant des indices d'ajustement convenables, vous pouvez en extraire les scores et les utiliser dans une régression comme variables indépendantes et avec le sexe comme variable dépendante. Comme indiqué plus tôt, les facteurs devraient être capable de prédire significativement le sexe. Faites attention au sens des prédictions des facteurs,

ils devraient concorder entre l'EFA et la CFA. Si ce n'est pas le cas, il est possible que votre modèle pose un problème.

Une fois la régression logistique effectuée, vous pouvez en extraire les scores et évaluer la capacité prédictive avec l'AUC et ROC. Encore une fois, assurez-vous d'avoir une  $AUC > 0,60$  au strict minimum, en gardant en tête que 0,7 reste un meilleur seuil.

Vous avez réussi à obtenir un modèle stable et performant dans sa prédiction du sexe? Bravo, vous pouvez passer à l'étape finale! Si ce n'est pas le cas, n'hésitez pas à tester des ajustements (retirer des variables ou les changer de facteur, etc.) sur votre modèle et de revenir à l'EFA pour confirmer que tout va bien à ce niveau avec votre nouvelle version du modèle.

#### D. Créer le modèle final et tester l'apport de votre index de genre en comparaison au sexe assigné à la naissance

Ici, vous allez répliquer la même procédure que votre CFA mais avec votre échantillon complet. Une fois que vous avez obtenu un modèle stable et ayant une prédiction du sexe appropriée, félicitations, vous avez votre index composite final! Il est temps maintenant de tester si cet indice apporte une plus-value en identifiant des différences significatives que le sexe seul ne permet pas.

Afin de comparer les deux, plusieurs approches sont possibles, mais en voici quelques-unes intéressantes :

- 1) Faire une matrice de corrélations en incluant le sexe assigné à la naissance et l'index de genre.  
Évidemment, comparer des corrélations entre une variable continue et une variable catégorielle (bien que dichotomique) a ses limites. Néanmoins, cela vous permettra d'identifier une tendance dans vos données, ce qui est non négligeable.
- 2) Séparer votre index de genre en trois groupes en utilisant la méthode des tertiles, puis utiliser ces groupes pour faire des analyses de variance (ANOVAs). Ces trois groupes représenteront alors vos personnes avec des caractéristiques de genre masculines, féminines et « indifférenciés ». Vous pourrez comparer les résultats avec des tests-t comparant le sexe attribué à la naissance.
- 3) Créer des groupes prenant en compte le sexe et le genre (ex : homme masculin, femme indifférenciée, etc.). En effet, cela vous permettra de combiner ces deux dimensions et d'avoir une compréhension plus complète et cohérente de leur interaction.

Pour le reste, à vous de jouer!

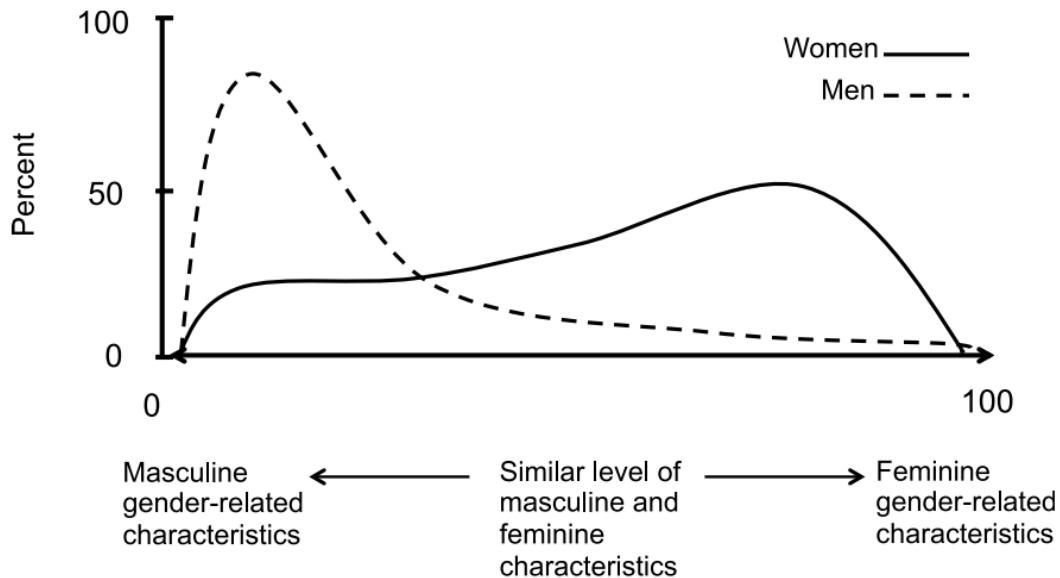
## 7. Résultats préliminaires

### A. Exemple des résultats de Pelletier, Ditto et Pilote (2015)

Dans leur article de 2015, Pelletier Ditto et Pilote ont développé un index composite de genre basé sur des variables sociodémographiques issues du projet de recherche GENESIS-PRAXY composé de 1075 participants (32% de femmes).

