Faculté des sciences économiques,
sociales, politiques et de communication
École des sciences politiques et sociales (PSAD)

Usages numériques et mal-être psychologique chez les adolescents

Analyses à partir des données l'enquête PISA 2022

Auteur : Eléonore Di Mascio
Promoteur(s) : Bruno Masquelier
Lecteur(s) : Jonathan Dedonder
Année académique 2025-2026
Master de spécialisation en méthodes quantitatives en sciences sociales (LMQS2MC)

« Je déclare sur l'honneur que ce mémoire a été écrit de ma plume, sans avoir sollicité d'aide extérieure illicite, qu'il n'est pas la reprise d'un travail présenté dans une autre institution pour évaluation, et qu'il n'a jamais été publié, en tout ou en partie. Toutes les informations (idées, phrases, graphes, cartes, tableaux, …) empruntées ou faisant référence à des sources primaires ou secondaires sont référencées adéquatement selon la méthode universitaire en vigueur.

Si j'ai eu recours à l'IA, j'ai scrupuleusement respecté les règles établies en la matière par la note du bureau Faculté ESPO en date du 1er juillet 2024, tout particulièrement dans son point 4.

Je déclare avoir pris connaissance et adhérer au Code de déontologie pour les étudiant(e)s en matière d'emprunts, de citations et d'exploitation de sources diverses en ce compris l'usage des outils d'intelligence artificielle générative et savoir qu'un plagiat ou que toute autre forme d'irrégularité est une faute grave et est susceptible de donner lieu aux procédures et sanctions prévues aux articles 107 à 114 du RGEE (Règlement général des études et des examens) ».

Table des matières

1. Introduction 4
2. Revue de la littérature 5
   a. Concepts de mal-être et de temps d'écran 5
      i. Bien-être et mal-être psychologique 5
      i. Temps d'écran 6
   b. Association globale entre le temps d'écran et le mal-être psychologique 7
   c. Nature et effets propres aux diverses pratiques numériques 10
   d. Effets des usages numériques scolaires 13
   e. Effets différenciés selon le genre, le niveau socio-économique et le contexte national 15
      i. Effets selon le genre 15
      ii. Effets selon le niveau socio-économique 16
      iii. Effets selon le contexte national 17
3. Question de recherche et hypothèses 18
4. Données et méthodes 19
   a. Sources des données 19
      i. Accès et structure des données 20
      ii. Population cible et plan d'échantillonnage 21
   b. Variables utilisées 22
      i. Le mal-être psychologique comme variable dépendante 22
      ii. Les usages numériques comme variables explicatives 22
      iii. Variables de contrôle 23
   c. Cadre méthodologique 25
      i. Nettoyage des données 25
      1. Sélection des variables pertinentes 25
      ii. Construction des indicateurs au moyen d'une AFCM 27
      iii. Validité des indicateurs 28
      1. Validité des indices de mal-être et de disponibilité numérique 29
      2. Validité des indices d'usages numériques récréatifs et scolaires 30
      iv. Pondération 34
      v. Stratégie d'analyse 34
5. Analyses descriptives et exploratoires 35
   a. Description de l'échantillon par pays 35
      i. Taille pondérée des populations nationales 36
      ii. Proportions pondérées par genre 36
      iii. Âge moyen pondéré 36
      iv. Niveau socio-économique (ESCS) 36

b. Indices de mal-être, des usages, et de disponibilité numérique 37
i. Analyse Factorielle des Correspondances Multiples (AFCM) 37
ii. Description des indices de mal-être, des usages et de disponibilité numérique 50
1. Moyenne et dispersion de l'indice de mal-être 50
2. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique récréatif 52
3. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique scolaire 53
4. Moyenne et dispersion de l'indice de disponibilité numérique 55
c. Comparaison des indices de mal-être et d'usages numériques selon le genre 56
i. Comparaison du mal-être psychologique selon le genre 57
ii. Comparaison de l'usage numérique récréatif selon le genre 58
iii. Comparaison de l'usage numérique scolaire selon le genre 60
6. Analyses multivariées et tests des hypothèses 61
a. H1 : Association entre usage numérique récréatif et mal-être psychologique 61
i. Effet principal de l'usage numérique récréatif sur le mal-être psychologique 62
ii. Variables de contrôle et qualité d'ajustement du modèle 63
b. H2 : Comparaison des usages numériques récréatif et scolaire 64
i. Effet des usages numériques récréatif et scolaires 64
ii. Variables de contrôle et qualité d'ajustement 66
iii. Test d'égalité des coefficients 66
c. H1.2 : Effet du moment d'usage récréatif des écrans 67
i. Effets selon le moment d'usage récréatif des écrans 67
ii. Comparaison des périodes (tests de Wald) 70
iii. Variables de contrôle 71
d. Effets modérateurs et interactions 71
i. Interaction entre les usages des écrans et le genre 71
ii. Interaction entre les usages des écrans et le niveau socio-économique 74
7. Résultats, discussions et limites 76
8. Conclusion 79
9. Bibliographie 80
10. Annexes 91
Dictionnaire des variables 91
Code R 104
Packages 104
Nettoyage des données 104
Analyses descriptives et exploratoires 137
Tests d'hypothèses 190

1. Introduction

Avec l'essor d'internet, des smartphones, des réseaux sociaux et des plateformes de streaming ou de jeux vidéo, les technologies numériques occupent désormais une place centrale dans le quotidien des adolescents. Celles-ci ont transformé en profondeur leurs manières d'appréhender les loisirs, tout comme l'apprentissage et les interactions sociales. Cette intégration rapide du numérique s'est naturellement accompagnée de nombreuses interrogations quant à ses potentiels effets, positifs ou négatifs, sur la santé psychologique. Les débats politiques récents, notamment en France sur la restriction de l'accès aux réseaux sociaux pour les moins de 15 ans[1], reflètent bien cette préoccupation croissante autour de l'exposition numérique des adolescents.

Les travaux de Twenge, Martin et Campbell (2018), analysant l'évolution du bien-être des adolescents américains entre 1991 et 2016, ont mis en évidence une baisse nette du bien-être à partir de 2012, période correspondant à l'adoption massive des smartphones par les adolescents. Cette rupture suggère que l'intégration massive du smartphone dans le quotidien, ainsi que le temps croissant consacré aux écrans qui en découle, pourraient avoir contribué à cette dégradation. Dans la même perspective, Haidt (2025) souligne un phénomène comparable au début des années 2010, marqué par une hausse notable des troubles anxieux et dépressifs chez les adolescents, qu'il interprète comme liée à l'intégration généralisée des smartphones et des réseaux sociaux dans la vie quotidienne.

Cependant, si plusieurs travaux mettent en évidence une association entre l'augmentation du temps d'écran et des symptômes de mal-être (anxiété, dépression, irritabilité, nervosité, ou encore troubles du sommeil), la littérature scientifique sur ces thèmes reste nuancée. Les effets observés dépendent fortement des caractéristiques individuelles, des méthodes de mesure utilisées, ainsi que du contexte, de la nature et de la finalité des usages. Les activités numériques apparaissent ainsi comme des pratiques socialement situées, dont les implications varient selon les environnements et les conditions d'usage.

Dans cette perspective, ce mémoire tente d'examiner la relation entre le bien-être psychologique des adolescents et leurs usages numériques, en distinguant deux finalités (récréative et scolaire), ainsi que trois temporalités d'utilisation différentes (pendant les cours,

[1] https://www.publicsenat.fr/actualites/politique/reseaux-sociaux-deputes-et-senateurs-saccordent-sur-une-interdiction-totale-aux-moins-de-15-ans
https://www.vie-publique.fr/loi/301799-proteger-les-mineurs-risques-des-reseaux-sociaux-proposition-de-loi

avant ou après les cours, et le week-end). L'analyse tient également compte de facteurs susceptibles de conditionner cette relation, tels que le genre, le niveau socio-économique et le contexte national. Ce travail s'appuie sur des données quantitatives comparatives issues de l'édition 2022 de l'enquête PISA, un programme de l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE), et couvre cinq pays européens.

2. Revue de la littérature

a. Concepts de mal-être et de temps d'écran

Ce travail mobilise essentiellement deux concepts, centraux à sa problématique : le concept de mal-être psychologique (en opposition au bien-être psychologique) et le concept de temps d'écran.

i. Bien-être et mal-être psychologique

Le bien-être est généralement appréhendé en psychologie selon deux grandes approches : l'approche hédonique et l'approche eudémonique. L'approche hédonique définit le bien-être comme la recherche du plaisir et l'évitement de la souffrance (Ryan et Deci, 2001). Elle est souvent mesurée à travers le bien-être subjectif, décrit comme une évaluation globale de la vie d'un individu selon les critères de ce dernier (Diener, 1984 ; Diener et Diener, 1995). Cette évaluation comprend une dimension cognitive (la satisfaction de vie) et une dimension affective (la fréquence des émotions positives et négatives). À l'inverse, l'approche eudémonique (Ryff et Singer, 1998 ; Ryan et Deci, 2001) considère le bien-être comme la réalisation du potentiel individuel. Elle inclut des dimensions telles que l'autonomie, les relations sociales positives, la maîtrise de son environnement, la croissance personnelle, ou encore l'acceptation de soi. Dans le prolongement de cette perspective, la théorie de l'autodétermination souligne que le bien-être repose sur la satisfaction de trois besoins fondamentaux : l'autonomie, la compétence et le lien social (Ryan et Deci, 2000).

Par opposition au bien-être, le mal-être est généralement conceptualisé dans la littérature comme une altération de ces différentes dimensions du bien-être. Il peut ainsi être appréhendé comme un ensemble de difficultés émotionnelles et comportementales comprenant des symptômes internalisés (anxiété, tristesse, symptômes dépressifs, faible estime de soi ou détresse émotionnelle) ainsi que des symptômes externalisés (impulsivité, agressivité,

comportements oppositionnels ou problèmes de conduite) (Männikkö et al., 2020 ; Forte et al., 2023 ; Zablotsky et al., 2025). Plusieurs études définissent également le mal-être de manière indirecte, à travers la diminution du bien-être subjectif. Une moindre satisfaction de vie ou une baisse de l'équilibre émotionnel et du bonheur perçu peuvent constituer un indicateur de mal-être psychologique (Beyens et al., 2020 ; Kardefelt-Winther et al., 2020 ; Chang, 2025). Par ailleurs, certains travaux de recherche mobilisent des indicateurs globaux de santé mentale autoévaluée, dans lesquels les personnes enquêtées font elles-mêmes l'estimation de leur propre état psychologique général (Nagata et al., 2024 ; Frielingsdorf et al., 2025).

Plus spécifiquement, dans les travaux centrés sur les usages numériques et les réseaux sociaux, le mal-être est associés à des mécanismes psychosociaux tels que la comparaison sociale, la recherche de validation, l'exposition à des remarques négatives, la cybervictimisation ou encore la peur de l'exclusion sociale (*fear of missing out*) (Beyens et al., 2020 ; Sechi et al., 2025).

Toujours dans une approche liée à la consommation des écrans, le mal-être peut également être abordé dans une perspective d'addictions comportementales. Le mal-être se manifeste donc ici à travers les conséquences négatives d'usages numériques problématiques : perte de contrôle, altération du fonctionnement quotidien, perturbation du sommeil, des relations sociales et/ou des performances scolaires (Griffiths et al., 2018 ; Throuvala et al., 2021).

Dans le cadre de ce mémoire, le mal-être fera référence à un ensemble de symptômes autoévalués : sentiment dépressif, irritabilité, nervosité, perte de repères, difficulté à s'endormir, et anxiété. À ce titre, il sera question de mal-être subjectif, dans la mesure où celui-ci repose entièrement sur l'autoévaluation des répondants à l'enquête.

ii. Temps d'écran

Le concept de « temps d'écran » (*screen time*) occupe une place centrale dans la recherche sur les usages numériques. Toutefois, cette notion ne fait pas l'objet d'un consensus bien défini au sein de la littérature.

Le rapport NESET[2] (Nett, 2025) souligne l'étendue des définitions, allant d'une approche restreinte, centrée sur les comportements sédentaires impliquant un écran, à une conception

[2] *Network of Experts on the Social dimension of Education and Training* (NESET). Rapport publié par le Réseau d'experts de la Commission Européenne, traitant notamment des enjeux liés à l'usage des écrans et aux performances scolaires chez les enfants et les adolescents.

beaucoup plus large englobant l'ensemble des usages des technologies numériques. Toutefois, la définition la plus large du temps d'écran se rapporte à l'ensemble des activités réalisées par le biais de dispositifs numériques : réseaux sociaux, jeux vidéo, streaming, navigation sur internet, messageries, smartphones, télévision, etc. (Frielingsdorf et al., 2025 ; Zablotsky et al., 2025).

Les nombreux travaux sur le sujet insistent néanmoins sur le fait que tous les usages numériques ne sont pas équivalents et que leurs effets dépendent du type d'activité. Plusieurs auteurs distinguent ainsi différentes catégories d'usage numérique : les usages sociaux, ludiques, passifs, et enfin, actifs ou interactifs, impliquant communication, coopération ou création (Granic et al., 2014 ; Forte et al., 2023 ; Chang, 2025). Le rapport NESET (Nett, 2025) rapporte également l'importance de différencier les usages éducatifs, qualifiés d'actifs et intentionnels, des usages récréatifs davantage associés à des activités passives.

Certains chercheurs vont encore plus loin en remettant en question la pertinence actuelle du concept même de temps d'écran, soutenant que les outils numériques et la dimension sociale de leurs usages doivent être examinés séparément, étant donné que le contenu consommé semble davantage prédéterminant pour la santé mentale que la seule durée d'exposition (Boers et al., 2019 ; Odgers et Jensen 2020 ; Santos et al., 2023).

b. Association globale entre le temps d'écran et le mal-être psychologique

Une part importante de la littérature converge vers l'idée qu'une augmentation du temps d'usage des écrans à des fins récréatives est associée à une augmentation des indicateurs de mal-être psychologique chez les adolescents. Dans une approche transversale, plusieurs études montrent ainsi que les adolescents passant le plus de temps devant les écrans présentent une probabilité plus élevée de présenter un plus faible niveau de bien-être psychologique (Twenge et Campbell, 2018 ; Santos et al., 2023 ; Zablotsky et al., 2025). Twenge et Campbell (2018) observent notamment qu'au-delà d'environ deux heures d'usage récréatif par jour, le risque de mal-être augmente nettement. Cela renforce l'idée qu'un usage trop intensif peut constituer un facteur de risque (Stiglic et Viner, 2019 ; Orben, 2020).

Des études longitudinales montrent également qu'une hausse du temps d'écran est suivie d'une augmentation des symptômes dépressifs chez les adolescents. Elles mettent en évidence que les

individus rapportant une consommation soutenue des écrans présentent une hausse marquée de symptômes dépressifs au fil du temps. Ceci suggère la présence d'un « effet dose-réponse », c'est-à-dire qu'au plus l'exposition à un facteur est important (en l'occurrence, l'usage des écrans), au plus l'effet est grand (les symptômes de mal-être) (Twenge et al., 2018 ; Boers et al., 2019 ; Nagata et al., 2024).

Cependant, selon la *Goldilocks hypothesis* (Przybylski et Weinstein, 2017), la relation entre le temps d'écran et le bien-être ne suit pas une courbe linéaire : un usage numérique modéré est associé à un niveau de bien-être équivalent (voire légèrement supérieur) à celui d'une absence d'usage, alors qu'un usage excessif est lié à une diminution du bien-être.

De plus, même si de nombreuses études démontrent un lien entre le temps d'écran à des fins récréatives et le mal-être psychologique, l'examen des tailles d'effet invite à nuancer ces résultats. Des travaux s'accordent sur le fait que les effets observés sont positifs et statistiquement significatifs, mais qu'ils restent généralement de faible ampleur. Les coefficients rapportés, souvent petits, indiquent que le temps d'écran n'explique qu'une part limitée du mal-être psychologique (Przybylski et Weinstein, 2017 ; Orben et Przybylski, 2019 ; Odgers et Jensen, 2020 ; Tang et al., 2021 ; Paulus et al., 2023 ; Schmidt-Persson et al., 2024 ; Li et al. 2025). Les tailles d'effet observées sont d'ailleurs comparables, voire même inférieures, à celles associées à des activités quotidiennes considérées comme anodines (Orben et Przybylski, 2019).

