



HAL
open science

Analyse psychométrique en réseaux des sous-tests de l'Échelle d'Intelligence de Wechsler pour enfants et adolescents 5e édition (WISC-V)

Mathilde Bastien, Jean-Luc Kop, Salome Döll, Thierry Lecerf

► To cite this version:

Mathilde Bastien, Jean-Luc Kop, Salome Döll, Thierry Lecerf. Analyse psychométrique en réseaux des sous-tests de l'Échelle d'Intelligence de Wechsler pour enfants et adolescents 5e édition (WISC-V). Basile Chevrier; Bruno Dauvier; Isabelle Fort; Edith Galy; Jean-Baptiste Pavani; Nathalie Prudhomme; Pierre-Yves Gilles. Actualité de la psychologie différentielle, Presses Universitaires de Provence, pp.11-29, 2024, 9791032005118. hal-04573082

HAL Id: hal-04573082

<https://hal.science/hal-04573082>

Submitted on 13 May 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License



Presses
Universitaires
de Provence

IMPORTANT

Dès la publication de l'ouvrage collectif
auquel vous avez contribué,
les PUP vous autorisent à publier
le tiré à part « éditeur »
qu'elles vous transmettent
uniquement sur une plateforme
de science ouverte publique (HAL)

Sur une plateforme privée
(Academia, ResearchGate etc.),
merci de ne faire figurer que le lien vers HAL

Les PUP vous conseillent
de choisir la licence CC-BY-SA
pour la protection de votre travail,
en conformité avec les recommandations
d'OpenEdition Books

Nous vous remercions

Actualité de la psychologie différentielle



sous la direction de
Basilie Chevrier, Bruno Dauvier, Isabelle Fort

PSY **JP
PUP
PU**

PSΨ

Actualité de la psychologie différentielle

sous la direction de

Basilie Chevrier, Bruno Dauvier, Isabelle Fort, Édith Galy,
Jean-Baptiste Pavani, Nathalie Prudhomme, Pierre-Yves Gilles

2024

PRESSES UNIVERSITAIRES DE PROVENCE

© PRESSES UNIVERSITAIRES DE PROVENCE
Aix Marseille Université

29, avenue Robert-Schuman – F – 13621 Aix-en-Provence CEDEX 1
Tél. 33 (0)4 13 55 31 91

pup@univ-amu.fr – Catalogue complet sur presses-universitaires.univ-amu.fr/editeur/pup

DIFFUSION LIBRAIRIES : AFPU DIFFUSION <https://www.afpu-diffusion.fr>

DISTRIBUTION LIBRAIRIES : DILISCO Groupe Albin Michel

Analyse psychométrique en réseaux des sous-tests de l'Échelle d'Intelligence de Wechsler pour enfants et adolescents

5^e édition (WISC-V)

Mathilde Bastien

Université de Genève, Évaluation psychométrique et différences individuelles, Suisse

Jean-Luc Kop

Université de Lorraine, Laboratoire Lorrain de Psychologie et Neurosciences de la Dynamique
des Comportements (ZLPN, EA 7489), Nancy, France

Salome Döll

Université de Genève, Évaluation psychométrique et différences individuelles, Suisse /
Université de Lausanne, Institut de psychologie, Suisse

Thierry Lecerf

Université de Genève, Évaluation psychométrique et différences individuelles, Suisse /
Université de Lausanne, Institut de psychologie, Suisse

Introduction

Tests et psychométrie

Dans le cadre de bilans, les psychologues sont régulièrement amenés à évaluer l'intelligence afin de prendre des décisions individuelles¹. L'évaluation de l'intelligence se fait en grande partie par le biais de tests qui permettent une mise en situation standardisée dont les buts sont notamment de mettre en avant les faiblesses et les forces normatives et idiographiques de l'enfant dans « l'ici et maintenant ». Il s'agit de comparer les performances de l'enfant à celles des autres enfants du même âge (i.e., analyse normative) et/ou de comparer les performances de l'enfant par rapport à son propre niveau de performances (i.e., analyse idiographique). Parmi les nombreux tests disponibles dans le domaine, les échelles d'intelligence de Wechsler, qui fournissent divers indicateurs du fonctionnement cognitif des individus, sont largement utilisées et représentent une aide à la prise de décision individuelle.

1 Par simplification, le terme de « décision individuelle » fait référence aux diverses utilisations des résultats des tests dans le cadre d'un bilan psychologique : aide à la compréhension du fonctionnement cognitif, aide au diagnostic psychologique, aide à la prévention et à l'intervention, orientation, conseil, suivi thérapeutique, etc.

L'utilisation des tests, notamment d'intelligence, contribue à décrire et à expliquer les compétences cognitives et conatives. Sur la base des résultats des tests, la psychologue peut étayer ses hypothèses et élaborer des recommandations, des prédictions, etc. L'interprétation des résultats peut de ce fait entraîner des répercussions importantes sur la vie de l'individu. Dans la mesure où les résultats des tests sont utilisés à des fins de décision individuelle, il est primordial de disposer d'instruments qui satisfont des exigences psychométriques minimales.

D'après les *Standards for Educational and Psychological Testing* (AERA, APA et NCME, 2014), il est de la responsabilité de la - du psychologue d'être capable de justifier la pertinence de l'utilisation et de l'interprétation des scores des tests pour les décisions individuelles. Pour cela, les informations relatives à la validité et à la fidélité doivent être non seulement disponibles mais surtout adéquates. Ces données psychométriques sont essentielles pour inscrire le bilan psychologique dans une perspective fondée sur les preuves (*Evidence-based Psychological Assessment* ; Bornstein, 2017). Cette étude porte sur la question de la validité de l'utilisation et de l'interprétation des scores, en l'occurrence ceux des sous-tests de l'Échelle de Wechsler pour Enfants et Adolescents, 5^e édition (WISC-V, Wechsler, 2016). La question de la fidélité, qui est une question distincte de celle de la validité, n'est pas abordée.

Validité

Les scores des tests² sont interprétés en termes d'attributs psychologiques à travers un processus d'inférence qui repose sur des modèles théoriques et des données empiriques. Par exemple, un score de 80 (selon une métrique de moyenne 100 et d'écart-type 15) aux Matrices Progressive de Raven est interprété comme une performance très inférieure à la moyenne en raisonnement fluide inductif. Cette interprétation repose sur des données empiriques ainsi que sur un modèle théorique. Le modèle CHC (Cattell-Horn-Carroll ; Schneider et McGrew, 2018) définit les Matrices de Raven comme une tâche faisant majoritairement appel à des compétences de raisonnement fluide (notion *d'unidimensionnalité essentielle*). La question de l'utilisation et de l'interprétation des scores dans un contexte donné pour un échantillon spécifique est l'objet de la validité (pour une conception alternative de la validité, cf. Markus et Borsboom, 2013). Ce concept psychométrique permet d'évaluer dans quelle mesure le test évalue bien ce qu'il prétend évaluer et si les inférences qui découlent des scores sont pertinentes (AERA, APA et NCME, 2014).

Les *Standards for Educational and Psychological Testing* (AERA, APA et NCME, 2014) distinguent plusieurs sources de validité qui permettent de renforcer les hypothèses sur l'utilisation et l'interprétation des scores : (1) les preuves basées sur le contenu du test, (2) les preuves basées sur les processus de réponses, (3) les preuves basées sur la structure interne du test, (4) les preuves basées sur la relation avec des variables externes, (5) et enfin, les preuves basées sur les conséquences de l'évaluation³. L'accumulation de preuves de la validité de l'utilisation et de l'interprétation renforce

2 Comme la fidélité, la validité est une propriété des scores et non des tests, et sont spécifiques des échantillons testés.

3 Depuis 1999, la validité de construit (*construct validity*) ne figure plus dans cette classification, car on considère que les 5 sources de validité ont toutes par définition pour objectif de renseigner sur la validité de construit.

l'utilité clinique des scores et les décisions individuelles. Parmi ces cinq sources de validité, la question de l'adéquation entre la structure théorique et la structure des données concerne la validité interne. Il s'agit de s'assurer que les relations entre les scores/items d'un test sont bien celles attendues théoriquement. La question de la validité des scores est donc celle de l'évaluation de la dimensionnalité des scores.

Il existe plusieurs stratégies statistiques pour étudier la dimensionnalité, la structure interne des tests. Dans l'approche psychométrique classique, les méthodes les plus fréquemment utilisées sont les analyses factorielles exploratoires et/ou confirmatoires (Juhel, 2019). Cependant, depuis une dizaine d'années, on voit émerger au sein de l'Approche Psychométrique en Réseaux (APR), des procédures statistiques permettant également d'évaluer la dimensionnalité des scores des tests (Epskamp *et al.*, 2012 ; Epskamp *et al.*, 2018 ; Isvoranu *et al.*, 2022). C'est notamment le cas de la procédure *Exploratory Graph Analysis* (EGA) développée par Golino et Epskamp (2017 ; Christensen *et al.*, 2020). Bien que les méthodes factorielles et EGA poursuivent un objectif commun, à savoir l'évaluation de la dimensionnalité des scores, elles reposent sur des conceptualisations différentes de la notion de variable latente et de la relation entre les scores observés et les variables latentes par exemple. Cette distinction de conceptualisation entraîne des conséquences notamment sur les méthodes statistiques utilisées et sur la signification attribuée aux scores composites⁴.