Comment créer un score composite de genre

À la suite d'une analyse en composantes principales (ACP), un modèle à 6 composantes et 17 variables a été extrait. De ces 17 variables, 7 ont été retenues car liées significativement au sexe, puis utilisées pour élaborer le score composite de genre. La distribution des scores de genre en fonction du sexe est présentée dans la figure 2.



**Figure 2.** Répartition des scores de genre en fonction du sexe, issu de Pelletier et al. (2015)

La qualité prédictive du modèle a été évaluée en estimant la prédiction correcte du sexe à l'aide de la statistique  $c$  (indice permettant d'estimer la proportion de prédiction correcte, voir Harrell et al., 2005, pour plus d'informations) devant être supérieure à 0,5 pour être meilleure que le hasard. Cet index a présenté une bonne prédiction avec  $c=0,9$ , indiquant une superposition incomplète entre les concepts de sexe et de genre, signifiant que ces concepts se recoupent mais restent distincts.

Ce score de genre a permis d'identifier que le genre féminin était lié à un plus grand nombre de facteurs de risque pour les maladies cardiovasculaires, indépendamment du sexe.

### B. Résultats préliminaires évaluant la validité de la méthode de création d'un index composite de genre présentée dans ce document, issu de Cipriani et al., 2022

La méthode de création d'un index composite de genre présentée dans ce document a été utilisée auprès d'un échantillon de 1708 participants (38,3% de femmes) issus de la Banque Signature ([www.banquesignature.ca](http://www.banquesignature.ca)).

Cette méthode a permis d'extraire un modèle composé de 4 facteurs et 8 variables présenté dans le tableau 2. Ce modèle présente une capacité prédictive de  $AUC=0,67$  (similaire à la statistique  $c$  présentée plus tôt, voir Narkhede, 2019, pour plus d'informations).

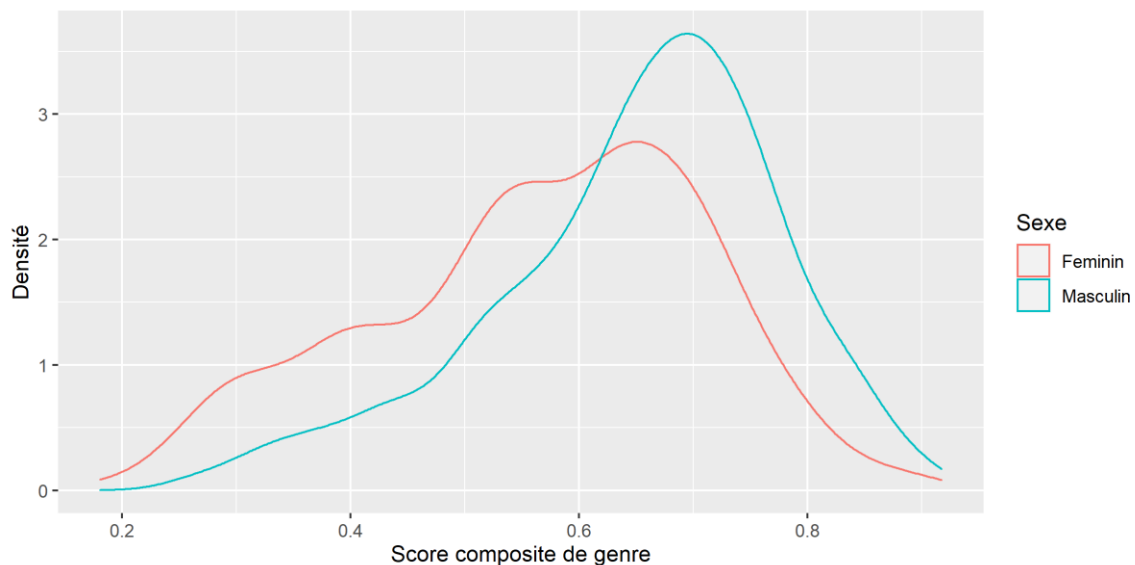


	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	Facteur 4
Comportement hostile pendant l'enfance	0,767			
Comportement hostile à l'âge adulte	0,835			
Diplôme d'études secondaires		0,494		
Diplôme universitaire de 1 <sup>er</sup> cycle		0,438		
Satisfaction de sommeil*			-0,795	
Efficacité du sommeil*			-0,425	
Avoir un logement privé				0,114
Avoir subi des violences sexuelles pendant l'enfance				-0,918