Certains auteurs soulignent aussi que les résultats varient selon les caractéristiques des individus, le type d'activité numérique ou encore la manière dont les usages sont mesurés, ce qui invite à des interprétations plus nuancées sur les associations entre temps d'écran et mal-être (Tang et al., 2021). D'autres études rapportent que les effets dépendent du contexte : vulnérabilités préexistantes, environnement familial ou qualité des interactions en ligne. Des niveaux modérés d'usage peuvent ainsi être associés à des effets neutres, voire positifs, alors que des effets négatifs peuvent apparaitre à des niveaux très élevés d'usage ou chez des individus plus vulnérables (Kardefelt-Winther, 2017 ; Schmidt-Persson et al., 2024). Par ailleurs, Przybylski et Weinstein (2017) montrent que les seuils à partir desquels apparaissent des effets négatifs sur le bien-être sont plus élevés le week-end qu'en semaine. Cela suggère que le temps d'écran pose moins problème lorsqu'il a moins de chance d'entrer en concurrence avec des activités structurées (par exemple, les devoirs scolaires ou des activités extrascolaires encadrées). Cette perspective nuance l'idée d'un effet uniforme du temps d'écran et insiste sur

l'importance de tenir compte du type d'usage, du contexte, des motivations et de l'environnement psychosocial.

Les méthodes de mesure du temps d'écran consistent également un enjeu majeur. Notamment, les associations transversales apparaissent plus robustes que les associations longitudinales, ce qui suggère que les corrélations mesurées à un temps donné pourraient amener à une surestimation de la force du lien (Li et al., 2025). La plupart des études reposent également sur des auto-déclarations rétrospectives, pouvant être affectées par des biais de déclaration ou d'estimation (Tang et al., 2021 ; Paulus et al., 2023). Or, plusieurs travaux montrent que les mesures objectives, comme les journaux de temps ou les enregistrements numériques, aboutissent souvent à des associations plus faibles que les estimations auto-rapportées.

En effet, les travaux mobilisant des données détaillées d'emploi du temps (*time-use diaries*), plutôt que des estimations auto-rapportées sur une longue période de référence, réduisent ces risques de biais et permettent de distinguer plus finement les types d'activités. Leurs résultats démontrent une faiblesse, voire une non-significativité, du lien entre temps d'écran et santé mentale, une fois que d'autres facteurs de mode de vie sont pris en compte. Cela suggère que certaines corrélations pourraient être surestimées lorsque le temps d'écran est mesuré de manière globale et non différenciée (Orben et Przybylski, 2019 ; Barthorpe et al., 2020 ; Chang, 2025). Le volume de temps apparaît donc comme un indicateur insuffisant pour comprendre les liens entre usages numériques et mal-être. De plus, une diminution des effets est souvent observée lorsque des ajustements rigoureux pour les variables confondantes sont introduits. Ceci indique qu'une partie des associations pourrait être liée à d'autres facteurs, comme le statut socio-économique, des vulnérabilités préexistantes ou le climat familial (Li et al., 2025).

Un autre point essentiel concerne la distinction entre les effets entre individus (inter-individuels) et au sein d'un même individu (intra-individuels). Les associations observées à l'échelle inter-individuelle (les adolescents utilisant davantage les écrans rapportent en moyenne plus de symptômes) ne signifient pas forcément que, pour un même individu, augmenter le temps d'écran entraînera une hausse proportionnelle du mal-être. Les analyses longitudinales montrent d'ailleurs que les variations intra-individuelles sont souvent plus faibles que les différences entre individus, ce qui limite la portée des inférences causales (Tang et al., 2021 ; Li et al., 2025). Li et al. (2025) soulignent également que la relation pourrait être bidirectionnelle : des adolescents déjà en difficulté pourraient augmenter leur usage des écrans, ce qui complexifie davantage encore l'interprétation.

Enfin, certains mécanismes explicatifs du lien entre usage numérique et mal-être sont également mis en avant, en particulier deux facteurs protecteurs de la santé mentale : la réduction de la durée et de la qualité du sommeil et la diminution de l'activité physique (Boers et al., 2019 ; Kelly et al., 2019 ; Mohd Saat et al., 2024 ; Nagata et al., 2024 ; Dai et Ouyang, 2025 ; Haidt, 2025). Ce constat s'inscrit dans l'hypothèse du déplacement (*displacement hypothesis*, Kraut et al., 1998), selon laquelle le temps passé sur les écrans remplace des activités bénéfiques et protectrice de la santé mentale, comme le sommeil ou les interactions sociales en face-à-face.

c. Nature et effets propres aux diverses pratiques numériques

La littérature récente suggère que le lien entre l'usage numérique récréatif et le mal-être psychologique ne peut être compris uniquement à partir de mesures globales du temps d'écran, sans distinction des types d'activités, de leurs objectifs ou de la manière dont les adolescents s'y engagent. En effet, une telle approche tend à masquer des différences importantes, notamment entre types d'usage (en l'occurrence, les usages scolaires et récréatifs), mais aussi entre activités spécifiques : réseaux sociaux, jeux vidéo, visionnage passif (*scrolling*), navigation sur internet, etc. Ainsi, plusieurs travaux se sont focalisé sur la nature des usages plutôt que vers leur seule durée (Przybylski et Weinstein, 2017 ; Forte et al., 2023 ; Santos et al., 2023 ; Frielingsdorf et al., 2025).

Les pratiques numériques ne forment pas un ensemble homogène. Frielingsdorf et al. (2025) distinguent finement les différents usages numériques, en séparant les activités récréatives (réseaux sociaux, jeux vidéo, visionnage de contenus vidéo) du travail scolaire en ligne. Leurs résultats montrent un effet dose-réponse pour certains usages récréatifs, avec une hausse du mal-être surtout au-delà de 4 à 5 heures par jour. À l'inverse, le temps consacré aux outils numériques scolaires présente une association faible, voire inexistante, avec la santé mentale, sauf à des niveaux très élevés (plus de 6 heures quotidiennes). Ces résultats confirment que le temps d'écran ne constitue pas, en soi, une variable pertinente. Le contenu et la finalité des pratiques numériques jouent un rôle déterminant.

Ensuite, plusieurs auteurs relèvent que certains usages, tels que les réseaux sociaux, semblent plus fortement associés aux indicateurs de mauvaise santé mentale chez les adolescents. Dans cette perspective, une association significative entre le temps passé sur les réseaux sociaux et des symptômes de détresse psychologique, tels que l'anxiété, la dépression et une faible estime de soi, a pu être observée au cours de nombreuses études (Blomfield Neira et Barber, 2014 ;

Kelly et al., 2019 ; Keles et al., 2020 ; Karim et al., 2020 ; Gupta et al., 2022 ; Azem et al., 2023 ; Forte et al., 2023 ; Santos et al., 2023 ; Frielingsdorf et al., 2025 ; Haidt, 2025 ; Smout et al., 2026). Les travaux de Kelly et al. (2019) soulignent notamment que cette relation est en partie médiée par le cyberharcèlement, les troubles du sommeil et l'estime de soi.

De la même manière, la littérature nous invite également à dépasser l'idée d'un effet uniquement négatif des jeux vidéo sur la santé psychologique. S'ils peuvent avoir des effets néfastes dans les cas d'usages trop excessifs, ils peuvent aussi contribuer au bien-être. Les jeux vidéo mobilisent activement des ressources cognitives, telles que l'attention, la flexibilité et l'adaptation, ce qui les distingue d'une activité passive. Ils offrent un espace sécurisé d'expérimentation et de régulation émotionnelle, pouvant induire une meilleure gestion des émotions, tout comme des affects positifs. Certains jeux possèdent aussi une dimension coopérative susceptible de soutenir les compétences sociales, un sentiment d'appartenance, et limiter ainsi l'isolement (Granic et al., 2014). Chang (2025) démontre aussi que certains types d'usages numériques, dont les jeux interactifs, peuvent être associés à des indicateurs de bien-être positif chez les adolescents, avec des variations selon les caractéristiques sociodémographiques. L'ensemble de ces résultats suggère que les effets des jeux vidéo ne sont ni homogènes ni universels, et dépendent moins de leur simple usage que de facteurs contextuels.

Au-delà du temps passé sur les écrans, la distinction entre usages actifs et usages passifs constitue un axe d'analyse central. Selon le modèle de Valkenburg et al. (2022), les usages passifs (*scrolling*, consultation de contenus) peuvent nuire au bien-être par le biais de mécanismes de comparaison sociale et d'envie, tandis que les usages actifs (commenter, publier, interagir avec autrui) peuvent favoriser le lien social. Des mécanismes psychosociaux, tels que la comparaison sociale, l'exposition à des contenus idéalisés ou la recherche de validation, expliqueraient en partie ces effets différenciés (Forte et al., 2023 ; Haidt, 2025). Cette distinction actif/passif est cohérente avec d'autres travaux montrant que l'association entre temps d'écran et mal-être varie selon le type d'activité : les réseaux sociaux sont plus régulièrement corrélés à une moins bonne santé mentale, alors que les jeux vidéo ou le visionnage de contenus présentent des associations plus faibles ou inconsistantes (Forte et al., 2023 ; Chang, 2025 ; Frielingsdorf et al., 2025).

Néanmoins, si ce modèle actif/passif rend compte d'associations dans les analyses transversales (Verduyn et al., 2017 ; Chen et al., 2019 ; Thorisdottir et al., 2019 ; Kim et al., 2020), les études

longitudinales montrent peu d'effets prédictifs solides, nuançant l'idée d'un effet causal direct des usages actifs ou passifs (Jensen et al., 2019 ; Beyens et al., 2020 ; Boer et al., 2022 ; Tibbs et al., 2025 ; Smout et al., 2026). Les résultats semblent donc fortement dépendre du type d'étude (transversale ou longitudinale) et de la précision des mesures.

L'étude longitudinale de Smout et al. (2026) apporte un éclairage important en distinguant trois comportements sur les réseaux sociaux : le *scrolling* (consultation passive), le *chatting* (échanges privés) et le *posting* (publication). Les auteurs montrent que ces usages suivent des trajectoires différentes et n'ont pas les mêmes liens avec le mal-être. L'augmentation du *scrolling* est associée à davantage de mal-être, tandis que les formes d'engagement plus actives présentent des effets plus nuancés. Ces résultats prolongent le modèle de Verduyn et al. (2017), selon lequel l'usage passif favorise la comparaison sociale, alors que l'usage actif renforce le sentiment d'ancrage social (Thorisdottir et al., 2019).

Cette hétérogénéité apparaît aussi dans l'étude de Chang (2025), qui distingue quatre types d'activités : le *social screen time* (réseaux sociaux et messagerie), la navigation sur internet, les jeux vidéo, et le visionnage passif de contenu vidéo. Seuls les deux premiers types d'activités montrent une relation négative régulière avec différents aspects du bien-être. À l'inverse, les jeux vidéo et le visionnage passif présentent des liens faibles, nuls, voire même légèrement positifs à des niveaux modérés, avec le bien-être. Ces résultats montrent donc bien que les effets du temps d'écran ne sont pas uniformes, et varient selon le type de média et le contexte d'usage. Lorsque des effets délétères apparaissent, ils peuvent aussi s'expliquer par des effets de substitution (*displacement effects*), où certaines activités numériques prennent la place d'activités bénéfiques pour la santé mentale (Neuman, 1988).

Une autre distinction importante est celle des usage « modérés » et des usages « excessifs ». Se focalisant sur les jeux vidéo, Throuvala et al. (2021) montrent que ce n'est pas l'activité numérique en elle-même qui pose un risque pour la santé mentale, mais plutôt un usage problématique, caractérisé par l'excès et l'altération du fonctionnement quotidien. La littérature sur le *Gaming Disorder*[3] insiste sur des critères qualitatifs tels que la perte de contrôle, la priorité accordée au jeu au détriment d'autres activités, ou encore la poursuite du jeu malgré des conséquences négatives (Griffiths et al., 2018).

[3] Selon ces trois critères définis par l'OMS (perte de contrôle, priorisation du jeu, et la persistance du comportement malgré des effets néfastes), le *Gaming Disorder* se rapporte à une forme d'addiction comportementale. (Organisation mondiale de la Santé, 2020).

Enfin, il est aussi important de tenir compte des différences inter-individuelles. Beyens et al. (2020) montrent que l'effet des réseaux sociaux sur le bien-être varie fortement d'un individu à l'autre. Les auteurs en concluent qu'il n'existe pas d'effet uniforme et que les moyennes de groupe masquent de fortes variations individuelles. Cette perspective invite à considérer les caractéristiques personnelles, les motivations et les vulnérabilités des individus enquêtés. Les travaux de Sechi et al. (2025) complètent ce constat en soulignant le rôle du *Fear of Missing Out* (FoMO)[4] (Przybylski et al., 2013) et l'importance de la littératie numérique comme facteur protecteur. Les adolescents disposant de compétences critiques plus développées seraient mieux équipés pour interpréter les contenus digitaux de façon plus réfléchie, limiter la comparaisons sociale et adopter des pratiques numériques plus contrôlées et équilibrées.

d. Effets des usages numériques scolaires

Throuvala et al. (2021) rappellent qu'il est essentiel de distinguer les différents types d'activités numériques. L'hétérogénéité des pratiques fait que leurs effets psychologiques dépendent fortement de la nature et de l'objectif de l'usage. Appliquée aux usages scolaires, cette approche suggère que l'intégration du numérique à l'école n'est pas automatiquement bénéfique. En effet, selon la manière dont il est intégré, il peut soit soutenir l'apprentissage, soit, au contraire, être source de distraction.

Un mécanisme capable d'expliquer le lien entre les usages numériques scolaires et le bien-être psychologique est la *flow theory* (Csikszentmihalyi, 1990). Le *flow* correspond à un état d'immersion optimale, marqué par une forte concentration, un sentiment de contrôle et un plaisir intrinsèque. Plusieurs études montrent qu'il constitue un prédicteur significatif du bien-être, notamment en contexte scolaire (Pelet et al., 2017 ; Ullah et Anwar, 2020 ; Wu et al., 2021). Ces résultats peuvent être expliqués par le modèle de l'engagement académique (Schaufeli et Bakker, 2004), défini comme un état motivationnel positif mêlant vitalité, dévouement et absorption. L'engagement apparait comme positivement associé au bien-être subjectif (Datu et King, 2018 ; Yi et al., 2020). Employées de manière adéquate, les technologies peuvent favoriser cet état d'engagement profond. L'usage du numérique peut ainsi

[4] Le concept de *Fear of Missing Out* (FoMO) peut être défini comme « une appréhension omniprésente que d'autres puissent vivre des expériences gratifiantes auxquelles on n'est pas présent. Il se caractérise par le désir de rester continuellement connecté à ce que les autres font. » (Przybylski & al., 2013). Un engagement accru aux réseaux sociaux, ainsi qu'un niveau de bien-être et de satisfaction de vie plus bas sont associés à des taux plus élevés de FoMO. (Przybylski & al., 2013 ; Griffiths & al., 2018 ; Sechi & al., 2025).

avoir un effet positif indirect sur le bien-être : il favorise le *flow*, renforçant l'engagement scolaire, lequel, à son tour, améliore le bien-être (Shao et al., 2024).

Les effets du numérique scolaire dépendent aussi fortement du cadre institutionnel. Les technologies éducatives peuvent soutenir l'autonomie, le sentiment de compétence, ainsi que l'appartenance à une communauté d'apprentissage lorsqu'elles s'inscrivent dans une démarche pédagogique cohérente, avec des objectifs clairs (Missaoui, 2024 ; Molinari et al., 2024). Le bien-être ne dépend donc pas seulement de l'usage en lui-même, mais également de l'environnement qui le structure. S'il est accompagné d'un encadrement structuré, l'usage numérique à des fins scolaires peut renforcer à la fois l'engagement et la motivation (Molinari et al., 2024).