Approche psychométrique classique

Dans l'approche psychométrique classique initiée par Spearman (1904), on suppose que les corrélations entre différentes variables observées (i.e., variable manifeste) reflètent l'influence d'une source commune de variation, qui n'est pas observée directement, mais est inférée à partir des corrélations. Cette source de variation est appelée variable latente. Sur le plan psychologique, cette variable latente va être interprétée en termes d'attribut psychologique. On postule que les corrélations entre les scores de différents tests traduisent la seule influence de cette variable latente, de cet attribut psychologique. Cette approche représente un modèle de mesure appelé réflectif dans lequel la variable latente est la « cause » des performances de chacun des scores (Markus et Borsboom, 2013). C'est par l'intermédiaire des scores des tests (i.e., indicateurs), et de leurs intercorrélations que l'on propose une interprétation en termes d'attribut psychologique.

Prenons l'exemple de l'Indice de Vitesse de Traitement (IVT) de l'échelle d'intelligence de Wechsler pour enfants et adolescents – 5e édition (WISC-V ; Wechsler, 2016) pour illustrer cette perspective réflexive. Selon cette approche, la corrélation entre les sous-tests Code et Symboles ($r = 0,54$; Wechsler, 2016, p. 62, tableau 5.1) s'explique par l'influence d'une variable latente, qui est la « cause » de la performance dans ces deux épreuves. L'interprétation psychologique proposée de cette source de variation commune, de cette variable latente, est celle de la vitesse de traitement. En conséquence, le score composite, calculé sur la base des notes standard des deux sous-tests Code (CD) et Symboles (SY), est l'indicateur de cet attribut psychologique non observé directement, la vitesse de traitement. Dit autrement, la vitesse

4 Nous utilisons le terme de score composite pour traduire un score obtenu à partir de la somme de scores de tests « élémentaires ».

de traitement est la cause des performances de ces deux épreuves⁵. En outre, dans cette approche réflexive, on postule que l'attribut psychologique (i.e., la vitesse de traitement) explique toute la variance partagée entre les sous-tests et qu'aucune autre source de variation n'est impliquée (Schmank *et al.*, 2019).

Comme mentionné précédemment, depuis Spearman (1904), la structure dimensionnelle des tests psychologiques est évaluée par des méthodes d'analyses factorielles en facteurs communs et uniques, qui supposent que les scores des tests sont des indicateurs d'attributs psychologiques sous-jacents (McGrew, 2023). Il existe deux grands types d'analyses factorielles qui permettent de mettre en évidence la structure latente à l'origine de la covariance entre les données : les analyses factorielles dites exploratoires (Spearman, 1904 ; Thurstone, 1935) et les analyses factorielles confirmatoires (Jöreskog, 1969).

L'analyse factorielle exploratoire (AFE) est une méthode statistique utilisée pour évaluer empiriquement la dimensionnalité des scores des tests, sans avoir de préjugés sur la structure des covariations entre les données. Son objectif est de reconstruire les covariations entre les scores en identifiant des sources de variations communes, c'est-à-dire les variables latentes, sans faire d'hypothèses théoriques préalables. Cette méthode s'avère particulièrement utile pour explorer la structure des sous-tests d'une batterie, telle que le WISC-V (pour une analyse factorielle exploratoire de la version francophone du WISC-V, voir Lecerf et Canivez, 2018, 2022).

Brièvement, les analyses factorielles confirmatoires (AFC), tout comme les AFE, ont pour objectif de reproduire les covariations entre les variables en utilisant un nombre limité de facteurs communs (Juhel, 2019). Cependant, la différence majeure entre l'AFE et l'AFC réside au niveau des hypothèses structurales. En effet, l'AFC vise à tester empiriquement une structure factorielle définie *a priori*. Ce type d'analyse a été utilisée par les concepteurs du WISC dans le but de fournir des preuves de la structure interne de la cinquième édition de la batterie. C'est sur la base de ces AFC que les concepteurs justifient une interprétation en cinq facteurs à partir des dix ou quinze sous-tests du WISC-V : l'indice de Compréhension Verbale (ICV), l'indice VisuoSpatial (IVS), l'Indice de Raisonnement Fluide (IRF), l'Indice de Mémoire de Travail (IMT) et l'Indice de Vitesse de Traitement (IVT ; Wechsler, 2016).

En résumé, l'analyse factorielle est une méthode statistique qui contribue à une meilleure compréhension des relations entre les différents scores et permet une interprétation plus précise des résultats en termes d'attributs psychologiques. Elle constitue donc une étape importante dans l'évaluation de la dimensionnalité des instruments comme les échelles d'intelligence de Wechsler, afin de proposer des interprétations psychologiques des scores des tests.

Approche psychométrique en réseaux

Comme mentionné précédemment, les analyses factorielles exploratoires et confirmatoires représentent les méthodes dominantes depuis les années 1900 pour évaluer la dimensionnalité des instruments psychologiques, en reposant sur une logique réflexive

5 On peut noter au passage que la position consistant à dire que l'hétérogénéité entre les scores des tests invalident le score composite (comme le QIT par exemple) repose explicitement ou implicitement sur cette perspective réflexive. C'est à cette condition que l'hétérogénéité invalide un score composite.

(McGrew, 2023). Récemment, des modèles de l'intelligence basés sur l'Approche Psychométrique en Réseaux (APR) ont été développés. Le modèle prototypique est celui développé par van der Maas *et al.* (2006 ; Kan *et al.*, 2019 ; Savi *et al.*, 2019) : le modèle mutualiste dynamique de l'intelligence⁶. Le modèle mutualiste abandonne l'hypothèse selon laquelle les corrélations positives entre tous les scores cognitifs (i.e., notion de *positive manifold*) traduisent l'influence d'une source de variation commune non observée. Ce modèle ne requiert pas l'hypothèse de l'existence de variables latentes. Dans la logique de l'approche en réseaux, le modèle mutualiste postule que les corrélations observées entre les scores sont les résultats des interactions réciproques qu'entretiennent les processus cognitifs impliqués dans les tâches (Borsboom et Cramer, 2013 ; Cramer *et al.*, 2010 ; Isvoranu *et al.*, 2022 ; Kan *et al.*, 2019 ; van der Maas *et al.*, 2006). En outre, ce modèle fait l'hypothèse qu'à la naissance les processus cognitifs sont indépendants les uns des autres et que leurs interactions, leurs influences réciproques, vont apparaître progressivement au cours du développement. Ces interactions vont conduire à l'apparition de corrélations entre les processus (i.e., les épreuves). En conséquence, les corrélations ne traduisent pas l'influence d'une source de variation commune, d'une variable latente sous-jacente (McGrew, 2023 ; van der Maas *et al.*, 2019). Le modèle postule également que certains processus pourraient avoir un rôle plus important dans le réseau, en influençant les autres processus, comme la mémoire de travail. Les attributs psychologiques ne sont pas des variables latentes, mais des propriétés émergentes d'un système complexe. Cela signifie par exemple que le facteur *g* proposé par Spearman n'est pas la cause des corrélations entre les épreuves, mais la conséquence de ces corrélations.

De même, si nous reprenons l'exemple de l'IVT du WISC-V, la corrélation entre les sous-tests Code et Symboles ne traduit pas l'influence d'une source de variation commune mais provient de leurs interactions mutuelles. Ainsi, le score composite calculé en sommant les épreuves CD et SY n'est plus l'indicateur d'une source de variation commune, d'un attribut psychologique. La « vitesse de traitement » ne représente plus une entité psychologique distincte, mais une propriété émergente résultant des relations entre les processus cognitifs impliqués dans ces deux épreuves, et que l'on peut néanmoins associer au concept de « vitesse de traitement ».

Une méthode statistique alternative aux analyses factorielles a été proposée au sein de l'APR, pour évaluer la dimensionnalité des scores : la technique *Exploratory Graph Analysis* (EGA ; Golino et Epskamp, 2017 ; McGrew, 2023). L'EGA est une méthode athéorique exploratoire (*data-driven* ; Epskamp *et al.*, 2017) qui vise à évaluer la dimensionnalité des instruments psychologiques en utilisant des réseaux de variables manifestes interconnectées. Contrairement aux méthodes traditionnelles telles que l'analyse factorielle, qui supposent l'existence de variables latentes sous-jacentes, l'EGA considère les variables observées comme interdépendantes et étudie les relations statistiques entre elles. L'objectif de l'EGA est d'identifier des regroupements de variables, appelés *clusters* ou communautés, qui représentent des dimensions émergentes ou des propriétés cohérentes dans le réseau. Ces *clusters* peuvent être interprétés comme des facteurs latents dans les modèles factoriels traditionnels (Christensen et Golino, 2021 ; McGrew *et al.*, 2023).

6 La « *Process Overlap Theory* » (POT) développée par Kovacs et Conway (2016) ne s'inscrit pas explicitement dans l'approche psychométrique en réseaux, mais partage un certain nombre de caractéristiques.