**Tableau 2.** Composition et valeurs de saturation factorielle des variables incluses dans le modèle final

Note : \*Issus du *Sleep Habits Questionnaire* (Johns et al., 1971)

La répartition des scores composites de genre en fonction du sexe est présentée dans la figure 3.



**Figure 3.** Répartition des scores de genre en fonction du sexe, tiré de Cipriani et al. (2022)

Les relations entre plusieurs symptômes et le score de genre composite a été comparée à celle du sexe assigné à la naissance via des corrélations. Les mesures consistent en : l'anxiété situationnelle (STAI-Y; Gauthier and Bouchard, 1993), les symptômes dépressifs (PHQ-9; Musiat et al., 2014), la consommation d'alcool (AUDIT; Saunders et al., 1993), de drogues (DAST; Bohn et al., 1991), l'échelle de déficit fonctionnel de l'OMS (Wenzel, 2017) ainsi que les sous-échelles de l'UPPS-P (Dugré et al., 2019) mesurant plusieurs dimensions de l'impulsivité. Ces corrélations (présentées dans le tableau 3) montrent que le score composite de genre est lié à un plus grand nombre de symptômes et plus fortement à la plupart d'entre eux que le sexe.

	Urg. +	Urg. -	Prem. -	Pers. -	R. Sens.	Dépr.	Anx.	Alcool	Drogue	Déficit
Sexe	-0,03	-0,04	-0,05*	-0,005	0,11***	0,15***	0,13***	0,11***	0,22***	-0,13 ***
Genre	0,12***	0,10***	0,10***	0,06**	0,21***	0,16***	0,14***	0,14***	0,26***	-0,13 ***

**Tableau 3.** Corrélations entre le sexe, le score composite de genre et plusieurs symptômes

Notes : \* $p < 0,05$ , \*\* $p < 0,01$ , \*\*\* $p < 0,001$ .

Urg. + = Urgence positive; Urg. - = Urgence négative; Prem. - = Manque de préméditation; Pers. - = Manque de persévérance; R. Sens. = Recherche de sensations; Dépr. = Symptômes dépressifs; Anx. = Symptômes anxieux; Alcool = Consommation d'alcool; Drogue = Consommation de drogue; Déficit = Déficit fonctionnel.

## 8. Conclusion

Nous avons donc présenté deux outils qui permettent de mesurer le genre en recherche quantitative : une Échelle d'Identité et des Rôles de Genre (EIRG ou GRIS) à inclure avant la collecte de données, et une méthode pour créer un index composite de genre adapté aux données lorsque celles-ci ont déjà été collectées et que seul le sexe a été mesuré. Ces instruments permettent de quantifier le genre à l'aide d'un score continu dont un extrême représente la féminité et l'autre la masculinité. L'utilisation d'un tel spectre genré a permis de mettre en lumière plus de relations avec d'autres variables psychosociales que le sexe à lui seul. Un apport majeur de ce type d'outil est la richesse des scores se situant entre les extrémités du continuum des genres binaires féminin et masculin, bien que ceux-ci puissent ne pas être représentatifs d'identités de genre non binaires (ex : *agenre*, *genderqueer*) ou bigenres (ex : *bispirituelle*, *genderfluid*). Ces instruments auraient donc avantage à être utilisés conjointement à des approches qualitatives dans des protocoles mixtes afin d'en évaluer l'intérêt, en particulier auprès de personnes issues de la diversité de genre.

Ces outils mesurant le sexe et le genre pourront être intégrés aux sondages, en recherche, dans les milieux administratifs, cliniques et autres contextes de santé. Ils offriront non seulement une meilleure compréhension du rôle du sexe et du genre dans les phénomènes étudiés mais permettront également d'orienter de façon plus optimale les soins et traitements envers certaines populations spécifiques.