Néanmoins, l'usage scolaire numérique peut aussi entraîner une surcharge cognitive. Un encadrement inadapté (avec par exemple une multiplication excessive des supports en ligne) peut solliciter excessivement l'attention et la mémoire de travail (Sweller, 1988 ; Sweller et Chandler, 1994), compromettant l'engagement et, par extension, le bien-être. Le rapport du *House of Commons Education Committee* (2024) souligne d'ailleurs que l'exposition prolongée aux écrans en contexte scolaire peut provoquer une fatigue numérique, des difficultés de concentration et une hausse du stress académique. Certains environnements numériques peuvent même accentuer la pression académique en rendant le travail accessible en permanence et en brouillant ainsi les frontières entre temps scolaire et temps personnel. De plus, dans la perspective de la théorie de l'autodétermination (Ryan et Deci, 2000), un usage scolaire imposé par l'enseignement peut favoriser le bien-être s'il est perçu par l'élève comme autonome et porteur de sens. C'est donc bien la manière dont l'élève interprète l'activité qui importe. Même en étant encadrée et obligatoire, l'utilisation du numérique à des fins scolaires peut être perçue comme autonome si celle-ci est comprise et jugée pertinente par l'élève.

Par ailleurs, la relation entre usages numériques et bien-être s'inscrit aussi dans les inégalités sociales. Selon Bohnert et Gracia (2023), les différences ne concernent pas seulement l'accès aux outils digitaux, mais aussi les compétences d'usage et les bénéfices. Leur étude indique que les activités numériques orientées vers l'apprentissage profitent surtout aux adolescents de milieux socio-économiques élevés, disposant d'un encadrement parental plus structuré, de meilleures compétences numériques et de ressources éducatives complémentaires. À l'inverse, les individus issus de milieux défavorisés retirent moins de bénéfices éducatifs des technologies numériques. Ce constat suggère que l'usage numérique scolaire constitue un facteur potentiel

de reproduction sociale, voire même d'amplification des écarts sociaux. Les compétences, l'accompagnement familial et la qualité des infrastructures variant selon le niveau socio-économique, l'usage de mêmes outils peut produire des effets distincts parmi différents individus.

e. Effets différenciés selon le genre, le niveau socio-économique et le contexte national

i. Effets selon le genre

Selon le *Differential Susceptibility to Media Effects Model* (Valkenburg et Peter, 2013), certaines caractéristiques individuelles, dont le genre, façonnent la sensibilité aux expériences en ligne (Beyens et al., 2020). De nombreuses études montrent que le lien entre temps d'écran et mal-être psychologique varie selon le genre, avec une attention particulière portée aux filles. Plusieurs travaux indiquent en effet que les filles présentent une association plus élevée entre usage des écrans et niveaux de mal-être. (Yau et Reich, 2019 ; Beyens et al., 2020 ; Twenge et Martin, 2020 ; de Valle et al., 2021 ; Forte et al., 2023 ; Chang, 2025 ; Frielingsdorf et al., 2025 ; Smout et al., 2026).

Les effets des usages des écrans sur la santé mentale diffèrent selon le genre, mais également le type d'activité (Santos et al., 2023 ; Chang, 2025). Dans cette perspective, on observe que l'usage intensif des réseaux sociaux est plus fréquemment associé chez les filles à des symptômes dépressifs et internalisés, tels que l'anxiété, la tristesse ou une faible estime de soi (Beyens et al., 2020 ; Forte et al., 2023 ; Santos et al., 2023 ; Smout et al., 2026). Les adolescentes apparaissent en moyenne plus sensibles aux comparaisons sociales et aux critiques négatives (Beyens et al., 2020 ; Gracia Molina et al., 2023 ; Sechi et al., 2025). À nouveau, les travaux longitudinaux montrent toutefois une forte variabilité inter-individuelle des effets (Beyens et al., 2020).

Par ailleurs, il faut noter que les filles adolescentes utilisent les réseaux sociaux plus fréquemment et selon des modalités différentes par rapport aux garçons (Yau et Reich, 2019 ; Twenge et Martin, 2020). Les usages de celles-ci se rapportent tout particulièrement à des comportements de consultation et publication de contenus et de messagerie (Smout et al., 2026), ainsi que la recherche de *feedback* et les comparaisons sociales ascendantes (Twenge et Martin, 2020 ; de Valle et al., 2021). Cependant, les analyses longitudinales ne confirment pas

systématiquement une vulnérabilité genrée stable dans le temps (Chang, 2025 ; Smout et al., 2026).

Parallèlement, d'autres sources montrent que les garçons sont davantage concernés par certains usages, notamment les jeux vidéo, parfois associés à des manifestations de mal-être plus externalisées, telles que l'impulsivité ou les conduites oppositionnelles (Chang, 2025 ; Frielingsdorf et al., 2025). Certains travaux avancent l'hypothèse que les filles et les garçons investissent des espaces numériques distincts, les exposant ainsi à des dynamiques, interactions et contenus différents. Cette hypothèse pourrait expliquer les écarts observés sans supposer une vulnérabilité intrinsèque propre à chaque genre (Beyens et al., 2020 ; Sechi et al., 2025). En complément, un autre cadre interprétatif suggère que les usages numériques pourraient interagir avec le développement socio-affectif adolescent, période marquée par une sensibilité accrue aux enjeux identitaires et relationnels (Beyens et al., 2020 ; Sechi et al., 2025).

Malgré des résultats nuancés, la littérature semble donc converger vers l'idée que les types d'activités numériques diffèrent selon le genre, conduisant à des profils de risque distincts (Forte et al., 2023). Dans une perspective plus large, les interprétations données à ce phénomène évoquées précédemment s'inscrivent dans une sociologie des inégalités numériques, où le genre renvoie à des contextes de socialisation différenciés structurant à la fois les pratiques et leurs effets (Gracia Molina et al., 2023).

ii. Effets selon le niveau socio-économique

La littérature souligne que le statut socio-économique joue un rôle central dans les liens entre usages numériques et bien-être chez les adolescents. Les individus issus de milieux défavorisés présentent en moyenne un temps d'écran plus élevé, qui tend à se substituer à d'autres activités structurantes et protectrices pour la santé mentale, telles que les activités sportives (Männikkö et al., 2020). Ces écarts s'expliquent en partie par un accès plus limité à des activités alternatives encadrées et socialement valorisées, si bien que les pratiques numériques remplacent parfois des expériences potentiellement bénéfiques pour le bien-être (Männikkö et al., 2020).

Le statut socio-économique agit également comme modérateur des associations entre les usages numériques et la santé mentale. L'intensité, voire la direction, du lien avec le mal-être varie selon le capital socio-économique et culturel des adolescents (Visier-Alfonso et al., 2024). On observe des effets négatifs plus prononcés chez les individus issus de milieux défavorisés, suggérant un effet cumulatif entre vulnérabilités sociales et exposition numérique. Cependant,

certaines pratiques, notamment celles liées aux réseaux sociaux, apparaissent davantage associées au mal-être dans des milieux plus favorisés, potentiellement en raison de normes et de pressions sociales spécifiques (Visier-Alfonso et al., 2024).

Dans une perspective plus large, ces résultats montrent donc que les usages des écrans s'inscrivent dans un système d'inégalités sociales, où les effets du numérique dépendent des ressources économiques, culturelles et relationnelles disponibles, participant ainsi à structurer à la fois le bien-être et les trajectoires éducatives (Odgers et Jensen, 2020 ; Bohnert et Gracia, 2023 ; Gracia Molina et al., 2023). Le capital culturel, les ressources et l'accompagnement parental influencent les effets du numérique sur la santé mentale (Odgers et Jensen, 2020 ; Bohnert et Gracia, 2023), alors que l'impact entre types d'usage varie selon le niveau d'éducation parentale (Chang, 2025). Ainsi, on observe donc bien une hétérogénéité sociale des effets de l'usage du numérique, dépendant autant de la nature des activités digitales que du contexte familial et socio-éducatif (Chang, 2025 ; Smout et al., 2026). Les usages numériques ne génèrent pas d'eux-mêmes ces inégalités, mais en revanche, sans accompagnement adéquate, ils peuvent les amplifier ou les reconfigurer (Gracia Molina et al., 2023). En ce sens, les associations entre temps d'écran élevé et indicateurs de santé mentale défavorables doivent être interprétées à la lumière des conditions de vie et de l'accès aux ressources, confirmant que les effets observés s'inscrivent dans des configurations sociales différenciées plutôt que dans des mécanismes systématiques et homogènes (Odgers et Jensen, 2020 ; Zablotsky et al., 2025).

iii. Effets selon le contexte national

Les comparaisons internationales invitent à relativiser l'ampleur du lien entre usages numériques et mal-être. Les travaux récents convergent pour montrer que l'association entre usages numériques et bien-être adolescent est généralement faible et variable selon les contextes nationaux (Kardefelt-Winther et al., 2020 ; Lee et Zarnic, 2024).

L'étude de Kardefelt-Winther et al. (2020) souligne que le temps d'écran, pris isolément, n'explique qu'une part très limitée du bien-être et que son impact dépend du cadre social et culturel dans lequel il s'inscrit. Dans la même perspective, Lee et Zarnic (2024) mettent en évidence des effets modestes et hétérogènes, façonnés par des facteurs tels que les politiques de régulation nationales des plateformes numériques, le degré de diffusion des technologies digitales, ou encore les inégalités sociales.

Les comparaisons internationales montrent ainsi qu'un usage intensif peut être associé à des indicateurs négatifs dans certains contextes, mais coexister avec une satisfaction de vie élevée dans d'autres (Lee et Zarnic, 2024). Ces résultats confirment que les effets des usages numériques ne sont ni universels ni systématiques, mais bien culturellement situés et modelés par des normes, des cadres institutionnels et des dynamiques sociales spécifiques (Kardefelt-Winther et al., 2020 ; Lee et Zarnic, 2024).

3. Question de recherche et hypothèses

La recherche au cœur de ce mémoire vise à étudier le lien entre les usages des écrans et le mal-être psychologique chez les adolescents, dans un contexte comparatif européen. De façon plus précise, ce travail tente de répondre à la question suivante : dans quelle mesure l'intensité et la nature des usages numériques, qu'ils soient récréatifs ou scolaires, sont-elles associées au mal-être psychologique des adolescents ?

En effet, comme nous l'avons vu, la littérature scientifique sur le sujet montre clairement que le temps passé devant un écran ne constitue pas une activité unique et homogène, mais bien un ensemble de pratiques très diverses. Selon l'objectif, la fréquence ou le moment où elles ont lieu, les activités numériques peuvent avoir des effets différents sur la santé mentale. Au cours de ce mémoire, trois hypothèses seront donc examinées, afin d'évaluer l'association entre les usages numériques et le mal-être psychologique.

La première hypothèse (H1) émet comme postulat que le temps d'usage du numérique à des fins récréatives est positivement associé au mal-être psychologique des adolescents. Cette hypothèse s'appuie sur l'idée largement émise à travers la littérature, qu'un usage trop intensif des écrans est susceptible de favoriser des mécanismes psycho-sociaux néfastes pour la santé mentale, en particulier des adolescents (Twenge et Campbell, 2018 ; Stiglic et Viner, 2019 ; Orben, 2020 ; Throuvala et al., 2021).

La seconde hypothèse (H2) propose l'idée que les usages numériques à des fins scolaires présentent une association différente avec le mal-être psychologique des usages récréatifs des écrans. Contrairement aux usages récréatifs, les usages scolaires sont liés aux exigences du travail académique. La finalité et le contexte de ces deux types de pratique numérique sont donc très éloignés l'un de l'autre. L'intérêt de cette analyse est de mettre en lumière les effets associés aux usages récréatifs et scolaires au sein d'un même modèle, pour ensuite tester si ceux-ci diffèrent statistiquement.

Enfin, la dernière hypothèse (H1.2), affinant la première hypothèse H1, postule que l'association entre l'usage récréatif des écrans et mal-être psychologique varie selon le moment où a lieu les pratiques numériques : pendant les heures de cours, en semaine hors temps scolaire, ou durant le week-end. Cette hypothèse suppose que la temporalité structure différemment les pratiques numériques. En estimant ainsi séparément les effets selon les périodes d'usage et en testant ensuite leurs différences, il est possible d'évaluer dans quelle mesure les associations varient selon le contexte temporel.

4. Données et méthodes

a. Sources des données

Les données mobilisées afin de tester les hypothèses énoncées précédemment dans ce mémoire sont celles de l'enquête PISA de 2022.

PISA (*Programme for International Student Assessment*) constitue une enquête à grande échelle menée par l'OCDE, dont le but est d'évaluer les acquis des adolescents âgés de 15 ans dans différentes matières scolaires ainsi que dans certaines compétences transversales. L'enquête PISA ne se limite pas seulement à évaluer la maîtrise des programmes scolaires nationaux, mais s'intéresse aussi aux capacités des élèves à mobiliser leurs savoirs dans des contextes plus concrets (OECD, 2023 ; 2024).

En particulier, l'édition 2022 a été administrée auprès d'environ 700 000 adolescents, provenant de 81 pays membres ou partenaires de l'OCDE (OECD, 2025), et portait sur les mathématiques comme domaine majeur d'évaluation. Des thématiques complémentaires, telles que la pensée créative et la littératie financière, ont également été incluses dans le questionnaire pour certains pays. Les technologies de l'information et de la communication (TIC), quant à elles, ont fait l'objet de modules contextuels administrés à une partie des pays participants. (OECD, 2023 ; 2024).

L'enquête PISA de 2022 a été marquée par des défis opérationnels liés à la pandémie du COVID-19, notamment des taux de participation variables dans certains pays (OECD, 2023 ; 2024).

i. Accès et structure des données

La base de donnée de l'édition 2022 de l'enquête PISA est mise à disposition en libre accès par l'OCDE sur son site internet[5]. Elle est téléchargeable en format SAS ou SPSS. Elle comprend les microdonnées individuelles relatives aux élèves, ainsi que des informations issues des questionnaires administrés aux écoles et aux enseignants. La base de données est organisée en plusieurs fichiers distincts : un fichier contenant les réponses au questionnaire élève, un fichier contenant les réponses au questionnaire établissement (rempli par le.la directeur.ice de l'école), un fichier contenant les réponses au questionnaire enseignant, un fichier contenant les données relatives aux items cognitifs, un fichier portant sur le temps de passation des questionnaires, ainsi que des fichiers spécifiques dédiés aux domaines optionnels (pensée créative et littéracie financière). Dans le cadre de ce mémoire, l'ensemble des analyses a été réalisé à partir du fichier contenant les données issues du questionnaire élève.

Ces différents fichiers sont accompagnés d'un dictionnaire de variables (*codebook*), détaillant les informations de chaque variable, ainsi qu'un *compendia* regroupant les listes d'items. Il est également possible d'accéder aux codes STATA pour reproduire les calculs des volumes I et II du rapport PISA de 2022, ainsi qu'aux questionnaires complets qui ont été administrés pour chaque groupe (élèves, direction, enseignants, parents).

Le fichier du questionnaire élève regroupe l'ensemble des réponses fournies par les élèves. Il comprend, d'une part, des variables de performance dans les domaines scolaires principaux et complémentaires évalués. D'autre part, il intègre de nombreuses variables de contexte socio-démographique, telles que l'indice ESCS[6], le genre de l'élève, le niveau d'éducation des parents, le pays de naissance de l'élève et des parents, ou encore la langue parlée à la maison. Le fichier contient également des informations sur les conditions matérielles (nombre de livres ou d'appareils numériques au domicile), ainsi que sur des dimensions psychologiques, comportementales et d'usage : fréquence et modalités d'utilisation des ressources numériques, engagement scolaire, attitudes et croyances liées à l'apprentissage, bien-être et perceptions personnelles. Enfin, il inclut les poids d'échantillonnage, indispensables pour corriger les probabilités de sélection et produire des estimations représentatives au niveau national.