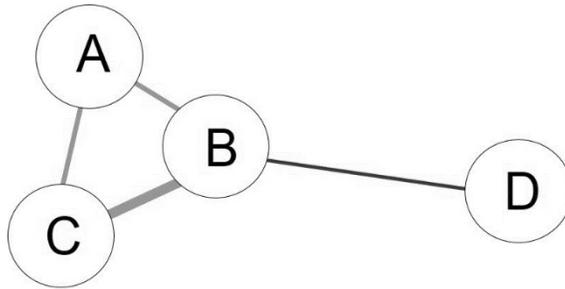


Figure 1. Représentation visuelle d'un réseau.

Note : A, B, C et D = nœuds ; A, B, C = *cluster*

Il est important de préciser que l'EGA permet de visualiser et d'interpréter la structure des relations entre les variables observées. La représentation visuelle facilite l'interprétation des résultats. Dans l'EGA comme dans l'APR, les nœuds (« *nodes* ») représentent les variables psychologiques manifestes – généralement les scores aux tests (cf. Figure 1). Ces variables sont reliées par des liens (« *edges* ») qui représentent la relation statistique estimée entre deux variables. Cette relation statistique représente un coefficient de corrélation partielle. Cela signifie que les deux variables sont associées après contrôle de leurs relations avec toutes les autres variables du réseau. Lorsqu'il n'y a pas de lien entre deux variables, cela signifie qu'elles sont conditionnellement indépendantes l'une de l'autre après contrôle de leurs relations avec toutes les autres variables du réseau (notion d'indépendance locale, Epskamp, 2017). Les liens statistiques peuvent différer par la force et le sens de la relation qui existe entre les variables (Epskamp, 2017). En effet, une forte relation est exprimée visuellement par un lien épais alors qu'une faible relation est représentée par un lien plus fin. Les relations positives et négatives se différencient par la couleur du lien ; généralement vert/bleu pour les relations positives et rouge/orange pour les relations négatives. Un ensemble de variables fortement connectées est appelé *cluster* (ou communauté). On considère que ce *cluster* traduit une dimension qui représente une propriété émergente (par opposition à la variable latente dans l'approche psychométrique classique qui traduit l'attribut psychologique inféré). D'une certaine manière, cette approche en réseaux est similaire aux modèles bifactoriels (*bifactor models*) qui estiment d'une part, la variance expliquée par un facteur commun à tous les scores (e.g., le facteur général de l'intelligence) et d'autre part, la variance expliquée par des dimensions psychologiques, des facteurs secondaires (notion de *broad abilities* dans le domaine de l'intelligence ; McGrew, 2023). Dans le modèle *bifactor*, le facteur général et les facteurs secondaires sont indépendants les uns des autres (McGrew *et al.*, 2023).

Les objectifs poursuivis par l'EGA sont donc similaires à ceux de l'AFE. Il s'agit tout d'abord d'identifier le plus petit nombre de clusters (i.e., de facteurs dans l'AFE) expliquant les covariations entre les mesures observées, puis d'identifier les scores appartenant au même cluster (ou au même facteur dans l'AFE). Dans certaines conditions, EGA semble être plus efficace pour identifier la « vraie » dimensionnalité des scores (voir Golino et Epskamp, 2017). Les résultats de cette méthode d'évaluation de la dimensionnalité doivent être complétés par l'estimation de leur reproductibilité, de leur fidélité. Il s'agit d'une question centrale en psychologie afin de garantir une interprétation et une utilisation des scores appropriées (Christensen et Golino, 2021 ;

Fried et Cramer, 2017). C'est dans cette perspective que Christensen et Golino (2021) ont développé une procédure de génération de données par rééchantillonnage (bootstrap) dans le logiciel *R* (R Core Team, 2023). Il s'agit de la procédure *BootStrap Exploratory Graph Analysis* (bootEGA), qui permet d'estimer la précision et la stabilité des réseaux identifiés par EGA. bootEGA utilise une technique de rééchantillonnage de *bootstrapping* pour générer des échantillons à partir des données d'origine. En examinant la stabilité des clusters et des liens pour les échantillons générés, on peut évaluer la robustesse et la fidélité des résultats de l'EGA.

En résumé, l'approche psychométrique traditionnelle repose sur l'hypothèse qu'une variable latente causale explique les corrélations entre différentes variables. En revanche, l'approche psychométrique en réseaux fait l'hypothèse que les corrélations entre les variables ne traduisent pas l'influence d'une variable latente, d'un attribut psychologique, mais que l'attribut émerge à partir des interactions dynamiques entre les variables.

À notre connaissance, peu d'études ont examiné la dimensionnalité de tests cognitifs par le biais de l'approche psychométrique en réseaux (Bulut *et al.*, 2021 ; McGrew *et al.*, 2023 ; Schmank *et al.*, 2019, 2021 ; van der Maas, *et al.*, 2017). Dans cette étude nous appliquons EGA afin d'évaluer la dimensionnalité du WISC-V, ainsi que la robustesse des résultats par bootEGA. Sur la base de la structure factorielle proposée par les constructeurs du WISC-V, l'hypothèse est que l'EGA devrait faire émerger une structure en 5 clusters. En effet, les études précédentes ont montré des structures similaires à partir d'analyses factorielles et d'analyses psychométriques en réseaux (McGrew *et al.*, 2023). Pour cela, nous allons dans un premier temps examiner la dimensionnalité des quinze sous-tests du WISC-V (10 sous-tests principaux et 5 sous-tests supplémentaires). Dans un deuxième temps, nous allons évaluer la dimensionnalité des dix sous-tests principaux uniquement. En effet, il apparaît que de nombreux et nombreuses psychologues n'administrent que les dix sous-tests du WISC-V, afin d'obtenir le QIT et les cinq indices principaux (ICV, IVS, IRF, IMT ; et IVT), et non la totalité des quinze sous-tests. L'évaluation de la dimensionnalité des dix sous-tests revêt donc une importance clinique.

Méthode

Échantillon

Dans cette étude, nous avons utilisé les données de l'échantillon de standardisation du WISC-V (Wechsler, 2016). Cet échantillon est composé de 1049 enfants francophones âgés de 6 ans à 16 ans et 11 mois. Il est représentatif de la population française en termes d'âge, de localisation géographique, d'éducation, et de genre (Wechsler, 2016). Les données brutes n'étant pas accessibles, nous avons utilisé la matrice de corrélations des sous-tests du WISC-V, rapportée dans le manuel du WISC-V (Wechsler, 2016, tableau 4.1).

Description du WISC-V

Le WISC-V est constitué de quinze sous-tests dont dix sont principaux et cinq supplémentaires. L'interprétation du WISC-V repose en premier lieu sur un score qui représente le niveau de fonctionnement cognitif général de l'enfant – Le Quotient

Intellectuel Total (QIT). Le QIT est estimé sur la base de la somme de sept des dix sous-tests principaux : Similitudes (SI), Vocabulaire (VO), Cubes (CU), Matrices (MA), Balances (BL), Mémoire des chiffres (MC) et Code (CD). Le deuxième niveau d'interprétation repose sur le calcul de cinq indices principaux. Chaque indice est calculé sur la base de la somme de deux sous-tests : Indice de compréhension verbale (ICV : SI, VO), Indice de raisonnement fluide (IRF : MA et BL), Indice de Mémoire de travail (IMT : MC, Mémoire des images [MI]), Indice de vitesse de traitement (IVT : CD, Symboles [SY]) et Indice visuospatial (IVS : CU, Puzzles visuels [PV]). Le QIT et les cinq indices principaux sont des scores standardisés qui se distribuent selon la loi normale avec une moyenne de 100 et un écart-type de 15 points. Les quinze sous-tests sont des scores standardisés qui se distribuent sur une métrique dont la moyenne est de 10 et l'écart-type de 3. Des détails sur l'administration et la cotation des sous-tests sont disponibles dans le manuel de passation et d'interprétation du WISC-V (Wechsler, 2016).

Analyses

L'ensemble des analyses ont été réalisées à l'aide du logiciel *R* (R Core Team, 2023), version 4.2.2 (Windows 10), et du package *EGAnet* version 1.2.4 (Hudson et Alexander, 2022). Nous avons suivi les recommandations de plusieurs études ayant utilisé cette procédure dans le domaine de l'intelligence (Golino et Epskamp, 2017 ; Kan *et al.*, 2019 ; Schmank *et al.*, 2019 ; McGrew *et al.*, 2023).

Pour estimer le réseau à partir de la matrice de corrélations, nous avons utilisé la fonction *EGA* qui repose sur une méthode *GLASSO* (*graphical LASSO* ; Friedman *et al.*, 2008). La fonction *EGA* applique ensuite un algorithme de détection de communauté, appelé *Walktrap* (Pons et Latapy, 2006), afin d'estimer le nombre de clusters.

Enfin, dans le but de tester la stabilité de la structure empirique proposée par *EGA*, nous avons utilisé la fonction *bootEGA* du package *EGAnet*. Cette fonction génère une distribution d'échantillonnage des résultats *EGA* et calcule plusieurs indices statistiques pour évaluer la qualité des résultats d'*EGA*.