## Références

- Afifi, M., 2007. Gender differences in mental health. *Singapore Med. J.* 48, 385–391.
- Bem, S.L., 1974. The measurement of psychological androgyny. *J. Consult. Clin. Psychol.* 42, 155–162. <https://doi.org/10.1037/h0036215>
- Bohn, M.J., Babor, T., Kranzler, H.R., 1991. Validity of the Drug Abuse Screening Test (DAST-10) in inpatient substance abusers. *Probl. drug Depend.* 119, 233–235.
- Busfield, J., 2012. Gender and mental health, in: *The Palgrave Handbook of Gender and Healthcare, Second Edition*. pp. 192–208. [https://doi.org/10.1057/9781137295408\\_12](https://doi.org/10.1057/9781137295408_12)
- Cipriani, E., Giguère, C.-E., Samson-Daoust, E., Kerr, P., Le Page, C., Juster, R.-P., 2022. Composite gender index in psychiatric emergency, in: 44th Annual Meeting of the American Psychosomatic Society. Long-Beach, California, USA.
- Comrey, A., Lee, H., 1992. *A first course in factor analysis (2nd edn.)* Lawrence Earlbaum associates. Publ. Hillsdale, New Jersey.
- Cook, E.P., 1985. *Psychological androgyny*.
- Cooperman, A.W., Waller, N.G., 2021. Heywood you go away! Examining causes, effects, and treatments for Heywood cases in exploratory factor analysis. *Psychol. Methods*. <https://doi.org/10.1037/met0000384>
- Curci, A., Rimé, B., 2012. The temporal evolution of social sharing of emotions and its consequences on emotional recovery: A longitudinal study. *Emotion* 12. <https://doi.org/10.1037/a0028651>
- Diflorio, A., Jones, I., 2010. Is sex important? Gender differences in bipolar disorder. *Int. Rev. Psychiatry* 22, 437–452. <https://doi.org/10.3109/09540261.2010.514601>
- Duchesne, A., Pletzer, B., Pavlova, M.A., Lai, M.-C., Einstein, G., 2020. Editorial: Bridging Gaps Between Sex and Gender in Neurosciences. *Front. Neurosci.* 14, 1–4. <https://doi.org/10.3389/fnins.2020.00561>
- Dugré, J.R., Giguère, C.É., Du Sert, O.P., Potvin, S., Dumais, A., 2019. The psychometric properties of a short UPPS-P impulsive behavior scale among psychiatric patients evaluated in an emergency setting. *Front. Psychiatry* 10, 1–9. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2019.00139>
- Einstein, G., Downar, J., Kennedy, S., 2013. Gender/sex differences in emotions. *Medicographia* 35, 271–280.
- Fausto-Sterling, A., 2000. *Sexing the body: Gender politics and the construction of sexuality*. Basic books.
- Field, A., Miles, J., Field, Z., 2012. *Discovering statistics using R*. Sage publications.
- Gauthier, J., Bouchard, S., 1993. Adaptation Canadienne-Française de la forme révisée du State-Trait Anxiety Inventory de Spielberg. *Can. J. Behav. Sci.* 25, 559–578.