[5] https://www.oecd.org/en/data/datasets/pisa-2022-database.html

[6] *Economic, Social and Cultural Status*. Il s'agit d'un score composite standardisé du statut socio-économique des élèves interrogés au cours de l'enquête PISA 2022. Les variables mobilisées pour la construction de cet indicateur sont les ressources matérielles et culturelles du foyer, le niveau d'éducation et le statut professionnel des parents (Avvisati et Wuyts, 2024).

ii. Population cible et plan d'échantillonnage

La population cible de l'enquête PISA de 2022 comprend l'ensemble des élèves âgés de 15 ans provenant de 81 pays membres ou partenaires de l'OCDE. (OECD, 2023 ; 2024 ; 2025). Plus exactement, l'étude cible les adolescents ayant entre 15 ans et 3 mois et 16 ans et 2 mois au début de la période de test, inscrits dans un établissement scolaire reconnu, au minimum au niveau correspondant au grade 7[7]. L'enquête PISA échantillonne donc sa population sur la base de l'âge et non du niveau scolaire, ce qui permet des comparaisons internationales indépendamment des structures éducatives nationales. L'enquête inclut les élèves scolarisés à temps plein ou à temps partiel dans l'enseignement général ou professionnel, excluant donc par définition les individus non-scolarisés (OECD, 2023 ; 2024).

L'enquête PISA de 2022 repose sur un plan d'échantillonnage probabiliste stratifié à deux degrés. Au premier degré, les établissements scolaires ont été sélectionnés à partir d'une base nationale exhaustive, selon un tirage systématique proportionnel à la taille estimée de leur population d'élèves de 15 ans inscrits. Cette méthode a pour but de garantir que les établissements accueillant davantage d'élèves aient une probabilité supérieure d'être sélectionnés, tout en maintenant un tirage aléatoire. Les écoles sont généralement stratifiées selon plusieurs variables (région, type d'enseignement, statut public ou privé, etc.) afin d'améliorer la précision des estimations et d'assurer une couverture équilibrée du système éducatif national. Au second degré, un échantillon aléatoire d'élèves est tiré au sein de chaque école sélectionnée. Tous les élèves n'ont donc pas la même probabilité d'être inclus dans l'échantillon : leur inclusion dépend à la fois de la probabilité de sélection de leur école et de celle de leur propre sélection au sein de l'établissement (OECD, 2023 ; 2024).

Afin de garantir la qualité de l'enquête, l'OCDE impose des seuils minimaux de participation. Au niveau des établissements, ce taux de participation doit atteindre au moins 85 % des écoles sélectionnées. Du côté des élèves, il est attendu qu'au moins 80 % des élèves sélectionnés dans les écoles participantes se soumettent à l'évaluation. Dans le cas où ces seuils ne seraient pas atteints, des analyses supplémentaires seront requises afin d'évaluer les biais potentiels de non-réponse, et leur impact potentiel sur la représentativité. (OECD, 2023 ; 2024).

[7] Le grade 7 se rapporte à la 7ème année de scolarité formelle (càd depuis le début de l'enseignement primaire). Il correspond à la 1ère secondaire dans le système éducatif belge, ou à la 5ème année dans le système éducatif français.

b. Variables utilisées

i. Le mal-être psychologique comme variable dépendante

Dans ce mémoire, le mal-être psychologique des adolescents constitue la variable dépendante centrale. À défaut de disposer d'un indicateur unique permettant d'en mesurer l'ensemble des dimensions, l'enquête PISA 2022 met à disposition six variables catégorielles, chacune renvoyant à un aspect susceptible de refléter un état de mal-être psychologique. Ces variables évaluent la fréquence d'apparition de différents symptômes au cours des six derniers mois, et possèdent chacune 5 modalités, allant graduellement de « rarement ou jamais » (codée numériquement par la valeur 1) à « pratiquement tous les jours » (codée numériquement par la valeur 5) :

> **WB154Q04HA :** In the past six months, how often have you had the following: Feeling depressed
>
> **WB154Q05HA :** In the past six months, how often have you had the following: Irritability or bad temper
>
> **WB154Q06HA :** In the past six months, how often have you had the following: Feeling nervous
>
> **WB154Q07HA :** In the past six months, how often have you had the following: Difficulties in getting to sleep
>
> **WB154Q08HA :** In the past six months, how often have you had the following: Feeling dizzy
>
> **WB154Q09HA :** In the past six months, how often have you had the following: Feeling anxious

Un indicateur global du mal-être psychologique a pu ainsi être construit à partir de ces six variables catégorielles, au moyen d'une analyse factorielle à correspondances multiples (AFCM) détaillée plus bas.

ii. Les usages numériques comme variables explicatives

Les variables indépendantes mobilisées dans les tests d'hypothèses correspondent au temps d'utilisation quotidien d'outils numériques, à des fins récréatives ou scolaires, durant l'année académique en cours. Elles se déclinent en six variables catégorielles, chacune mesurant la fréquence journalière (en heures par jour) d'un type d'usage (récréatif ou scolaire) pour une période spécifique : pendant les heures de cours, en dehors des heures de cours, ou durant le

week-end. Chaque variable comporte neuf modalités, codées de 1 à 9, et allant de « aucune » à « plus de 7 heures » :

> **ST326Q01JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities at school
>
> **ST326Q02JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities before and after school
>
> **ST326Q03JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities on weekends
>
> **ST326Q04JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure at school
>
> **ST326Q05JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure before and after school
>
> **ST326Q06JA :** This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure on weekends

Comme les indicateurs de mal-être, ces variables ont contribué à la construction de deux indicateurs globaux d'usage numérique, à l'aide d'une AFCM : un indicateur d'usage numérique récréatif (variables ST326Q04JA à ST326Q06JA) et un indicateur d'usage numérique scolaire (variables ST326Q01JA à ST326Q03JA).

Par ailleurs, afin de tester l'hypothèse H1.2, explorant plus finement l'association entre le mal-être et les différents moments d'usage numérique récréatif, les variables ST326Q04JA à ST326Q06JA ont été ultérieurement recodées en quatre modalités (« jamais », « moins de 2 heures », « de 2 à 5 heures » et « plus de 5 heures »). Ce recodage vise à améliorer la lisibilité et l'interprétation des résultats.

iii. Variables de contrôle

Afin d'isoler au mieux l'effet réel des variables d'intérêt (les usages numériques), plusieurs variables de contrôle ont été intégrées aux différents modèles. Celles-ci correspondent au genre, à l'âge, au statut socio-économique et à la disponibilité des outils digitaux.

Le genre :

La variable ST004D01T renseigne le sexe déclaré de l'élève dans l'enquête PISA 2022. Elle distingue les élèves identifiés comme filles et ceux identifiés comme garçons. Dans les modèles, cette variable est intégrée sous une forme dichotomique. Par ailleurs, le genre constitue un facteur de contrôle essentiel, dans la mesure où de nombreux travaux mettent en évidence des

écarts systématiques entre filles et garçons, tant en matière de bien-être psychologique que dans leurs usages des écrans.

L'âge :

La variable AGE indique l'âge de l'élève, exprimé en années, au moment de l'enquête. Bien que l'enquête PISA cible les adolescents âgés de 15 ans, une légère variabilité persiste en raison des différences de dates de naissance et des calendriers scolaires.

La statut socio-économique (ESCS) :

L'indice ESCS (*Economic, Social and Cultural Status*) est un indicateur composite élaboré par l'OCDE. Il regroupe plusieurs dimensions du contexte familial, notamment le niveau d'éducation des parents, leur statut professionnel, ainsi que les ressources matérielles et culturelles du foyer. Cet indice, standardisé au niveau de l'OCDE (moyenne proche de 0 et écart-type proche de 1), est intégré comme variable continue dans les modèles. Son inclusion permet de contrôler les inégalités socio-économiques susceptibles d'influencer à la fois les usages des écrans et le bien-être psychologique.

La disponibilité des outils numériques :

Il m'a semblé pertinent de prendre en compte le matériel numérique et les technologies dont disposent les élèves pour leurs différentes activités numériques. En effet, un individu ne peut adopter des pratiques numériques intensives s'il ne dispose pas des ressources techniques nécessaires. De plus, la disponibilité en équipements numériques peut être corrélée au statut socio-économique et ainsi refléter des inégalités d'accès aux ressources. À ce titre, elle peut indirectement être liée au mal-être psychologique.

La base PISA ne propose pas d'indicateur global de disponibilité des outils numériques. Un tel indicateur a donc été construit dans le cadre de ce travail à l'aide d'une AFCM. Il repose sur six variables catégorielles comportant chacune quatre modalités, allant de « aucun » à « plus de 5 », codées numériquement de 1 à 4, ainsi qu'une modalité « je ne sais pas » codée 5. Cette dernière modalité fut recodée ultérieurement en valeur manquante (NA) :

> **ST254Q01JA :** How many of the following [digital devices] are in your [home]: Televisions
>
> **ST254Q02JA :** How many of the following [digital devices] are in your [home]: Desktop computers

ST254Q03JA : How many of the following [digital devices] are in your [home]: Laptop computers or notebooks

ST254Q04JA : How many of the following [digital devices] are in your [home]: Tablets (e.g. [iPad®], [BlackBerry® Playbook™])

ST254Q05JA : How many of the following [digital devices] are in your [home]: E-book readers (e.g. [Kindle™], [Kobo], [Bookeen])

ST254Q06JA : How many of the following [digital devices] are in your [home]: [Cell phones] with Internet access (i.e. smartphones)

c. Cadre méthodologique

i. Nettoyage des données

1. Sélection des variables pertinentes

Dans un premier temps, afin de faciliter le traitement statistique et de réduire le volume des données, un nouveau jeu de données a été construit en ne conservant que les variables nécessaires aux analyses prévues. Cette étape a permis de réduire considérablement le jeu de données initial, comptant 1 278 variables, à un ensemble restreint de 103 variables pertinentes. Au-delà du gain en lisibilité, cette réduction améliore l'efficacité computationnelle et limite les risques d'erreurs lors des manipulations ultérieures.

2. Recodage des variables et gestion des valeurs manquantes

Pour optimiser les analyses et limiter les risques d'erreurs, plusieurs variables ont fait l'objet de recodages : la variable de genre (ST004D01T), les indicateurs de disponibilité du matériel numérique (ST254Q01JA à ST254Q06JA) ainsi que les variables relatives aux temps d'usage récréatif des outils digitaux (ST326Q04JA à ST326Q06JA).

La variable de genre (ST004D01T), dont les modalités sont codées 1 pour « femme » et 2 pour « homme », a été convertie en facteur.

Les variables catégorielles relatives à la disponibilité des outils numériques (ST254Q01JA à ST254Q06JA) comportaient la modalité *« I don't know »*, codée par la valeur 5 dans la base de donnée PISA. Cette modalité correspond à une absence d'information exploitable. Elle a donc été recodée en valeur manquante (NA) afin d'éviter toute interprétation erronée et de prévenir toute distorsion dans la construction des indices.

Les variables catégorielles associées aux temps d'usage numérique récréatif (ST326Q04JA à ST326Q06JA) constituent un élément central de l'analyse de l'hypothèse H1.2. Elles mesurent la fréquence d'utilisation d'outils numériques à des fins récréatives selon trois contextes temporels : pendant les heures de cours, en semaine en dehors du temps scolaire, et durant le week-end. Chacune de ces variables comporte neuf modalités, codées de 1 (« jamais ») à 9 (« plus de 7 heures »). Conserver autant de modalités rendrait le modèle difficilement lisible et multiplierait les paramètres à estimer. Pour améliorer la lisibilité et maintenir une structure ordinale cohérente, les modalités ont été regroupées en quatre catégories : 1 (« jamais »), 2 (« moins de 2 heures »), 3 (« 2 à 5 heures »), et 4 (« plus de 5 heures »). Les variables ainsi recodées ont ensuite été transformées en facteurs, afin de ne pas imposer d'hypothèse de linéarité entre les catégories. En effet, la distance entre « jamais » et « moins de 2 heures » n'est pas nécessairement comparable à celle entre « 2 à 5 heures » et « plus de 5 heures ». Le traitement en facteur permet ainsi de détecter d'éventuels effets de seuil.

3. Sélection des sous-échantillons nationaux

Les analyses menées dans ce travail portent sur cinq pays européens : l'Espagne, la Hongrie, l'Irlande, les Pays-Bas et la Slovénie. Ce choix repose à la fois sur des considérations méthodologiques et sur des contraintes analytiques.

La sélection des sous-échantillons nationaux s'appuie sur deux critères principaux : la cohérence géographique et la disponibilité de la variable expliquée. Le périmètre a été limité à des pays européens afin de garantir un cadre institutionnel, éducatif et socio-économique relativement comparable.

La présence des variables de mal-être dans la base de données PISA 2022 a constitué un critère déterminant. En effet, les indicateurs employés pour construire l'indice de mal-être global (WB154Q04HA à WB154Q09HA) n'ont pas été collectés dans l'ensemble des pays participants, et ne sont disponibles que pour les pays suivants : Émirats Arabes Unis, Brésil, Costa Rica, Espagne, Hong Kong, Hongrie, Irlande, Macao, Mexique, Pays-Bas, Nouvelle-Zélande, Panama, Arabie Saoudite et Slovénie. Afin de maintenir une cohérence géographique tout en conservant un volume d'observations suffisant, l'analyse s'est donc concentrée sur les cinq pays européens présents dans cette liste.

Enfin, les analyses descriptives et les tests d'hypothèses ont été réalisés séparément pour chacun de ces pays, la forte surreprésentation de l'Espagne[8] risquant autrement d'influencer les résultats globaux.

ii. Construction des indicateurs au moyen d'une AFCM

Afin de réaliser les tests d'hypothèses, quatre indicateurs ont été construits à partir d'une analyse factorielle des correspondances multiples (AFCM), en utilisant les variables liées au mal-être (WB154Q04HA à WB154Q09HA), aux usages des écrans (ST326Q01JA à ST326Q06JA) et à la disponibilité des outils numériques (ST254Q01JA à ST254Q06JA).

L'AFCM est une méthode exploratoire permettant d'étudier et de visualiser les relations entre variables qualitatives (Masuy-Stroobant et Costa, 2013). Elle offre la possibilité de projeter individus et modalités dans un espace factoriel, d'identifier des dimensions latentes et de faire émerger la structure sous-jacente des données. Cette méthode a pour avantage de ne pas imposer un poids identique à chaque item, laissant apparaître les associations les plus marquantes et mettant en évidence la dimension principale structurant les réponses.

Seule la première dimension de l'AFCM a été retenue pour la construction des indicateurs, car il s'agit de la dimension expliquant la plus grande part d'inertie (variance). Elle correspond à l'axe principal qui structure le construit latent, qu'il s'agisse du mal-être, des usages numériques récréatifs ou scolaires, ou encore de la disponibilité en matériel digital. Lorsque les modalités se répartissent de manière cohérente le long de cet axe, la position d'un individu sur cette première dimension constitue un indicateur synthétique pertinent.

Le score factoriel individuel sur la dimension 1 est donc utilisé comme indicateur. Étant donné la forte contribution de cette dimension, la cohérence des modalités et la structuration en continuum, ce score peut être interprété comme une mesure résumée du construit latent. Il condense l'information de l'ensemble des items, permet de situer les individus les uns par rapport aux autres, et, enfin, fournit une variable quantitative exploitable dans les modèles de régression.

Les scores factoriels ainsi obtenus ont ensuite été linéairement transformés sur une échelle de 0 à 100 selon la formule :

[8] La base de donnée PISA contient 30 800 observations pour l'Espagne, contre 6 198 pour la Hongrie, 5 569 pour l'Irlande, 5 046 pour les Pays-Bas, et 6 721 pour la Slovénie. Plus de la moitié des observations de notre échantillon sont donc allouées à l'Espagne.

$$Score_{0-100} = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)} \times 100$$

Cette transformation facilite ainsi l'interprétation des coefficients, tout en préservant les distances relatives entre individus, tout comme la structure des positions dans l'espace factoriel.