Considérations éthiques

Aucune demande éthique n'a été faite dans le cadre de cette étude puisque les données utilisées sont celles du Manuel du WISC-V (Wechsler, 2016). Aucune donnée n'a été récoltée dans cette étude.

Résultats

Analyses des quinze sous-tests

Analyse graphique exploratoire (EGA)

La Figure 2 présente le réseau de corrélations partielles régularisé entre les quinze sous-tests du WISC-V identifié à partir de la fonction *EGA*. Basé sur la méthode d'estimation du réseau *GLASSO*, *EGA* a identifié trois clusters : (1) un cluster qui regroupe les sous-tests Compréhension, Vocabulaire, Similitudes et Information, correspondant à la dimension de Compréhension Verbale ; (2) un cluster regroupant les sous-tests

CD, SY et Barrage (BA), représentant la Vitesse de Traitement ; (3) ainsi, qu'un cluster qui regroupe les huit épreuves restantes : Séquence Lettres-Chiffres (SLC), MC, Arithmétique (AR), MA, BL, PV, MI et CU. Chaque lien peut être interprété en fonction de son signe (positif ou négatif) et de sa densité (lien fort ou faible). Les résultats de l'EGA montrent par exemple une association positive entre les scores Vocabulaire et Similitudes après conditionnement pour tous les autres scores du réseau. Cette relation est plus importante que celle entre les scores Vocabulaire et Information.

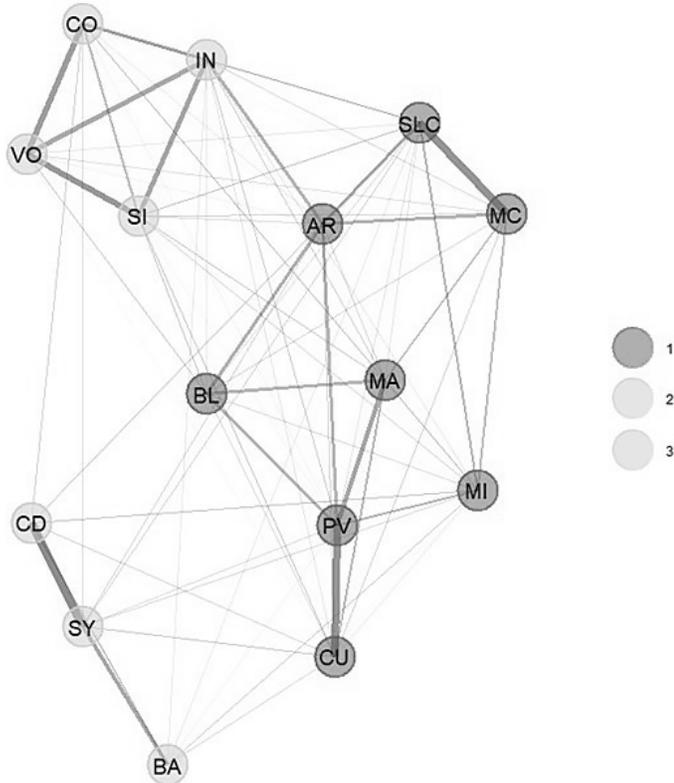


Figure 2. Analyse Graphique Exploratoire des données de standardisation du WISC-V. Un cluster représente une dimension : cluster 1 = RF, VS et MT (SLC, MC, AR, MA, BL, PV, MI, CU) ; cluster 2 = VT (CD, SY, BA) ; cluster 3 = CV (CO, IN, VO, SI).

Note : CO = Compréhension ; VO = Vocabulaire ; IN = Information ; SI = Similitudes ; SLC = Séquence Lettres-Chiffres ; AR = Arithmétique ; MC = Mémoire des Chiffres ; BL = Balances ; MA = Matrices ; PV = Puzzle Visuel ; MI = Mémoire des Images ; CU = Cubes ; CD = Code ; SY = Symbole ; BA = Barrages ; CV = Compréhension Verbale ; VT = Vitesse de Traitement ; RF = Raisonnement Fluide ; VS = Visuospatial ; MT = Mémoire de Travail

Analyse de la stabilité du réseau (bootEGA)

Nous avons ensuite estimé la stabilité du réseau identifié par EGA en utilisant la fonction bootEGA. Le résultat du *bootstrapping* non paramétrique révèle une structure typique similaire à celle proposée par EGA avec trois clusters, lesquels peuvent correspondre par analogie avec les facteurs proposés par les constructeurs du WISC-V, aux dimensions : Compréhension Verbale (CV), Vitesse de Traitement (VT) et un mixte entre Visuospatial (VS), Raisonnement Fluide (RF) et Mémoire de Travail (MT).

La fonction bootEGA permet également d'évaluer la stabilité de la structure identifiée par EGA en testant sa réplicabilité par une procédure de *bootstrapping* sur 500 échantillons. On constate que la structure en trois clusters s'observe dans 91 % des réplifications, alors qu'une structure en quatre clusters s'observe dans 9,8 % et une structure en cinq clusters dans 0,2 % des réplifications. Ce résultat conforte l'hypothèse d'une structure en trois clusters. En revanche, ni EGA ni bootEGA ne font émerger cinq dimensions.

L'étape suivante permet d'évaluer la stabilité de chaque sous-test au sein de son cluster. Christensen et Golino (2021) suggèrent que des valeurs $\geq 0,70$ attestent de la stabilité d'un sous-test au sein du cluster empirique. Les résultats montrent que toutes les valeurs sont supérieures ou égales à 0,93 (cf. Tableau 1). Cela conforte l'appartenance de chaque sous-test au sein de son cluster. Similitudes, Vocabulaire, Compréhension et Information sont toujours associés au même cluster (valeur = 1), de même que les sous-tests Codes, Symboles et Barrage (valeur = 1). Pour le cluster représentant un mixte entre VS, RF et MT, les stabilités sont très bonnes, variant entre 0,93 et 0,99. Par exemple, pour le sous-test Séquence Lettres-Chiffres qui présente une valeur de 0,93, cela signifie qu'il se trouve dans ce cluster dans 93 % des réplifications et qu'il se trouve dans un cluster qui pourrait correspondre à la mémoire de travail avec Mémoire des images, Mémoire des chiffres et Arithmétique dans 7 % des réplifications. Enfin, l'analyse de la stabilité des clusters révèle une stabilité parfaite pour les clusters correspondant à CV et VT (valeur = 1), et une très bonne stabilité pour le cluster mixte VS – RF – MT (valeur = 0,908).

Tableau 1. Stabilité des sous-tests à travers tous les échantillons de réplification *bootstrap*

	1	2	3	4
MA	0,994			0,004
BL	0,98			0,018
PV	0,972			0,028
CU	0,97			0,03
MI	0,951			0,049
AR	0,942			0,058
MC	0,93			0,07
SLC				0,07
SI		1		
VO		1		
IN		1		
CO		0,998		
CD			1	
SY			1	
BA			1	

Note : MA = Matrices ; BL = Balances ; PV = Puzzle Visuel ; CU = Cubes ; MI = Mémoire des Images ; AR = Arithmétique ; MC = Mémoire des Chiffres ; SLC = Séquence Lettres-Chiffres ; SI = Similitude ; VO = Vocabulaire ; IN = Information ; CO = Compréhension ; CD= Code ; SY = Symboles ; BA = Barrage

Analyses des dix sous-tests principaux

Dans un second temps, nous avons effectué les mêmes analyses d'estimation de la dimensionnalité avec EGA ainsi que de la stabilité du réseau avec bootEGA pour les dix sous-tests principaux.

Analyse graphique exploratoire (EGA)

Les résultats d'EGA sur les dix sous-tests principaux sont présentés à la Figure 3. Ils suggèrent une structure en deux clusters : (1) un cluster qui regroupe PV, CU, BL, MA, SI, VO, MA, MC et MI ; et (2) un cluster regroupant les deux sous-tests de vitesse de traitement (CD et SY).

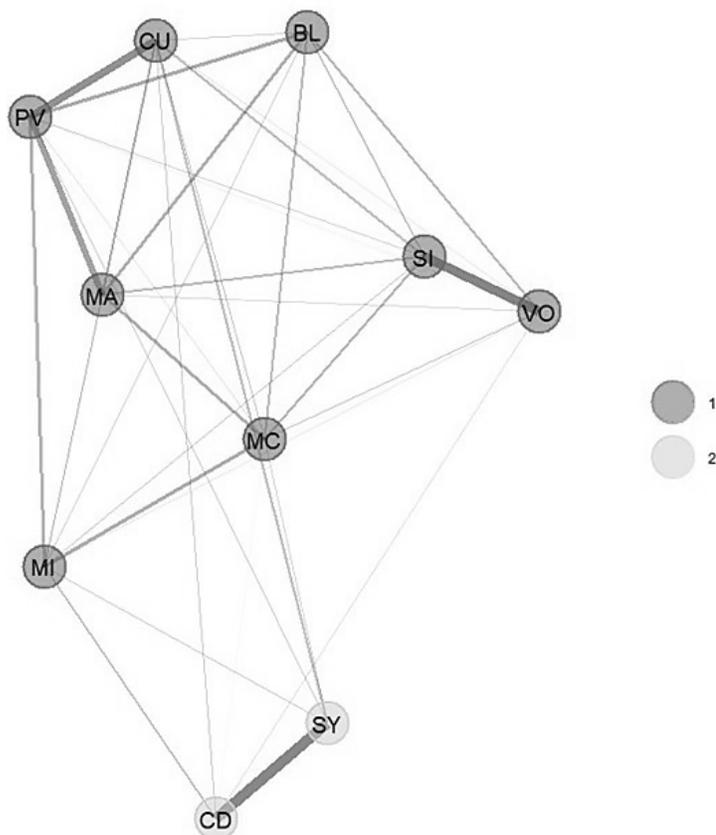


Figure 3. Analyse Graphique Exploratoire des données des standardisation des dix sous-tests principaux du WISC-V. Un cluster représente une dimension : cluster 1 = CV, RF, VS et MT (CU, PV, BL, MA, SI, VO, MC, MI) ; cluster 2 = VT (CD, SY).