Comment créer un score composite de genre

<https://doi.org/10.1037/h0078881>

- Harrell, F.E., Lee, K.L., Mark, D.B., 2005. Prognostic/Clinical Prediction Models: Multivariable Prognostic Models: Issues in Developing Models, Evaluating Assumptions and Adequacy, and Measuring and Reducing Errors, in: *Tutorials in Biostatistics*. John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK, pp. 223–249. [https://doi.org/10.1002/0470023678.ch2b\(i\)](https://doi.org/10.1002/0470023678.ch2b(i))
- Heilbrun, A.B., 1976. Measurement of masculine and feminine sex role identities as independent dimensions. *J. Consult. Clin. Psychol.* 44, 183–190. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.44.2.183>
- Hooper, D., Coughlan, J., Mullen, M.R., 2008. Structural Equation Modeling : Guidelines for Determining Model Fit Structural Equation Modelling : Guidelines for Determining Model Fit. *Electron. J. Bus. Res. Methods* 6, 53–60. <https://doi.org/10.21427/D79B73>
- Horn, John, L., 1965. A RATIONALE AND TEST FOR THE NUMBER OF FACTORS IN FACTOR ANALYSIS. *Psychometrika* 30, 179–185.
- Hosmer, D.W., Lemeshow, S., Sturdivant, R.X., 2013. *Applied Logistic Regression*, Wiley Series in Probability and Statistics. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- Howard, L.M., Ehrlich, A.M., Gamlen, F., Oram, S., 2017. Gender-neutral mental health research is sex and gender biased. *The Lancet Psychiatry* 4, 9–11. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(16\)30209-7](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(16)30209-7)
- Johns, M.W., Gay, T.J., Goodyear, M.D., Masterton, J.P., 1971. Sleep habits of healthy young adults: use of a sleep questionnaire. *Br. J. Prev. Soc. Med.* 25, 236–241. <https://doi.org/10.1136/jech.25.4.236>
- Kidd, S.A., Howison, M., Pilling, M., Ross, L.E., McKenzie, K., 2016. Severe Mental Illness in LGBT Populations: A Scoping Review. *Psychiatr. Serv.* 67, 779–783. <https://doi.org/10.1176/appi.ps.201500209>
- Marsh, H.W., Morin, A.J.S., Parker, P.D., Kaur, G., 2014. Exploratory Structural Equation Modeling: An Integration of the Best Features of Exploratory and Confirmatory Factor Analysis. *Annu. Rev. Clin. Psychol.* 10, 85–110. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032813-153700>
- Mundfrom, D.J., Shaw, D.G., Ke, T.L., 2005. Minimum Sample Size Recommendations for Conducting Factor Analyses. *Int. J. Test.* 5, 159–168. [https://doi.org/10.1207/s15327574ijt0502\\_4](https://doi.org/10.1207/s15327574ijt0502_4)
- Musiat, P., Conrod, P., Treasure, J., Tylee, A., Williams, C., Schmidt, U., 2014. Targeted Prevention of Common Mental Health Disorders in University Students: Randomised Controlled Trial of a Transdiagnostic Trait-Focused Web-Based Intervention. *PLoS One* 9, e93621. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0093621>
- Narkhede, S., 2019. Understanding AUC - ROC Curve. *Towar. Data Sci.* 6–11.
- National Academies of Sciences Engineering and Medicine, 2022. *Measuring Sex, Gender*

Comment créer un score composite de genre

Version 2022-11-30

Cipriani et al. 2022  
UNITÉ DE SOUTIEN  
SSA | QUÉBEC  
Appuyé par

Identity, and Sexual Orientation, Measuring Sex, Gender Identity, and Sexual Orientation. National Academies Press, Washington, D.C. <https://doi.org/10.17226/26424>

Pelletier, R., Ditto, B., Pilote, L., 2015. A Composite Measure of Gender and Its Association With Risk Factors in Patients With Premature Acute Coronary Syndrome. *Psychosom. Med.* 77, 517–526. <https://doi.org/10.1097/PSY.000000000000186>

Pilote, L., Raparelli, V., Noris, C.M., 2021. Meet the Methods Series: Methods for Prospectively and Retrospectively Incorporating Gender-related Variables in Clinical Research. *Can. Institutes Heal. Res. Inst. Gend. Heal.* 1–3.

Regitz-Zagrosek, V., Kararigas, G., 2017. Mechanistic pathways of sex differences in cardiovascular disease. *Physiol. Rev.* 97, 1–37. <https://doi.org/10.1152/physrev.00021.2015>

Saunders, J.B., Aasland, O.G., Babor, T.F., De La Fuente, J.R., Grant, M., 1993. Development of the Alcohol Use Disorders Identification Test (AUDIT): WHO Collaborative Project on Early Detection of Persons with Harmful Alcohol Consumption-II. *Addiction* 88, 791–804. <https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.1993.tb02093.x>

Schwartz, D.H., Romans, S.E., Meiyappan, S., De Souza, M.J., Einstein, G., 2012. The role of ovarian steroid hormones in mood. *Horm. Behav.* 62, 448–454. <https://doi.org/10.1016/j.yhbeh.2012.08.001>

Tabachnick, B.G., Fidell, L.S., Ullman, J.B., 2007. Using multivariate statistics. pearson Boston, MA.

Thompson, B., 2004. Exploratory and confirmatory factor analysis: Understanding concepts and applications. Washington, DC 10694.

Wenzel, A., 2017. World Health Organization Disability Assessment Schedule 2.0, in: The SAGE Encyclopedia of Abnormal and Clinical Psychology. SAGE Publications, Inc., 2455 Teller Road, Thousand Oaks, California 91320. <https://doi.org/10.4135/9781483365817.n1493>

Wester, S.R., Vogel, D.L., Pressly, P.K., Heesacker, M., 2002. Sex Differences in Emotion. *Couns. Psychol.* 30, 630–652. <https://doi.org/10.1177/00100002030004008>