Par ailleurs, l'AFCM dépend fortement des fréquences des modalités, des associations entre variables et de la composition de l'échantillon. De ce fait, réaliser une AFCM unique pour l'ensemble des cinq pays étudiés aurait donc conduit à une structure dominée par le pays le plus représenté (en l'occurrence l'Espagne) et aurait biaisé les résultats. Construire une AFCM distincte pour chaque pays permet donc d'adapter l'indicateur à la structure propre de chaque contexte national, d'éviter un biais lié à la surreprésentation de l'Espagne, ainsi que de garantir la cohérence interne des analyses menées par pays.

iii. Validité des indicateurs

La construction d'indicateurs synthétiques suppose que les items utilisés mesurent bien une même dimension latente. Afin de vérifier cette cohérence, plusieurs outils ont été mobilisés pour chaque pays et pour chaque indice : une analyse factorielle exploratoire (AFE) (Costello et Osborne, 2005) et un alpha ordinal (Zumbo et al., 2007 ; Gadermann et al., 2012) pour les indices de mal-être et de disponibilité numérique ; une analyse factorielle confirmatoire (AFC) (Brown, 2015) et un alpha de Cronbach (Cronbach, 1951) pour les indices d'usages numériques récréatifs et scolaires.

L'AFE a été privilégiée pour les indices de mal-être et de disponibilité numérique afin d'explorer si des items de nature hétérogène (symptômes divers et types d'équipements digitaux) se regroupent bien en un seul indicateur.

Pour ces deux mêmes indices, le recours à l'alpha ordinal se justifie car l'alpha de Cronbach a pour effet de sous-estimer la cohérence interne des items lorsque ceux-ci reposent sur une échelle ordinale (Zumbo et al., 2007 ; Gadermann et al., 2012). L'alpha ordinal est basé sur des corrélations polychoriques. Il s'agit de coefficients permettant l'estimation de la relation linéaire entre différents items, recréant la continuité latente derrière les choix de réponses d'une échelle ordinale (Flora et al., 2004).

Une AFC a été appliquée aux indices d'usages numériques récréatifs et scolaires car leurs items sont très homogènes et mesurent une même activité sur différentes temporalités (en dehors des

cours, pendant les cours, et le week-end). Nous cherchons donc ici à confirmer que ces deux groupements d'items forment bien chacun un unique indicateur.

Dans le cas de ces deux indices, l'alpha de Cronbach a été préféré car les variables contiennent plus de 8 modalités. En effet, lorsqu'une échelle contient un nombre de modalités élevé, nous pouvons considérer que la variable ordinale se comporte comme une variable continue. Ceci rend le calcul des corrélations polychoriques inutiles. Dans ce cas, l'alpha de Cronbach reste l'outil le plus fiable et robuste (Rhemtulla et al., 2012).

1. Validité des indices de mal-être et de disponibilité numérique

La validité des indices a été examinée séparément pour chacun des cinq pays étudiés au moyen d'analyses factorielles exploratoires (AFE) et d'alphas ordinaux.

Tab. 1. Résultats des analyses de validité de l'indice de mal-être psychologique (charges factorielles, variance expliquée, corrélations des scores factoriels et alpha ordinal) pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Charges factorielles	Variance expliquée	Corrélation score-facteur	Alpha ordinal
Espagne	0.71 – 0.85	0.64	0.96	0.91
Hongrie	0.96 – 0.88	0.62	0.96	0.91
Irlande	0.71 – 0.89	0.62	0.96	0.91
Pays-Bas	0.67 – 0.81	0.58	0.95	0.89
Slovénie	0.78 – 0.91	0.72	0.97	0.94

Pour l'indice de mal-être psychologique (Tab. 1), on observe que les charges factorielles (indicatrices de la force du lien entre chaque item et le facteur latent) sont élevées dans tous les pays (entre 0.67 et 0.91). Cela montre que chacun des six items contribuent fortement au même facteur latent (le mal-être psychologique), sachant qu'une charge de 0.4 est généralement considérée comme un seuil minimal acceptable (Masuy-Stroobant et Costa, 2013).

La proportion de variance expliquée par le facteur unique est également élevée : elle varie de 58 % (Pays-Bas) à 72 % (Slovénie), ce qui est satisfaisant pour une échelle psychométrique et confirme une structure unidimensionnelle solide. Les alphas ordinaux, compris entre 0.89 et 0.94, indiquent une excellente cohérence interne et une forte homogénéité des items dans tous les pays étudiés. La qualité des scores factoriels est également excellente, avec une corrélation

entre 0.95 et 0.97 avec le facteur latent réel. Dans l'ensemble, l'indice de mal-être psychologique global apparaît unidimensionnel, cohérent et stable d'un pays à l'autre.

Tab. 2. Résultats des analyses de validité de l'indice de disponibilité en matériel numérique (charges factorielles, variance expliquée, corrélations des scores factoriels et alpha ordinal) pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Charges factorielles	Variance expliquée	Corrélation score-facteur	Alpha ordinal
Espagne	0.34 – 0.61	0.23	0.81	0.62
Hongrie	0.08 – 0.55	0.21	0.79	0.59
Irlande	0.37 – 0.61	0.24	0.82	0.65
Pays-Bas	0.39 – 0.56	0.23	0.8	0.63
Slovénie	0.43 – 0.6	0.25	0.82	0.66

En ce qui concerne l'indice de disponibilité en matériel numérique (Tab. 2), les charges factorielles observées ont des valeurs faibles à modérées. Certains items ne contribuent que très peu au facteur commun. La variance expliquée par le facteur unique est également faible, variant entre 21 % et 25 % selon les pays. Ces résultats restent inférieurs aux niveaux habituellement attendus pour une structure unidimensionnelle solide, dans la recherche en sciences sociales (Peterson, 2000). De plus, les alphas ordinaux, compris entre 0.59 et 0.66, indiquent une fiabilité limitée ou à peine acceptable. La cohérence interne est donc elle aussi restreinte.

Pris ensemble, ces résultats suggèrent que l'indice de disponibilité en outils numériques ne reflète probablement pas une dimension homogène unique. Il est plus vraisemblable qu'il regroupe plusieurs aspects distincts ou hétérogènes de la disponibilité numérique.

2. Validité des indices d'usages numériques récréatifs et scolaires

Comme expliqué précédemment, une analyse factorielle confirmatoire (AFC) a été privilégiée plutôt qu'une analyse factorielle exploratoire (AFE) afin de tester la validité des indices d'usages numériques. La cohérence interne des indices a ensuite été évaluée à l'aide de l'alpha de Cronbach, en raison du nombre de modalités des variables utilisées pour la construction des indices.

Tab. 3. Résultats des analyses de validité de l'indice d'usage numérique récréatif (charges factorielles et variances résiduelles par item) pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	*Items*	*Charges factorielles*	*Variances résiduelles*
Espagne	ST326Q04JA	0.339	0.885
	ST326Q05JA	0.916	0.161
	ST326Q06JA	0.795	0.367
Hongrie	ST326Q04JA	0.589	0.653
	ST326Q05JA	0.874	0.236
	ST326Q06JA	0.737	0.456
Irlande	ST326Q04JA	0.324	0.895
	ST326Q05JA	0.987	0.026
	ST326Q06JA	0.806	0.350
Pays-Bas	ST326Q04JA	0.573	0.671
	ST326Q05JA	0.955	0.088
	ST326Q06JA	0.852	0.274
Slovénie	ST326Q04JA	0.666	0.556
	ST326Q05JA	0.905	0.181
	ST326Q06JA	0.853	0.272

Les items ST326Q05JA (usage numérique récréatif avant et après les heures de cours) et ST326Q06JA (usage numérique récréatif durant le week-end) présentent des charges factorielles élevées dans tous les pays (entre 0.737 à 0.987), ce qui en fait de bons indicateurs de l'usage numérique récréatif (Tab. 3). En revanche, l'item ST326Q04JA (usage numérique récréatif pendant les heures de cours) possède des charges factorielles faibles à modérées (entre 0.324 et 0.666), et varie fortement d'un pays à l'autre. Il constitue donc une mesure peu fiable du facteur latent, en particulier en Espagne et en Irlande. Ceci est confirmé par les variances résiduelles élevées observées dans ces deux pays (0.885 en Espagne et 0.895 en Irlande).

Tab. 4. Coefficients alpha de l'indice d'usage numérique récréatif pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Alpha de Cronbach
Espagne	0.67
Hongrie	0.75
Irlande	0.7
Pays-Bas	0.78
Slovénie	0.79

L'analyse de l'alpha de Cronbach permet d'évaluer à la fois la cohérence globale de l'indice et l'apport spécifique de chaque item (Tab. 4). Les résultats montrent une bonne consistance en Hongrie (0.75), aux Pays-Bas (0.78) et en Slovénie (0.79), ainsi qu'une fiabilité plus faible mais néanmoins acceptable en Espagne (0.67) et en Irlande (0.7).

Dans l'ensemble, l'indice d'usage récréatif présente donc une cohérence interne satisfaisante, et les valeurs obtenues restent compatibles avec l'emploi de cet indice composite dans une perspective comparative entre les pays.

Tab. 5. Résultats des analyses de validité de l'indice d'usage numérique scolaire (charges factorielles et variances résiduelles par item) pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	***Items***	***Charges factorielles***	***Variances résiduelles***
Espagne	ST326Q01JA	0.565	0.681
	ST326Q02JA	0.859	0.262
	ST326Q03JA	0.688	0.526
Hongrie	ST326Q01JA	0.403	0.838
	ST326Q02JA	0.951	0.096
	ST326Q03JA	0.626	0.608
Irlande	ST326Q01JA	0.438	0.808
	ST326Q02JA	0.989	0.022
	ST326Q03JA	0.642	0.588
Pays-Bas	ST326Q01JA	0.463	0.785
	ST326Q02JA	0.980	0.039
	ST326Q03JA	0.703	0.506

Slovénie	ST326Q01JA	0.543	0.706
	ST326Q02JA	0.848	0.281
	ST326Q03JA	0.693	0.520

En ce qui concerne l'indice d'usage numérique scolaire (Tab. 5), l'item ST326Q02JA (usage numérique scolaire avant et après les heures de cours) est clairement le plus solide, avec des charges factorielles à la fois élevées et stables dans tous les pays (entre 0.848 et 0.989), ce qui en fait le meilleur indicateur du facteur latent. L'item ST326Q03JA (usage numérique scolaire pendant le week-end) présente également des charges acceptables et stables (entre 0,626 et 0,703), ce qui en fait un indicateur globalement fiable. En revanche, ST326Q01JA (usage numérique scolaire durant les heures de cours) présente des charges plus faibles, notamment en Hongrie (0.403), en Irlande (0.438) et aux Pays-Bas (0.463).

Tab. 6. Coefficients alpha de l'indice d'usage numérique scolaire pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Alpha de Cronbach
Espagne	0.71
Hongrie	0.62
Irlande	0.65
Pays-Bas	0.68
Slovénie	0.7

L'alpha de Cronbach confirme ces résultats (Tab. 6) : on constate que les valeurs sont globalement plus faibles que pour l'indice d'usage récréatif. La fiabilité est satisfaisante en Espagne (0.71) et en Slovénie (0.7), mais seulement modérée en Hongrie (0.62), en Irlande (0.65) et aux Pays-Bas (0.68).

Globalement, l'indice d'usage scolaire présente donc une cohérence interne plus limitée et plus variable selon les pays. Ceci peut être expliqué par la diversité des usages scolaires associés au numérique, qui ne constituent pas nécessairement une pratique homogène.

iv. Pondération

L'enquête PISA utilise un plan d'échantillonnage probabiliste stratifié à deux degrés. Ce mode de tirage implique des probabilités d'inclusion inégales parmi la population cible : tous les élèves n'ont pas la même probabilité d'être sélectionnés.

Pour obtenir des résultats représentatifs au niveau national, l'utilisation d'un poids d'échantillonnage est donc indispensable (W_FSTUWT). Celui-ci corrige les différences de probabilité de sélection ainsi que les non-réponses.

Cependant, appliquer ce poids final ne suffit pas pour garantir une estimation correcte des marges d'erreur. Le plan d'échantillonnage complexe influence aussi le calcul des erreurs standards. Pour en tenir compte, la base de donnée de l'enquête PISA 2022 fournit 80 poids répliqués, construits selon la méthode du *Balanced Repeated Replication* (BRR) avec ajustement de Fay ($\rho = 0,5$). Cette méthode consiste à recalculer les estimations plusieurs fois (ici, 80 fois) à partir de répliques de l'échantillon dont les poids d'origine ont été légèrement modifiés. Elle permet ainsi d'estimer correctement les erreurs standards et de garantir à la fois la représentativité nationale des résultats et la validité des analyses statistiques (Judkins, 1990 ; OECD, 2024).

v. Stratégie d'analyse

Dans le cadre de ce mémoire, toutes les analyses ont été réalisées sur le logiciel R, au moyen de régressions linéaires pondérées, tenant compte du plan d'échantillonnage complexe de l'enquête PISA 2022 et des poids répliqués de type BRR-Fay.

Les hypothèses ont été testées séparément pour chaque pays, en raison du déséquilibre important dans les tailles des sous-échantillons nationaux, notamment la surreprésentation de l'Espagne (30 800 observations). À titre de comparaison, les échantillons nationaux comptent respectivement 6 198 observations pour la Hongrie, 5 569 pour l'Irlande, 5 046 pour les Pays-Bas et 6 721 pour la Slovénie. Une analyse agrégée aurait donc inévitablement conduit à une domination structurelle de l'échantillon espagnol dans les estimations, même en présence de pondérations. L'estimation de modèles distincts permet ainsi de préserver la comparabilité entre les différents pays étudiés.

Les indicateurs de mal-être, d'usages récréatifs et scolaires, et de disponibilité numérique ont été standardisés sur une échelle de 0 à 100 afin de faciliter l'interprétation et la comparaison des coefficients. Les effets ont été évalués au moyen de tests de Wald, ainsi qu'un test d'égalité

des coefficients selon le type d'usage (H2). Les modèles incluent systématiquement le genre, l'âge, l'indice ESCS et l'indice de disponibilité des outils digitaux comme variables de contrôle.

Malgré la validité interne imparfaite de l'indice de disponibilité numérique, il a été conservé comme variable de contrôle, dans la mesure où il constitue théoriquement un facteur structurel susceptible d'influencer à la fois les usages des écrans et le mal-être. Les vérifications de robustesse montrent que son inclusion modifie très peu les coefficients principaux et qu'il apparaît pertinent dans certaines configurations nationales.

Enfin, il est important de spécifier que les analyses reposent sur des données transversales, ce qui ne permet pas d'inférer de relations causales.

5. Analyses descriptives et exploratoires

a. Description de l'échantillon par pays

Les statistiques descriptives ont été calculées à partir d'estimations pondérées pour chaque sous-échantillon national.

Tab. 7. Récapitulatif des caractéristiques descriptives pondérées des sous-échantillons nationaux.

Notes : Le N pondéré correspond à l'estimation de la population nationale des élèves de 15 ans.
L'ESCS correspond à l'indice international du statut économique, social et culturel.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	N pondéré	% Filles (SE)	% Garçons (SE)	Âge moyen (SE)	Écart-type âge	Indice ESCS moyen (SE)	Écart-type ESCS
Espagne	459 029	49.5 % (0.41 %)	50.5 % (0.41 %)	15.8 (0.003)	0.289	-0.03 (0.019)	1.009
Hongrie	87 990	49.96 % (1.57 %)	50.04 % (1.57 %)	15.72 (0.004)	0.288	0.003 (0.021)	0.956
Irlande	65 497	48.7 % (0.58 %)	51.3 % (0.58 %)	15.74 (0.005)	0.293	0.33 (0.028)	0.804
Pays-Bas	155 987	48.61 % (0.59 %)	51.39 % (0.59 %)	15.78 (0.006)	0.289	0.25 (0.022)	0.873
Slovénie	18 850	48.64 % (0.39 %)	51.36 % (0.39 %)	15.73 (0.004)	0.286	0.23 (0.013)	0.844

i. Taille pondérée des populations nationales

Les effectifs nationaux pondérés obtenus correspondent à la taille estimée de la population cible représentée par chaque sous-échantillon national de l'enquête PISA de 2022. Ces estimations permettent d'interpréter les résultats dans une perspective populationnelle.