Note : VO = Vocabulaire ; SI = Similitudes ; MC = Mémoire des Chiffres ; BL = Balances ; MA = Matrices ; PV = Puzzle Visuel ; CU = Cubes ; CD = Code ; SY = Symbole ; MI = Mémoire des Images ; CV = Compréhension Verbale ; VT = Vitesse de Traitement ; RF = Raisonnement Fluide ; VS = Visuospatial ; MT = Mémoire de Travail

Analyse de la stabilité du réseau (bootEGA)

Les résultats de bootEGA révèlent une structure typique en trois clusters : (1) un cluster mixte regroupant les sous-tests de compréhension verbale (SI, VO), de raisonnement fluide (MA, BL), et une épreuve de Mémoire de travail (MC) ; (2) un cluster qui inclut les sous-tests visuospatiaux (CU, PZ) et une épreuve de mémoire de travail (MI) ; et enfin (3) un cluster de vitesse de traitement (SY, CD).

Cette structure en trois clusters s'observe dans 49,8 % des réplifications, alors qu'une structure en deux dimensions s'observe dans 16,2 %, une structure à un facteur dans 31,26 %, et une structure en cinq facteurs dans 2,4 % des réplifications. Ces résultats suggèrent qu'une structure en trois dimensions est la plus fréquente mais qu'elle est très instable. BootEGA ne soutient pas la structure en cinq dimensions, comme on pouvait s'y attendre sur la base du modèle proposé par les constructeurs du WISC-V.

Nous avons ensuite évalué la stabilité de chaque sous-test au sein de son cluster. Les résultats montrent que les valeurs sont supérieures au seuil de 0,70 pour huit des dix sous-tests (SI, VO, MA, BL, MC, CU, PZ et MI). Cela conforte l'appartenance de ces huit sous-tests au sein de leur cluster empirique. En revanche, les valeurs des sous-tests CD et SY sont inférieures au seuil de 0,70. (= 0,68). Cela signifie que Code et Symboles ne se retrouvent pas systématiquement dans le même cluster. Par exemple, pour Code qui présente une valeur de 0,68, cela signifie qu'il se trouve dans le même cluster dans 68 % des réplifications et qu'il se trouve dans le cluster regroupant tous les autres sous-tests dans 31 % des réplifications.

Dans le cas où la valeur de la stabilité des sous-tests à l'intérieur d'un cluster n'est pas suffisamment élevée ($< 0,70$), Christensen et Golino (2021) suggèrent de réestimer les réseaux en supprimant les sous-tests concernés. Lorsqu'EGA et bootEGA sont appliqués à la matrice de corrélations des huit sous-tests (SI, VO, MA, BL, MC, CU, PZ, et MI), les résultats indiquent une structure comportant un seul et unique cluster. La fréquence d'apparition de cette solution avec un seul cluster est totale (100 %), de même que sa consistance (=1), et la stabilité de l'ensemble des sous-tests au sein de ce cluster (=1).

Discussion

Les scores du WISC-V sont utilisés pour prendre des décisions individuelles, et notamment pour formuler des hypothèses sur les domaines cognitifs pour lesquels l'enfant présenterait des forces et/ou des faiblesses normatives et/ou idiographiques. Afin de formuler des hypothèses sur les attributs psychologiques pouvant être à l'origine des forces et des faiblesses, les psychologues doivent disposer d'informations sur la dimensionnalité des scores, sur la validité de l'utilisation et de l'interprétation des scores.

Historiquement, l'évaluation de la dimensionnalité des scores a reposé sur des analyses factorielles exploratoires et/ou confirmatoires. Les constructeurs du WISC-V ont examiné sa structure par le biais d'analyse factorielle confirmatoire (AFC). On peut d'ailleurs regretter qu'ils n'aient pas réalisé d'analyse factorielle exploratoire compte tenu des importantes modifications introduites entre le WISC-IV et le WISC-V. Les AFC suggèrent une structure factorielle hiérarchique comprenant un facteur général et 5 facteurs secondaires (*broad abilities*) : Compréhension Verbale

(ICV), Visuospatial (IVS), Raisonnement Fluide (IRF), Mémoire de Travail (IMT), et Vitesse de Traitement (IVT). Ces facteurs sont considérés comme des variables réfléchives, puisqu'elles seraient la cause des covariations entre les sous-tests. La logique réfléchive permet de considérer que le score composite obtenu en sommant n scores (e.g., 2 scores pour l'IVT) est l'indicateur d'un attribut psychologique (p. ex., la Vitesse de Traitement qui est la cause des performances des sous-tests CD et SY). L'interprétation courante des scores du WISC-V repose sur cette organisation en cinq facteurs. Toutefois, les analyses factorielles exploratoires suggèrent plutôt une structure en quatre facteurs (Lecerf et Canivez, 2017, 2022). Les sous-tests visuospatiaux et de raisonnement fluide saturent sur un seul et même facteur. En résumé, des interrogations demeurent quant à la dimensionnalité des scores du WISC-V à partir des AFE et des AFC.

Depuis quelques années, au sein de l'approche psychométrique en réseaux, une procédure alternative a été développée pour évaluer la dimensionnalité des scores : l'*Exploratory Graph Analysis* (EGA). Cette procédure a ensuite été complétée par celle *Bootstrap Exploratory Graph Analysis* (bootEGA) permettant d'examiner la stabilité des résultats produits par EGA.

Partant de ces récents développements théoriques et statistiques, le but de cette recherche est d'étudier la dimensionnalité des scores du WISC-V en utilisant la procédure EGA, ainsi que la stabilité des clusters identifiés par EGA à partir de la procédure bootEGA. Dans un premier temps, EGA et bootEGA ont été appliqués aux quinze sous-tests du WISC-V et dans un deuxième temps, ils ont été appliqués aux dix sous-tests principaux du WISC-V. Il est important de rappeler que les résultats des analyses factorielles ou des analyses en réseaux dépendent des variables manifestes introduites initialement. Le passage de quinze à dix sous-tests peut conduire à des regroupements différents, et donc à un nombre de facteurs ou de clusters différent (redistribution de la variance).

À partir des quinze sous-tests, EGA identifie trois clusters. On observe un premier cluster qui regroupe les sous-tests Similitudes, Vocabulaire, Information et Compréhension, et peut donc être interprété en termes de Compréhension Verbale. Le deuxième cluster regroupe les sous-tests Code, Symboles et Barrage et peut donc être interprété en termes de vitesse de traitement. Le troisième cluster regroupe toutes les autres épreuves, lesquelles sont censées évaluer le visuospatial ou le raisonnement fluide ou la mémoire de travail. Lorsqu'on applique bootEGA sur le résultat EGA, on constate que cette structure comportant trois clusters est reproduite dans 91 % des échantillons. Ce résultat indique que la structure en trois clusters est très stable.

L'application pratique de ce résultat suggère que, lorsque les psychologues administrent les quinze sous-tests du WISC-V, trois scores composites devraient être calculés et interprétés en plus du QIT. Les quatre sous-tests verbaux (SI, VO, IN, CO) devraient être sommés et être interprétés en termes de compétences verbales. Les trois sous-tests Code, Symboles et Barrage devraient être sommés et être interprétés en termes de vitesse de traitement. Quant au troisième cluster son interprétation psychologique est plus incertaine, puisqu'il regroupe des épreuves censées évaluer le visuospatial (CU, PV), le raisonnement fluide (MA, BL, AR) et la mémoire de travail (MC, MI, SLC). Les épreuves Gwm (mémoire de travail), Gf (raisonnement fluide) et Gv (visuospatial) partagent des processus en communs au-delà de ceux impliqués dans le facteur général de l'intelligence. La variance résiduelle représente alors une

aptitude mêlant raisonnement, visualisation et mémoire de travail. Ce dernier cluster est compatible avec les études qui montrent des corrélations entre la mémoire de travail, l'intelligence fluide et le visuospatial (Burgoyne, *et al.*, 2019 ; Carroll, 1993 ; Gignac et Watkins, 2013).

Lorsqu'EGA est appliqué sur les dix sous-tests principaux du WISC-V, on identifie une structure comportant également trois clusters. Dans un premier temps, bootEGA semble confirmer cette structure en trois clusters. Toutefois, elle ne s'observe que dans 49,8 % des échantillons. Cette fréquence est trop faible pour être considérée comme stable. En outre, l'analyse de la stabilité des sous-tests indique qu'elle est insuffisante pour Code et Symboles. Ces deux sous-tests ne se retrouvent pas suffisamment fréquemment au sein du même cluster empirique. Reprenant les propositions de Christensen et Golino (2021), ces deux sous-tests ont été éliminés et EGA et bootEGA réestimés. bootEGA identifie alors un seul et unique cluster regroupant les huit sous-tests (SI, VO, CU, PV, MA, BL, MC, MI).

Non seulement, la dimensionnalité identifiée par EGA et bootEGA à partir des quinze sous-tests diffère de celle identifiée à partir des dix sous-tests principaux, mais elle diffère aussi de la dimensionnalité identifiée à partir des AFE et des AFC. En ce qui concerne la divergence entre bootEGA et les analyses factorielles, il est important que rappeler que ce sont des méthodes qui reposent sur des logiques et des procédures statistiques différentes. L'analyse factorielle vise à réduire la variance totale en identifiant le nombre de facteurs sous-jacents. Il s'agit d'identifier les variables latentes qui regroupent les variables en fonction de leurs corrélations. En revanche, EGA n'utilise pas la variance totale mais la variance conditionnelle (corrélations partielles). La variance conditionnelle traduit la relation qu'entretiennent deux variables entre elles après avoir contrôlé pour les relations qu'entretiennent ces deux variables avec toutes les autres variables présentes dans le réseau.

De notre point de vue, cette différence quant à la variance utilisée dans l'analyse factorielle et dans EGA peut permettre de clarifier l'importance du facteur général de l'intelligence et des facteurs cognitifs secondaires (*broad abilities*) dans l'interprétation des scores des tests. Actuellement, le modèle consensuel de l'intelligence (ou plutôt la taxonomie) est celui appelé Cattell-Horn-Carroll (CHC) qui résulte de la fusion entre le modèle de Cattell-Horn avec celui de Carroll. Le modèle CHC comprend un facteur général d'intelligence et un ensemble d'aptitudes cognitives secondaires comme le raisonnement fluide (Gf), le traitement visuel (Gv), etc. L'existence du facteur général repose sur l'observation de corrélations positives entre tous les scores : c'est la notion de *positive manifold*. Toutefois, ce modèle fait l'objet de nombreuses controverses et notamment celle qui vise à déterminer si les parts de variances expliquées par les facteurs secondaires sont suffisamment importantes pour faire l'objet d'interprétation, après avoir enlevé la part de variance expliquée par le facteur général. En d'autres termes, sur le plan pratique, la question est de savoir si l'interprétation des scores du WISC-V ne doit porter que sur le QIT⁷ comme le suggèrent certains (Dombrowski *et al.*, 2021 ; Farmer *et al.*, 2021 ; Lecerf et Canivez, 2018, 2022) ou si les indices principaux (ICV, IVS, IRF, IMT, et IVT), correspondant aux facteurs secondaires, apportent des informations supplémentaires en termes d'attributs psychologiques (Keith et Reynolds, 2018 ; Reynolds et Keith, 2017). Les premiers s'appuient sur des

7 LE QIT est considéré comme le meilleur estimateur du facteur *g*.

analyses et des modèles *bifactor*, qui montrent que les parts de variance expliquées par les facteurs secondaires (ICV, IVS, etc.), après contrôle de la variance expliquée par le facteur *g*, sont trop faibles pour représenter des scores interprétables en termes d'attributs psychologiques. Les seconds s'appuient sur des modèles et des analyses factorielles hiérarchiques, et sur les travaux montrant que les facteurs secondaires prédisent les performances en lecture, écriture, etc. En se basant sur les corrélations partielles, EGA représente une procédure alternative pour distinguer la variance expliquée par le facteur général et la variance expliquée par les facteurs secondaires. EGA représente un moyen de clarifier l'existence et l'utilité des facteurs secondaires au-delà du facteur général d'intelligence, puisque la variance générale commune est supprimée. Les résultats de cette étude suggèrent l'existence de trois clusters lorsque les quinze sous-tests sont administrés, mais d'un seul cluster à partir de huit des dix sous-tests principaux. En d'autres termes, ces résultats ne soutiennent pas l'existence de cinq attributs psychologiques au-delà du facteur *g*, mais de trois seulement. Les sous-tests Similitudes, Vocabulaire, Information, et Compréhension s'influencent mutuellement plus fortement qu'avec les autres sous-tests. Cela signifie que les épreuves SI, VO, IN, et CO sont associées entre elles indépendamment de leurs relations avec tous les autres sous-tests. Il en est de même entre les sous-tests Code, Symboles et Barrage d'une part, et tous les autres sous-tests d'autre part. Ce résultat ne supporte donc que l'interprétation de deux facteurs secondaires au-delà du QIT (du facteur *g*) : Gc (compréhension-connaissances) et Gs (vitesse de traitement). Seule la validité de l'interprétation d'un score étendu de Compréhension verbale et d'un score étendu de vitesse de traitement est soutenue par ces données.

En ce qui concerne les analyses à partir des dix sous-tests, les résultats suggèrent que les épreuves censées évaluer la compréhension verbale (SI-VO), le raisonnement fluide (MA-BL), le visuospatial (CU-PV) et celles censées évaluer la mémoire de travail (MC-MI) se regroupent au sein d'un seul cluster. Une fois encore, les résultats représentent les relations entre les variables après la suppression de la variance partagée par l'ensemble des variables. Cela signifie que toutes les épreuves impliquent une seule dimension au-delà du facteur *g*. Ces résultats soulèvent d'importantes questions concernant l'utilisation et l'interprétation des scores composites du WISC-V, censés refléter cinq aptitudes globales distinctes : Gc, Gf, Gs, Gwm et Gv. Cette solution à un cluster est partiellement compatible avec les échelonnements multidimensionnels réalisés sur le WISC-V (Meyer et Reynolds, 2018). En effet, selon le modèle Radex de l'intelligence (Guttman et Levy, 1991), les épreuves s'organisent autour d'une dimension de complexité (notion de simplex) et d'une dimension de contenu (notion de circumplex). Meyer et Reynolds (2018) observent que les épreuves SI, VO, MA, BA, CU et PZ sont les plus complexes car faisant appel à des capacités d'inférence et d'applications de règles. En revanche, les épreuves MC et MI sont considérées comme des épreuves moins complexes, et ne devraient donc pas être associées avec les autres épreuves mentionnées ci-dessus.

Conclusion

L'analyse factorielle confirmatoire des constructeurs du WISC-V suggère l'interprétation du QIT et de cinq indices factoriels. Sur le plan pratique, cela implique le calcul de cinq scores composites pour expliquer les différences interindividuelles dans les

scores du WISC-V. A partir des quinze sous-tests, bootEGA n'identifie que trois clusters stables. Sur le plan pratique, cela suggère que trois clusters uniquement sont valides au-delà du QIT. Mais cela ne signifie pas que ces trois clusters représentent des variables latentes, des attributs psychologiques. Ces trois clusters représentent des résumés statistiques, découlant des interactions mutuelles entre les processus des différents sous-tests. Le WISC-V n'est pas aussi multi-dimensionnel que les constructeurs le supposent. La distinction entre Gv, Gf et Gwm n'est pas confortée par ces données. En revanche, à partir de la passation des dix sous-tests principaux, il n'y aurait aucun facteur secondaire au-delà du facteur g, du QIT. Cela soulève donc quelques questions sur la validité de cinq indices.

L'approche psychométrique en réseaux est une perspective intéressante et relativement nouvelle qui fait sens notamment dans le domaine de la psychopathologie (par exemple, voir Borsboom *et al.*, 2011 ; Fried et Cramer, 2017). Elle offre de nouvelles perspectives théoriques et applications pratiques. En effet, sur la base de corrélations entre les variables d'un réseau, cette analyse fait émerger des clusters sans pour autant présumer l'existence de variables latentes réflectives. Les analyses avec EGA et bootEGA peuvent être utilisées pour étudier la structure des tests dans le domaine de l'intelligence. De manière plus générale, l'approche en réseaux permet d'adopter une autre signification des attributs psychologiques et appelle à la réflexion sur la nature des construits psychologiques et les méthodes statistiques utilisées pour répondre à la question : « Comment utiliser et interpréter les scores des tests pour des décisions individuelles ? ».