Comme cela a déjà été mentionné précédemment, les effectifs varient fortement d'un pays à l'autre, l'Espagne constituant la population la plus importante. Cette hétérogénéité justifie le recours à des modèles estimés séparément pour chaque pays étudié.

ii. Proportions pondérées par genre

L'analyse des proportions pondérées selon le genre révèle une distribution globalement équilibrée parmi les cinq pays. On remarque qu'en Hongrie, la parité de genre est quasiment parfaite, avec 49,96 % de filles et 50,04 % de garçons. Dans les autres pays, la proportion de garçons est légèrement plus élevée que celle des filles. Néanmoins, ces écarts restent minimes.

iii. Âge moyen pondéré

Les moyennes d'âge pondérées sont très similaires d'un pays à l'autre, avec une faible dispersion (écarts-types d'environ 0.29 dans l'ensemble des sous-échantillons). Cette homogénéité est cohérente avec le protocole de l'enquête PISA, qui cible spécifiquement les élèves âgés de 15 ans. On peut supposer que les légères variations observées s'expliquent par des différences de calendrier scolaire ou par la date de passation du questionnaire.

iv. Niveau socio-économique (ESCS)

Les moyennes pondérées de l'indice ESCS, correspondant au statut socio-économique des élèves, sont relativement proches de 0 dans les cinq pays étudiés, conformément à la standardisation internationale de cet indice opérée par l'OCDE. On observe toutefois que l'Espagne présente un niveau socio-économique très légèrement inférieur à la moyenne de l'OCDE, alors que celui de la Hongrie s'en rapproche presque parfaitement. À l'inverse, l'Irlande, les Pays-Bas et la Slovénie affichent des valeurs supérieures à la moyenne internationale.

Les écarts-types varient également selon les pays. L'Espagne présente la dispersion la plus élevée (écart-type de 1.009). À l'opposé, l'Irlande se distingue par la distribution la plus homogène des cinq pays.

b. Indices de mal-être, des usages, et de disponibilité numérique

i. Analyse Factorielle des Correspondances Multiples (AFCM)

La section suivante de ce mémoire vise à analyser la structure interne des indices de mal-être psychologique, d'usages numériques récréatifs et scolaires, et de disponibilité en outils digitaux. L'inertie, équivalente à la variance expliquée, ainsi que les valeurs propres permettent d'évaluer la structure factorielle de chaque indice.

Dans les cinq pays étudiés et pour l'ensemble des quatre indices, les résultats montrent que la première dimension concentre la majeure partie de l'inertie totale, suivie d'une baisse régulière des valeurs propres sur les dimensions suivantes. Cette configuration indique une structure dans laquelle les premiers axes se complètent pour capter l'essentiel de la variance.

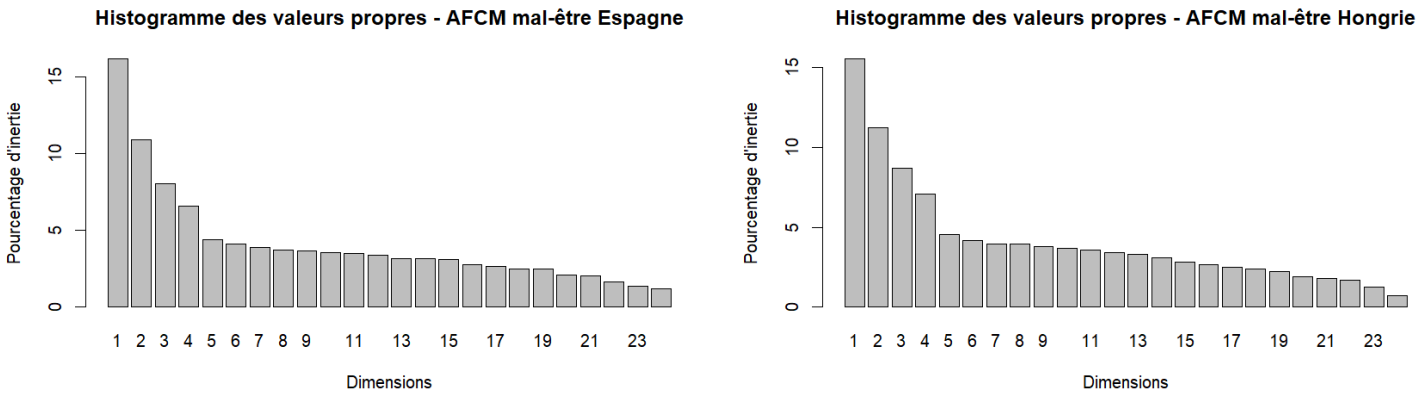
Tab. 8. AFCM de l'indice de mal-être pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	% Dim 1	% Dim 2	Cumul 1-2	Moy. eta² Dim 1	Min eta²	Max eta²
Espagne	16.17	10.87	27.04	0.647	0.546	0.699
Hongrie	15.56	11.23	26.79	0.623	0.513	0.748
Irlande	15.71	10.45	26.16	0.629	0.551	0.735
Pays-Bas	14.58	10.12	24.7	0.583	0.48	0.646
Slovénie	17.21	12.3	29.51	0.689	0.614	0.761

Fig. 1. Histogrammes des valeurs propres de l'indice de mal-être pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



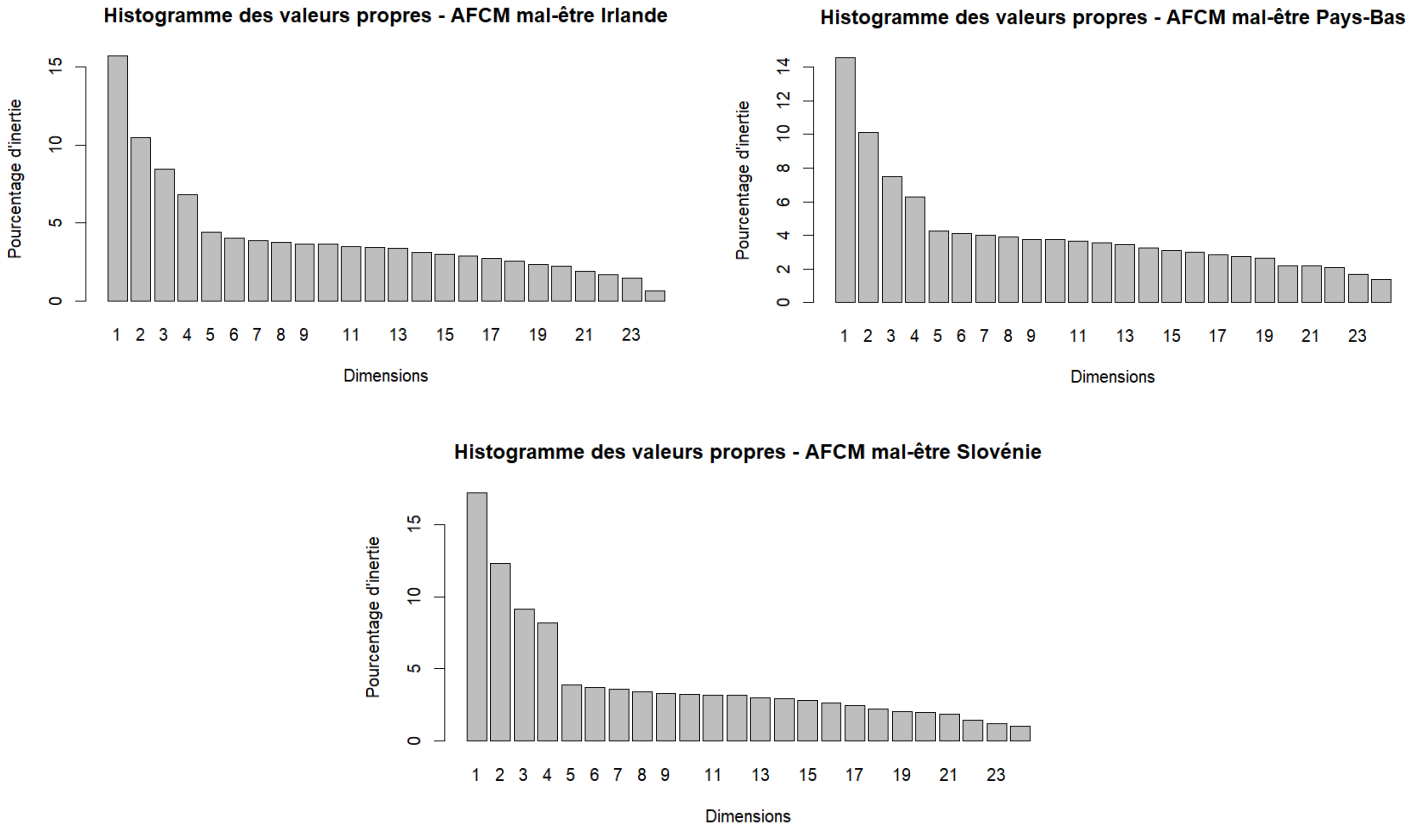
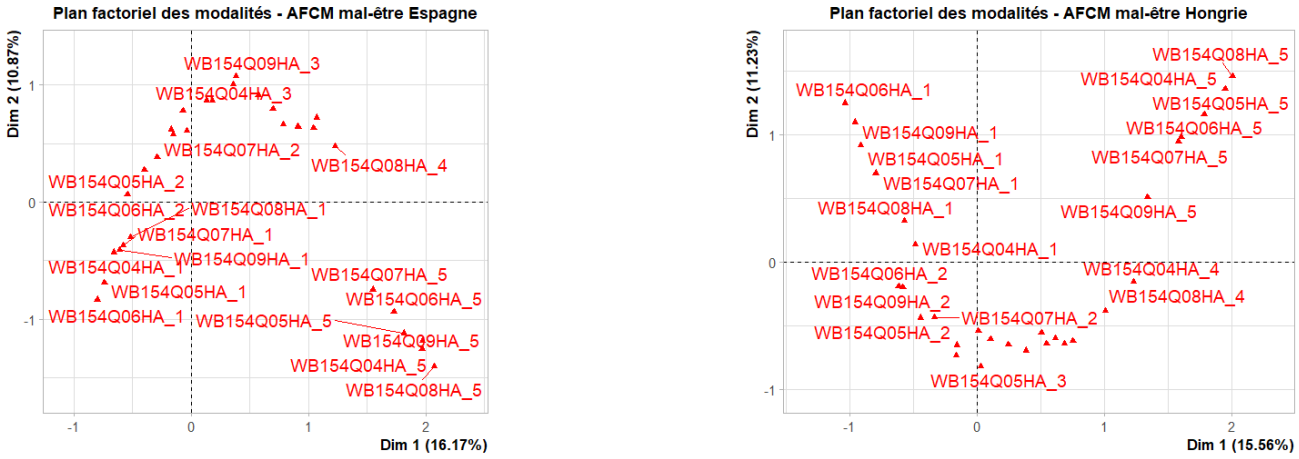
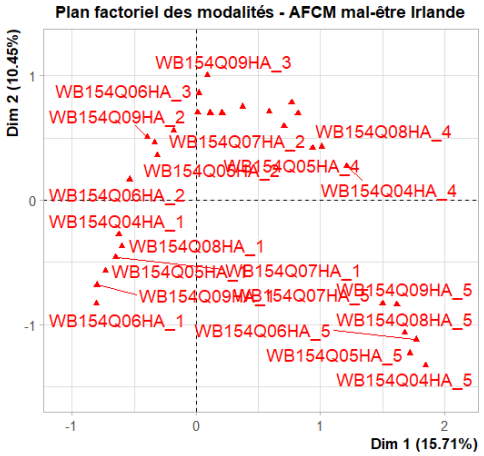


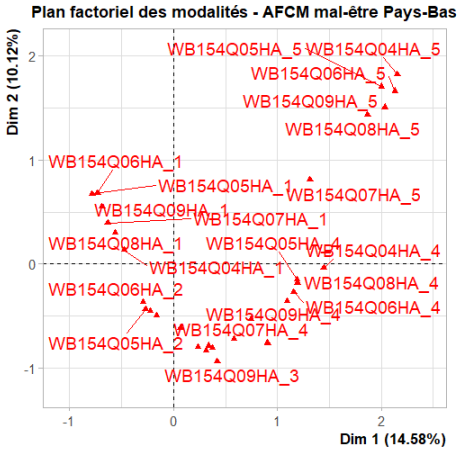
Fig. 2. Plans factoriels des modalités de l'indice de mal-être[9] pour les cinq pays étudiés.

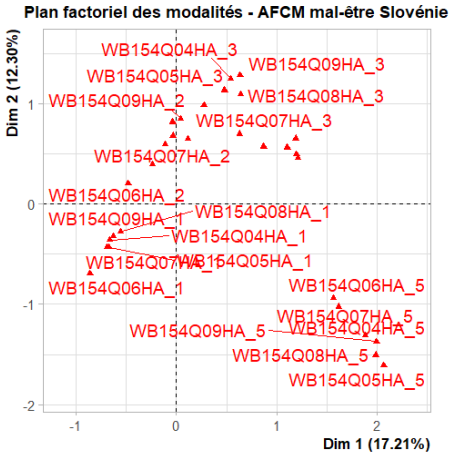
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



[9] Les variables WB154Q04HA à WB154Q09HA ont été utilisées dans la construction de l'indice de mal-être : WB154Q04HA (*Feeling depressed*), WB154Q05HA (*Irritability or bad temper*), WB154Q06HA (*Feeling nervous*), WB154Q07HA (*Difficulties in getting to sleep*), WB154Q08HA (*Feeling dizzy*), WB154Q09HA (*Feeling anxious*).







Les analyses montrent que l'indice de mal-être présente une structure stable et homogène dans les cinq pays étudiés (Tab. 8, Fig. 1). Dans chaque cas, la première dimension explique une part notable de la variation des réponses (entre 14.6 % et 17.2 %), alors que la deuxième dimension en capte entre 10.1 % et 12.3 %. Ces deux premiers axes ensemble expliquent environ un quart à un tiers de la variance totale (de 24.7 % à 29.5 %). Ces résultats correspondent à ce qui est attendu lors d'une AFCM, et indique que l'essentiel de la structuration des réponses est capté par les premiers axes.

Les moyennes d'eta² (la part de l'inertie de la dimension expliquée par la variable) sur la première dimension sont élevées et similaires d'un pays à l'autre (entre 0.583 et 0.689). Cela indique que les différents items contribuent fortement à la structuration d'un même axe, interprété comme un continuum de mal-être. De plus, d'après les valeurs minimales et maximales d'eta² , on observe qu'aucun item ne domine excessivement ni ne contribue de façon marginale, ce qui renforce l'idée d'une dimension commune correctement structurée.

Les différences entre pays restent limitées. La Slovénie présente une structure légèrement plus marquée (17.21 %), tandis que les Pays-Bas montrent une organisation un peu plus diffuse

(14.58 %). Néanmoins, l'indice apparaît cohérent et globalement unidimensionnel dans l'ensemble des pays étudiés. Dans l'ensemble, ces résultats confirment que l'indice de mal-être repose sur une structure stable et comparable entre les pays.

L'examen du plan factoriel des modalités pour l'indice de mal-être pour les différents pays étudiés (Fig. 2) montre que les adolescents présentant peu ou pas de symptômes (modalités 1 et 2 des variables WB154Q04HA à WB154Q09HA) se regroupe davantage sur la partie gauche du graphe, sur la dimension 1 (axe horizontal). En opposition, ceux qui en souffrent de symptômes de mal-être de manière récurrente (modalités 4 et 5 des variables WB154Q04HA à WB154Q09HA) se rassemblent plutôt sur la partie droite. Cette séparation est particulièrement visible en Hongrie. Sur la dimension 2 (axe vertical), on voit que les symptômes les plus sévères (modalité 5 des variables WB154Q04HA à WB154Q09HA) se retrouvent sur la partie inférieur du graphe en Espagne, en Irlande et en Slovénie, alors qu'ils se situent tout en haut en Hongrie et aux Pays-Bas.