Bibliographie

- AMERICAN EDUCATIONAL RESEARCH ASSOCIATION (AERA), American Psychological Association (APA) et National Council on Measurement in Education (NCME). (2014). *Standards for educational and psychological testing*. American Educational Research Association.
- ASPAROUHOV, T. et MUTHÉN, B. (2009). Exploratory structural equation modeling, *Structural equation modeling: a multidisciplinary journal*, 16(3), p. 397-438, <<https://doi.org/10.1080/10705510903008204>>.
- BORSBOOM, D. et CRAMER, A.O. (2013). Network analysis: an integrative approach to the structure of psychopathology, *Annual review of clinical psychology*, 9, p. 91-121, <<https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050212-185608>>.
- BORSBOOM, D., CRAMER, A. O., SCHMITTMANN, V. D., EPSKAMP, S. et WALDORP, L. J. (2011). The small world of psychopathology. *PloS one*, 6(11), e27407, <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0027407>>.
- BORNSTEIN, M. H. (2017). The specificity principle in acculturation science. *Perspectives on Psychological Science*, 12(1), p. 3-45, <<https://doi.org/10.1177/174569161665599>>.
- BULUT, O., CORMIER, D.C., AQUILINA, A.M. et BULUT, H.C. (2021). Age and sex invariance of the Woodcock-Johnson IV tests of cognitive abilities: Evidence from psychometric network modeling. *Journal of Intelligence*, 9(35), <<https://doi.org/https://doi.org/10.3390/jintelligence9030035>>.
- BURGOYNE, A.P., HAMBRICK, D.Z. et ALTMANN, E.M. (2019). Placekeeping ability as a component of fluid intelligence: Not just working memory capacity. *The American Journal of Psychology*, 132(4), p. 439-449, <<https://doi.org/10.5406/amerjpsyc.132.4.0439>>.

- CARROLL, J. B. (1993). *Human cognitive abilities: A survey of factor-analytic studies* (No. 1). Cambridge University Press.
- CHRISTENSEN, A.P., GARRIDO, L.E. et GOLINO, H. (2020). Unique variable analysis: A novel approach for detecting redundant variables in multivariate data. *PsyArXiv*, 10.
- CHRISTENSEN, A.P. et GOLINO, H. (2021). Estimating the stability of psychological dimensions via bootstrap exploratory graph analysis: A Monte Carlo simulation and tutorial. *Psych*, 3(3), p. 479-500, <<https://doi.org/10.3390/psych3030032>>.
- CRAMER, A.O., WALDORP, L.J., VAN DER MAAS, H.L. et BORSBOOM, D. (2010). Comorbidity: A network perspective. *Behavioral and brain sciences*, 33(2-3), p. 137-150, <<https://doi.org/10.1017/S0140525X09991567>>.
- DOMBROWSKI, S.C., MCGILL, R.J., WATKINS, M.W., CANIVEZ, G.L., PRITCHARD, A.E. et JACOBSON, L.A. (2021). Will the real theoretical structure of the WISC-V please stand up? Implications for clinical interpretation. *Contemporary School Psychology*, 26, p. 492-503, <<https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s40688-021-00365-6>>.
- EPSKAMP, S., BORSBOOM, D. et FRIED, E.I. (2018). Estimating psychological networks and their accuracy: A tutorial paper. *Behavior research methods*, 50, p. 195-212, <<https://doi.org/10.3758/s13428-017-0862-1>>.
- EPSKAMP, S., CRAMER, A.O.J., WALDORP, L.J., SCHMITTMANN, V.D. et BORSBOOM, D. (2012). qgraph: Network Visualizations of Relationships in Psychometric Data. *Journal of Statistical Software*, 48(4), p. 1-18, <<https://doi.org/10.18637/jss.v048.i04>>.
- EPSKAMP, S., RHEMTULLA, M. et BORSBOOM, D. (2017). Generalized network psychometrics: Combining network and latent variable models. *Psychometrika*, 82, p. 904-927, <<https://doi.org/10.1007/s11336-017-9557-x>>.
- FARMER, R.L., MCGILL, R.J., DOMBROWSKI, S.C. et CANIVEZ, G.L. (2021). Why questionable assessment practices remain popular in school psychology: Instructional materials as pedagogic vehicles. *Canadian Journal of School Psychology*, 36(2), p. 98-114.
- FRIED, E.I. et CRAMER, A.O. (2017). Moving forward: Challenges and directions for psychopathological network theory and methodology. *Perspectives on Psychological Science*, 12(6), p. 999-1020, <<https://doi.org/10.1177/1745691617705892>>.
- FRIEDMAN, J., HASTIE, T. et TIBSHIRANI, R. (2008). Sparse inverse covariance estimation with the graphical lasso. *Biostatistics*, 9(3), p. 432-441, <<https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxm045>>.
- GIGNAC, G.E. et WATKINS, M.W. (2013). Bifactor modeling and the estimation of model-based reliability in the WAIS-IV. *Multivariate Behavioral Research*, 48(5), p. 639-662, <<https://doi.org/10.1080/00273171.2013.804398>>.
- GOLINO, H.F. et EPSKAMP, S. (2017). Exploratory graph analysis: A new approach for estimating the number of dimensions in psychological research. *PloS one*, 12(6), e0174035, <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174035>>.
- GUTTMAN, L. et LEVY, S. (1991). Two structural laws for intelligence tests. *Intelligence*, 15(1), p. 79-103, <[https://doi.org/10.1016/0160-2896\(91\)90023-7](https://doi.org/10.1016/0160-2896(91)90023-7)>.
- HORN, J.L. 1965. A rationale and test for the number of factors in factor analysis. *Psychometrika*, 30, p. 179-185, <<https://doi.org/10.1007/BF02289447>>.
- HUDSON, G., ALEXANDER, P.C. (2022). *EGAnet: Exploratory Graph Analysis – A framework for estimating the number of dimensions in multivariate data using network psychometrics*. R package version 1.1.1.

- ISVORANU, A.M., EPSKAMP, S., WALDORP, L. et BORSBOOM, D. (dir.). (2022). *Network psychometrics with R: A guide for behavioral and social scientists*. Routledge.
- JENNRICH, R.I. et SAMPSON, P.F. (1966). Rotation for simple loadings. *Psychometrika*, 31(3), p. 313-323, <<https://doi.org/10.1007/BF02289465>>.
- JÖRESKOG, K.G. (1969). A general approach to confirmatory maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 34(2), p. 183-202, <<https://doi.org/10.1007/BF02289343>>.
- JUHEL, J. (2019). Quelques aspects de l'évolution et des extensions de l'analyse factorielle en facteurs communs. *Bulletin de psychologie*, 72(5), p. 379-399, <<https://doi.org/10.3917/bupsy.563.0379>>.
- KAN, K.J., VAN DER MAAS, H.L. et LEVINE, S.Z. (2019). Extending psychometric network analysis: Empirical evidence against g in favor of mutualism?. *Intelligence*, 73, p. 52-62, <<https://doi.org/10.1016/j.intell.2018.12.004>>.
- KEITH, T.Z. et REYNOLDS, M.R. (2018). Using confirmatory factor analysis to aid in understanding the constructs measured by intelligence tests. In D. P. Flanagan et E. M. McDonough (dir.), *Contemporary intellectual assessment: Theories, tests, and issues*. The Guilford Press, p. 853-900.
- KOVACS, K. et CONWAY, A.R.A. (2016). Process overlap theory: A unified account of the general factor of intelligence. *Psychological Inquiry*, 27(3), p. 151-177, <<http://dx.doi.org/10.1080/1047840X.2016.1153946>>.
- LECERF, T. et CANIVEZ, G.L. (2018). Complementary exploratory and confirmatory factor analyses of the French WISC-V: Analyses based on the standardization sample. *Psychological Assessment*, 30(6), p. 793-808, <<https://doi.org/10.1037/pas0000526>>.
- LECERF, T. et CANIVEZ, G.L. (2022). Exploratory factor analyses of the French WISC-V (WISC-V^{FR}) for five age groups: Analyses based on the standardization sample. *Assessment*, 29(6), p. 117-1133, <<https://doi.org/10.1177/10731911211005170>>.
- MARKUS, K.A. et BORSBOOM, D. (2013). *Frontiers of test validity theory: Measurement, causation, and meaning*. Routledge.
- MCGREW, K.S. (2023). Carroll's three-stratum (3S) cognitive ability theory at 30 Years: Impact, 3S-CHC theory clarification, structural replication, and cognitive – achievement psychometric network analysis extension. *Journal of Intelligence*, 11(2), p. 32, <<https://doi.org/10.3390/jintelligence11020032>>.
- MCGREW, K.S., SCHNEIDER, W.J., DECKER, S.L. et BULUT, O. (2023). A psychometric network analysis of CHC intelligence measures: Implications for research, theory, and interpretation of broad CHC scores "Beyond g". *Journal of Intelligence*, 11(1), p. 19, <<https://doi.org/10.3390/jintelligence11010019>>.
- MEYER, E.M. et REYNOLDS, M.R. (2018). Scores in space: Multidimensional scaling of the WISC-V. *Journal of Psychoeducational Assessment*, 36(6), p. 562-575, <<https://doi.org/10.1177/0734282917696935>>.
- PONS, P. et LATAPY, M. (2006). Computing communities in large networks using random walks. *Journal of Graph Algorithms and Applications*, 10(2), p. 191-218, <<https://doi.org/10.7155/jgaa.00124>>.
- R CORE TEAM (2023). R: A language and environment for statistical computing. *R Foundation for Statistical Computing*. <<https://www.R-project.org/>>.
- REYNOLDS, M.R. et KEITH, T.Z. (2017). Multi-group and hierarchical confirmatory factor analysis of the Wechsler Intelligence Scale for Children – Fifth Edition: What does it measure?. *Intelligence*, 62, p. 31-47, <<https://doi.org/10.1016/j.intell.2017.02.005>>.