Tab. 9. AFCM de l'indice d'usage numérique récréatif par pays pour les cinq pays étudiés.
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	% Dim 1	% Dim 2	Cumul 1-2	Moy. eta² Dim 1	Min eta²	Max eta²
Espagne	7.72	6.8	14.53	0.618	0.321	0.782
Hongrie	8.43	7.301	15.73	0.675	0.598	0.76
Irlande	8	7.17	15.16	0.639	0.287	0.834
Pays-Bas	9.32	7.82	17.13	0.745	0.571	0.847
Slovénie	9.29	7.97	17.26	0.743	0.644	0.808

Fig. 3. Histogrammes des valeurs propres de l'indice d'usage numérique récréatif pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

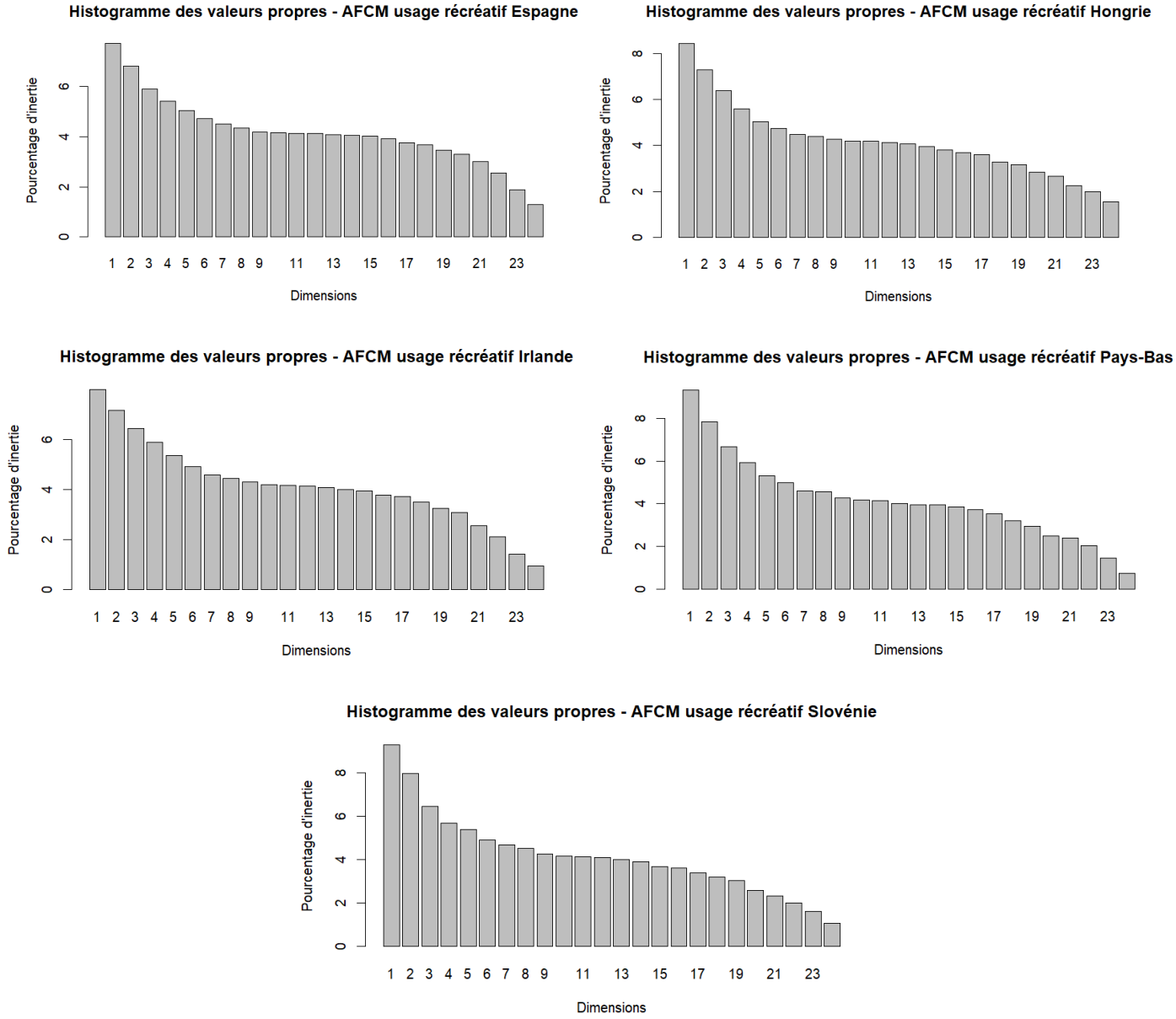
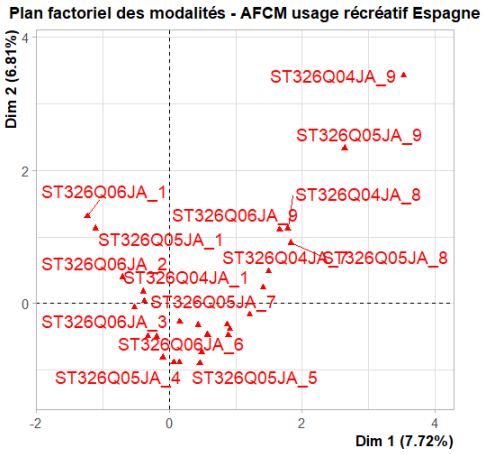
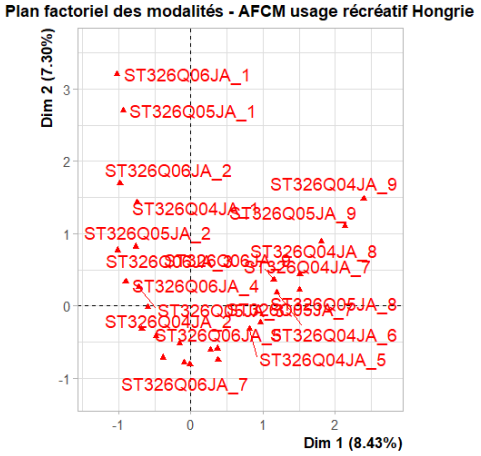
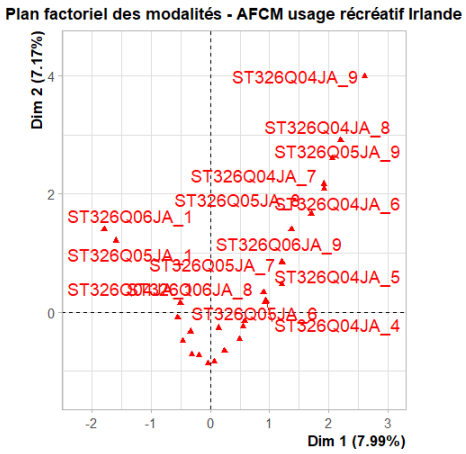


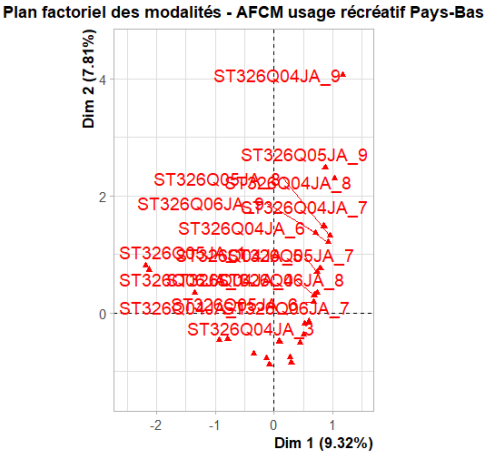
Fig. 4. Plans factoriels des modalités de l'indice d'usage numérique récréatif[10] pour les cinq pays étudiés.

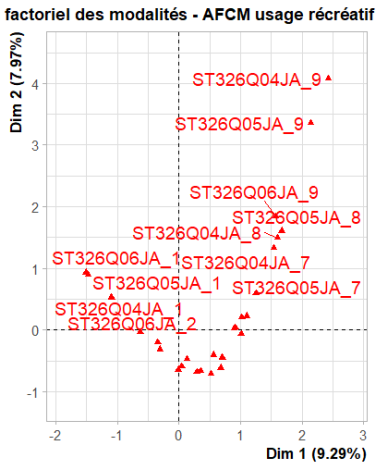
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.











[10] Les variables ST326Q04JA à ST326Q06JA ont été utilisées pour la construction de l'indice d'usage numérique récréatif : ST326Q04JA (*For leisure at school*), ST326Q05JA (*For leisure before and after school*), ST326Q06JA (*For leisure on weekends*).

Les analyses montrent que l'indice d'usage numérique récréatif (Tab. 9, Fig. 3) est moins structuré que celui du mal-être. Dans les cinq pays étudiés, la première dimension explique entre 7.72 % et 9.32 % de la variation totale, et les deux premières dimensions ensemble entre 14.53 % et 17.26 %.

Malgré cela, les moyennes d'eta² sur la première dimension sont élevées (entre 0.618 et 0.745), indiquant que les items contribuent globalement de manière importante à l'axe principal. Ainsi, malgré une inertie limitée, les items forment un ensemble suffisamment homogène pour structurer la dimension principale.

Des différences apparaissent toutefois entre les pays. En Espagne et en Irlande, certains items contribuent nettement moins (eta² minimaux de 0.321 et 0.287, respectivement), ce qui suggère une plus grande hétérogénéité des usages. À l'inverse, en Hongrie (0.598), aux Pays-Bas et en Slovénie, les contributions semblent davantage homogènes. Par ailleurs, les Pays-Bas et la Slovénie se distinguent par une organisation légèrement plus marquée (9.29 % et 9.32 % sur la 1ère dimension), tandis que l'Espagne présente la structure la plus diffuse (7.72 %), reflétant potentiellement une plus grande diversité des profils d'usage par rapport aux autres pays.

Les plans factoriels des modalités (Fig. 4) nous montrent qu'il y a globalement une répartition des usages récréatifs les plus intensifs (modalités 8 et 9 des variables ST326Q04JA, ST326Q05JA et ST326Q06JA) vers la droite sur l'axe des abscisses (dimension 1) et vers le haut sur l'axe des ordonnées (dimension 2). On remarque que les comportements d'usage numérique les plus extrêmes semblent se détacher des usages plus modérés sur la dimension 2, tout particulièrement la modalité 9 de la variable ST326Q04JA, correspondant à un usage numérique récréatif durant le temps d'école de plus de 7 heures par jours. En Hongrie, les adolescents n'utilisant aucune ressource digitale durant le week-end et en dehors des cours pour leur loisir correspondent également à des profils isolés sur la dimension 2 (modalité 1 des variables ST326Q05JA et ST326Q06JA).

Tab. 10. AFCM de l'indice d'usage numérique scolaire par pays pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	% Dim 1	% Dim 2	Cumul 1-2	Moy. eta² Dim 1	Min eta²	Max eta²
Espagne	8.09	6.8	14.89	0.647	0.571	0.729
Hongrie	7.57	6.67	14.23	0.605	0.421	0.742

Irlande	7.72	6.74	14.45	0.617	0.438	0.762
Pays-Bas	8.18	7.09	15.26	0.654	0.49	0.784
Slovénie	7.99	7.2	15.19	0.639	0.544	0.736

Fig. 5. Histogrammes des valeurs propres de l'indice d'usage numérique scolaire pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

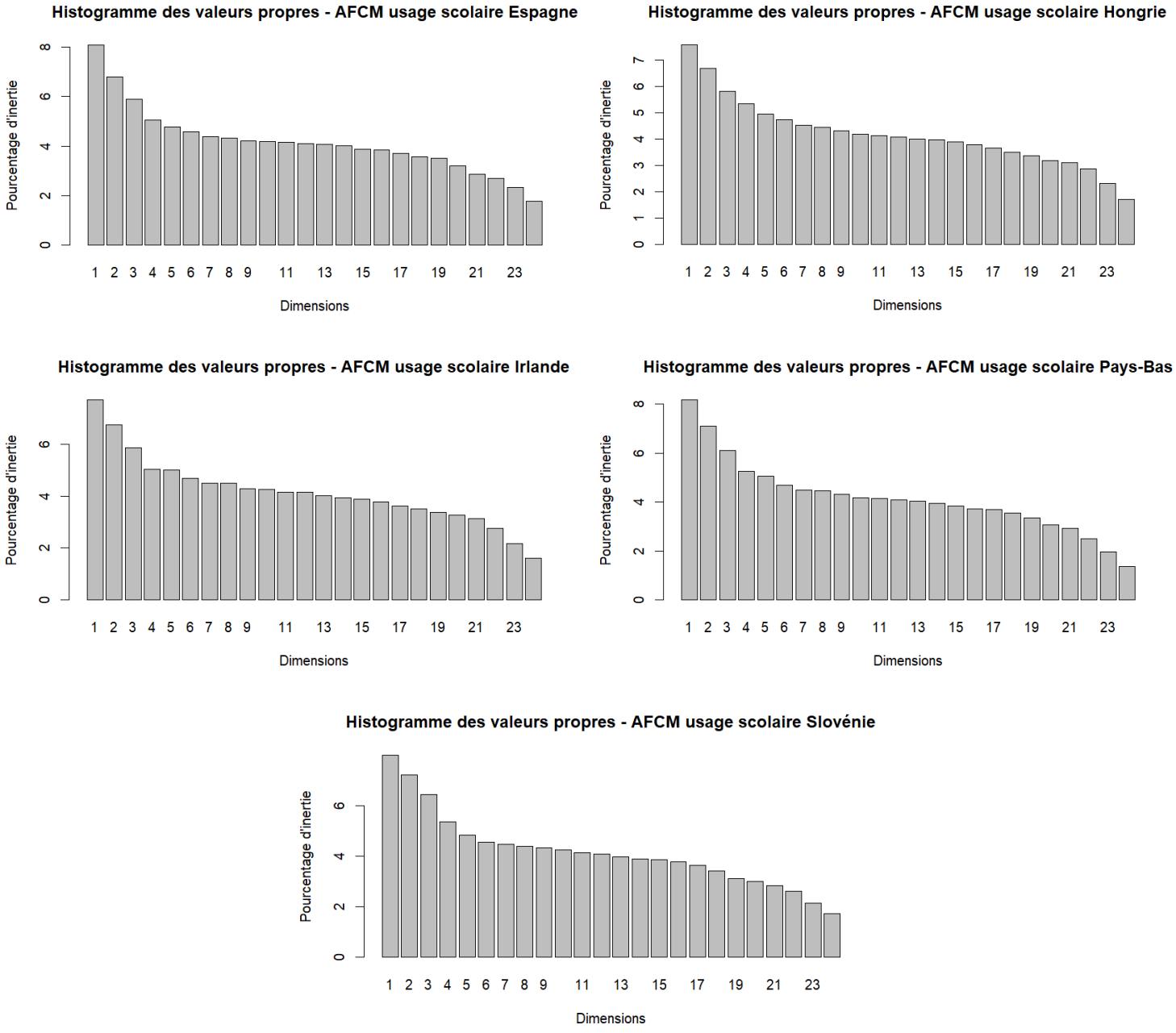
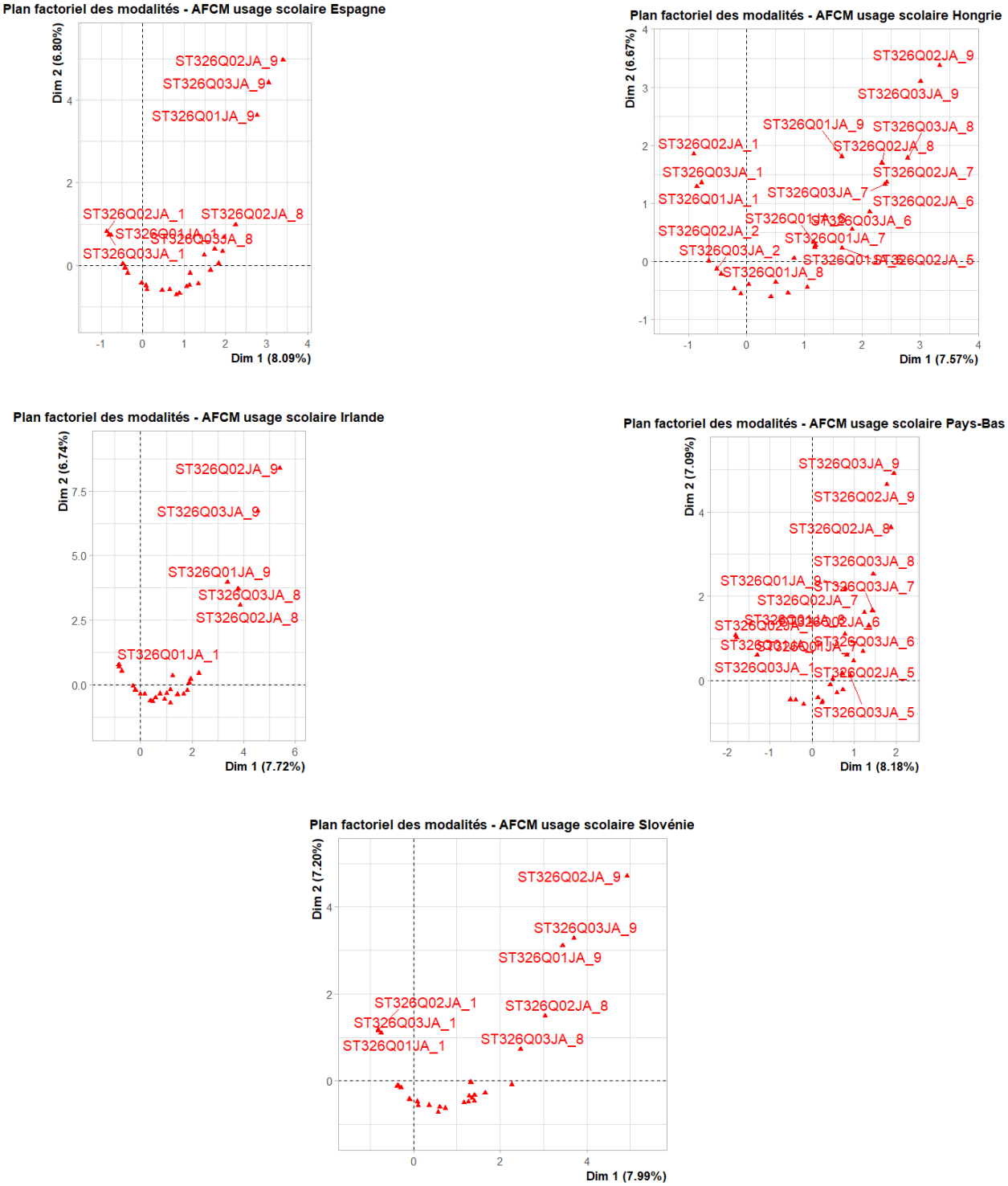