- SAVI, A.O., MARSMAN, M., VAN DER MAAS, H.L. et MARIS, G.K. (2019). The wiring of intelligence. *Perspectives on Psychological Science*, 14(6), p. 1034-1061, <<https://doi.org/10.1177/1745691619866447>>.
- SCHMANK, C.J., GORING, S.A., KOVACS, K. et CONWAY, A.R. (2019). Psychometric network analysis of the Hungarian WAIS. *Journal of Intelligence*, 7(3), p. 21, <<https://doi.org/10.3390/jintelligence7030021>>.
- SCHMANK, C.J., GORING, S.A., KOVACS, K. et CONWAY, A.R.A. (2021). Investigating the structure of intelligence using latent variable and psychometric network modeling: A commentary and reanalysis. *Journal of Intelligence*, 9(1), p. 8, <<https://doi.org/10.3390/jintelligence9010008>>.
- SCHNEIDER, W.J. et MCGREW, K.S. (2018). The Cattell-Horn-Carroll theory of cognitive abilities. In D. P. Flanagan et E. M. McDonough (dir.), *Contemporary intellectual assessment: Theories, tests, and issues*. The Guilford Press, p. 73-163.
- SPEARMAN, C.E. (1904). "General Intelligence," objectively determined and measured. *The American Journal of Psychology*, 15, p. 201-292, <<https://doi.org/10.1037/11491-006>>.
- THURSTONE, L.L. (1935). *The vectors of mind: Multiple-factor analysis for the isolation of primary traits*. Chicago, IL, University of Chicago Press, <<https://doi.org/10.1037/10018-000>>.
- VAN DER MAAS, H.L., DOLAN, C.V., GRASMAN, R.P., WICHERTS, J.M., HUIZENGA, H.M. et RAIJMAKERS, M.E. (2006). A dynamical model of general intelligence: the positive manifold of intelligence by mutualism. *Psychological review*, 113(4), p. 842-861, <<https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.4.842>>.
- VAN DER MAAS, H., KAN, K.-J., MARSMAN, M. et STEVENSON, C.E. (2017). Network models for cognitive development and intelligence. *Journal of Intelligence*, 5(2), p. 16, <<https://doi:10.3390/jintelligence5020016>>.
- WECHSLER, D. (2016). *WISC-V. Echelle d'Intelligence de Wechsler pour Enfants - 5^e édition, Manuel d'interprétation*. Pearson France-ECPA.

Table des matières

Introduction	5
Pierre-Yves Gilles	

Intelligence

Analyse psychométrique en réseaux des sous-tests de l'Échelle d'Intelligence de Wechsler pour enfants et adolescents. 5 ^e édition (WISC-V)	11
Mathilde Bastien, Jean-Luc Kop, Salome Döll, Thierry Lecerf	
Étude de la stabilité à long terme des scores de la WISC-V	31
Salome Döll, Mathilde Bastien, Thierry Lecerf	
Demain tous crétins, aujourd'hui tous crédules Pourquoi il n'y a pas de déclin de l'intelligence en France	47
Corentin Gonthier, Jacques Grégoire, Maud Besançon	

Éducation

Stéréotype, conseils en orientation et aides associés aux élèves en situation de handicap et aux élèves tout-venant	63
Marjorie Chavenon, Claire Enea-Drapeau, Thomas Arciszewski, Pierre-Yves Gilles	
Un modèle systémique et dynamique de la réussite étudiante	75
Alice Constans, Raphaël Mizzi, Marie-Laure Barbier	
Étude de validation de la plateforme en ligne TACIT dédiée à l'évaluation et l'apprentissage différencié de la compréhension de l'implicite des textes	91
Olivier Le Bohec, Christophe Quaireau, Stéphane Deline, Yvonnick Noël, Jérémy Nogues, Karine Lavandier, Fanny De La Haye	

Effets de l'évolution du sentiment d'efficacité personnel et de la valeur-espérance sur les absences en formation professionnelle continue	103
Nicolas Sigaut, Edith Galy	

Étude psychométrique sur deux échelles courtes Sentiment d'appartenance et soutien social dans le domaine scolaire	117
Sonya Yakimova, Alyson Sicard, Birsen Gul, Célia Maintenant Anne Taillandier-Schmitt, Delphine Martinot	

Orientation, insertion professionnelle et transition

Validation partielle de la théorie socio-cognitive de l'orientation dans le contexte de Parcoursup Étude des liens entre soutien social, auto-efficacité, anxiété liée à Parcoursup, comportements d'exploration et indécision	127
Isabelle Fort, Elisa Kunegel	

Vers l'ergonomie différentielle ?... Est-ce souhaitable d'un point de vue éthique ?	139
Edith Galy	

Protocole de validation d'un outil de repérage des besoins de personnes en situation de handicap pour établir des profils de disposition à l'activité dans le cadre d'un dispositif d'accompagnement innovant de mise en activité professionnelle	149
Sonya Yakimova, Jérôme Clus, Adrien Jourjon Gérard Pithon, Laure Guilbert, Guillaume Broc	

Émotion

Confiance dans les institutions, vulnérabilité, colère et stress Analyses en réseau de l'évolution des relations entre ces variables au cours des trois confinements en France	175
Anne Congard, Oscar Navarro, Jean-Luc Kop, Ambre Khocha Arnaud Sapin, Jean-Michel Galharret, Abdel Boudoukha Amélie Bret, Ghozlane Fleury-Bahi	

La séquence des stratégies de régulation émotionnelle Vers une optimisation de la régulation	189
Théo Guiller	

Psychométrie des émotions Les indicateurs de dynamique émotionnelle sont-ils valides ?	203
Jean-Baptiste Pavani	

Santé

Effet de la <i>mindfulness</i> sur le stress des militaires en formation Cours de Plongeur de Bord Rémi Allemand, Anne Congard	221
La prise en compte des émotions à l'ère de la qualité de vie au travail État des lieux, enjeux et perspectives pour l'ergonomie de l'activité Fanny Arnaud, Edith Galy	237
Activité physique et évolution des traits de personnalité chez les personnes souffrant de maladies chroniques Sébastien Kuss, Brice Canada	253
Entraînement aux associations verbales orientées positivement dans le soin de la dépression Une étude exploratoire en population clinique et non clinique Benjamin Puechbroussou, Jean-Baptiste Pavani, Bruno Dauvier Aurélie Docteur, Christine Mirabel-Sarron, Philip Gorwood, Stéphane Rusinek	267
Addiction et flow au travail des internes en neurochirurgie Identification d'un profil psychologique à risque d'épuisement professionnel Géraldine Rouxel, Estelle Michinov, Clément Baumgarten	283

ACTUALITÉ DE LA PSYCHOLOGIE DIFFÉRENTIELLE

PSY

explore
les mondes
psychiques et
les comportements
à travers des
approches
diverses et
complémentaires.

Cet ouvrage présente des travaux de recherche présentés lors des XXIV^e journées internationales de psychologie différentielle qui se sont tenues à Aix Marseille Université en juin 2022. Depuis 1975, de colloque en colloque, les travaux présentés et discutés portent sur l'étude des différences interindividuelles et de la variabilité intra-individuelle, dans une perspective délibérément large. Cette ouverture naturelle, compte tenu des liens entretenus avec de nombreuses branches de la psychologie, offre l'occasion d'interagir avec les collègues qui, traitant initialement de questions développementales, cognitives, sociales ou cliniques, rencontrent dans leurs propres recherches ou pratique des phénomènes touchant aux différences individuelles, ou sont intéressés par celles-ci. La psychologie différentielle aborde aussi, depuis ses débuts, des questions dites de terrain. Ainsi, l'émergence de nouvelles demandes sociétales dans les domaines de l'éducation, de la santé et du travail a impulsé un nouvel élan reliant étroitement les concepts, les méthodes et les pratiques. Cet ouvrage éclaire cinq thématiques : intelligence, éducation, orientation et insertion professionnelle, émotions, santé. Pour chacune d'entre elles sont présentés de nouveaux modèles touchant aux sphères cognitives, émotionnelles et motivationnelles, des méthodes de recueil et de traitement de données incluant de nouveaux outils à usage des praticiens, et des recherches trouvant des applications dans les champs de la formation, de la psychopathologie et des environnements professionnels.

Couverture

© Thomas Arciszewski.

***Basilie Chevrier**, maître de conférences en psychologie différentielle, étudie le développement psychosocial des adolescents et des jeunes adultes.*

***Bruno Dauvier**, professeur de psychologie différentielle, est spécialisé dans la modélisation des différences individuelles.*

***Isabelle Fort**, maître de conférences en psychologie différentielle, étudie l'influence des dimensions constitutives de la métamémoire sur l'évolution des aptitudes mnésiques au cours du vieillissement ainsi que le rôle de l'auto-efficacité dans les processus d'orientation et d'accompagnement liés à l'élaboration d'un projet professionnel.*

Tous trois enseignent à Aix Marseille Université.



Presses
Universitaires
de Provence



Éditions



29 €