Fig. 6. Plans factoriels des modalités de l'indice d'usage numérique scolaire[11] pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



[11] Les variables ST326Q01JA à ST326Q03JA ont été utilisées pour la construction de l'indice d'usage numérique scolaire : ST326Q01JA (*For learning activities at school*), ST326Q02JA (*For learning activities before and after school*), ST326Q03JA (*For learning activities on weekends*).

Les analyses montrent que l'indice d'usage numérique scolaire présente une structure assez homogène dans les cinq pays étudiés. La première dimension explique entre 7.57 % et 8.18 % de la variation totale, et les deux premières entre 14.23 % et 15.26 %. Ces niveaux modérés indiquent que les pratiques numériques scolaires ne s'organisent pas autour d'un seul axe dominant, mais se répartissent sur plusieurs dimensions.

Cependant, les moyennes d'eta² sur la première dimension (entre 0.605 et 0.654) démontrent que les items contribuent globalement de manière importante à l'axe principal. Ainsi, même si l'inertie expliquée reste modérée, les items s'associent de manière robuste à l'axe principal.

Par ailleurs, on relève des différences entre les pays étudiés. En Espagne et en Slovénie, les contributions des items sont relativement élevées (eta² minimaux de 0.571 et 0.544, respectivement). En revanche, en Hongrie, en Irlande et aux Pays-Bas, certains items contribuent moins fortement, ce qui indique une structure légèrement plus hétérogène (eta² minimaux de 0.421, 0.438 et 0.49). Dans l'ensemble, l'usage numérique scolaire constitue une dimension relativement stable d'un pays à l'autre.

Tout comme pour les usages numériques récréatifs, l'observation des plans factoriels des modalités (Fig. 6) montre un éloignement de la 9ème modalité des variables ST326Q01JA, ST326Q02JA et ST326Q03JA à droite (dimension 1) et en haut (dimension 2) du graphe. Cette modalité correspond un usage numérique à des fins scolaire supérieur à 7 heures par jours (durant les cours, en dehors des cours, et le week-end).

Tab. 11. AFCM de l'indice de disponibilité numérique par pays

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	% Dim 1	% Dim 2	Cumul 1-2	Moy. eta² Dim 1	Min eta²	Max eta²
Espagne	10.88	8.33	19.21	0.327	0.199	0.436
Hongrie	10.4	7.86	18.26	0.312	0.207	0.399
Irlande	11.23	7.68	18.9	0.337	0.195	0.47
Pays-Bas	10.99	7.83	18.82	0.33	0.23	0.408
Slovénie	12.78	8.64	21.42	0.384	0.204	0.527

Fig. 7. Histogrammes des valeurs propres de l'indice de disponibilité en matériel numérique pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

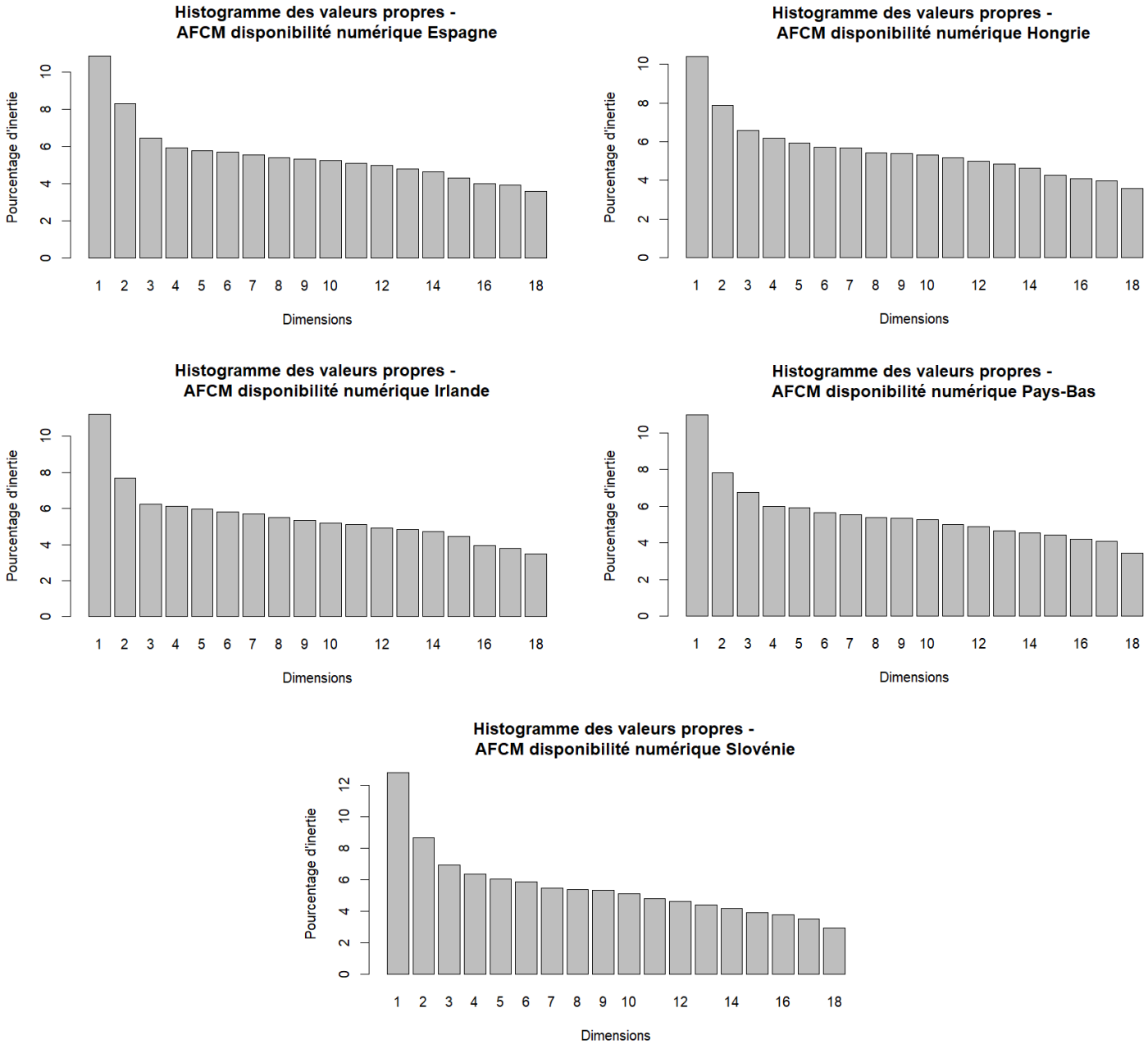
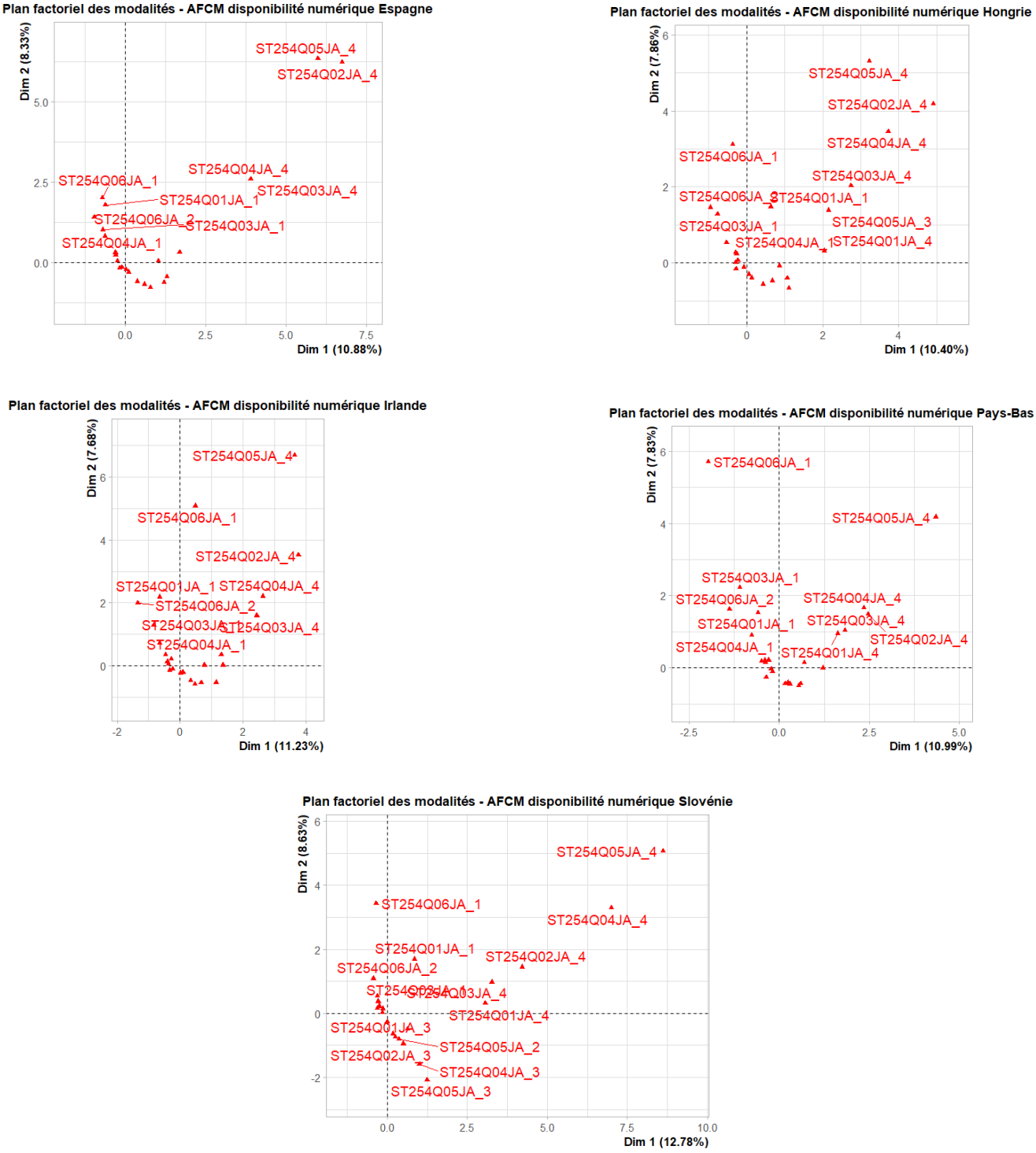


Fig. 8. Plans factoriels des modalités de l'indice de disponibilité en matériel numérique[12] pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



[12] Les variables ST254Q01JA à ST254Q06JA ont été utilisées pour la construction de l'indice de disponibilité en matériel numérique : ST254Q01JA (*Televisions*), ST254Q02JA (*Desktop computers*), ST254Q03JA (*Laptop computers or notebooks*), ST254Q04JA (*Tablets (e.g. [iPad®], [BlackBerry® Playbook™])*), ST254Q05JA (*E-book readers (e.g. [Kindle™], [Kobo], [Bookeen])*), ST254Q06JA (*[Cell phones] with Internet access (i.e. smartphones)*).

L’indice de disponibilité en outils digitaux présente une structure intermédiaire, et différente de celle de l’indice de mal-être et des usages numériques. La première dimension explique entre 10.4 % et 12.78 % de la variation totale, et les deux premières entre 18.26 % et 21.42 %. La structuration est donc supérieure à celle des usages numériques, mais reste moins forte et unidimensionnelle par rapport au mal-être.

Cependant, les moyennes d’eta² sur la première dimension sont relativement faibles (entre 0.312 et 0.384). Cela signifie que les items contribuent seulement de manière modérée à l’axe principal, et que la structuration repose sur une organisation plus diffuse des réponses.

Les valeurs minimales d’eta² sont faibles dans les cinq pays (entre 0.195 et 0.23), ce qui indique que certains items contribuent peu à la construction de la dimension principale. Même en observant les eta² maximaux, les valeurs restent inférieures à celles observées pour les trois autres indices.

La disponibilité numérique apparaît donc comme un construit moins homogène et structuré que le mal-être et les usages numériques récréatifs ou scolaires. La première dimension permet de différencier les profils, mais elle reflète une configuration plus complexe et probablement multidimensionnelle.

L’analyse des plans factoriels des modalités (Fig. 8) montre que sur la dimension 1, se regroupent globalement les adolescents ayant à disposition peu d’équipement ou un nombre moyen d’équipement (modalités 1, 2 et 3 des variables ST254Q01JA à ST254Q06JA). À droite de cet axe, on retrouve les individus possédant un beaucoup de matériel électronique (modalité 4 des variables ST254Q01JA à ST254Q06JA). La dimension 2 permet d’isoler encore davantage ces profils extrêmes. On voit que les modalités 4 se situe généralement en haut du graphe. La seule exception notable est la 1ère modalité de la variable ST254Q06JA pour les Pays-Bas, correspondant aux adolescents ne possédant pas de smartphone, qui se trouve tout en haut de l’axe de la dimension 2.

ii. Description des indices de mal-être, des usages et de disponibilité numérique

L'analyse descriptive des indices standardisés sur une échelle de 0 à 100 permet de situer les adolescents des cinq pays étudiés selon leur niveau moyen de mal-être psychologique, la fréquence moyenne de leurs usages numériques récréatifs et scolaires, ainsi que le niveau moyen de la disponibilité des outils digitaux.

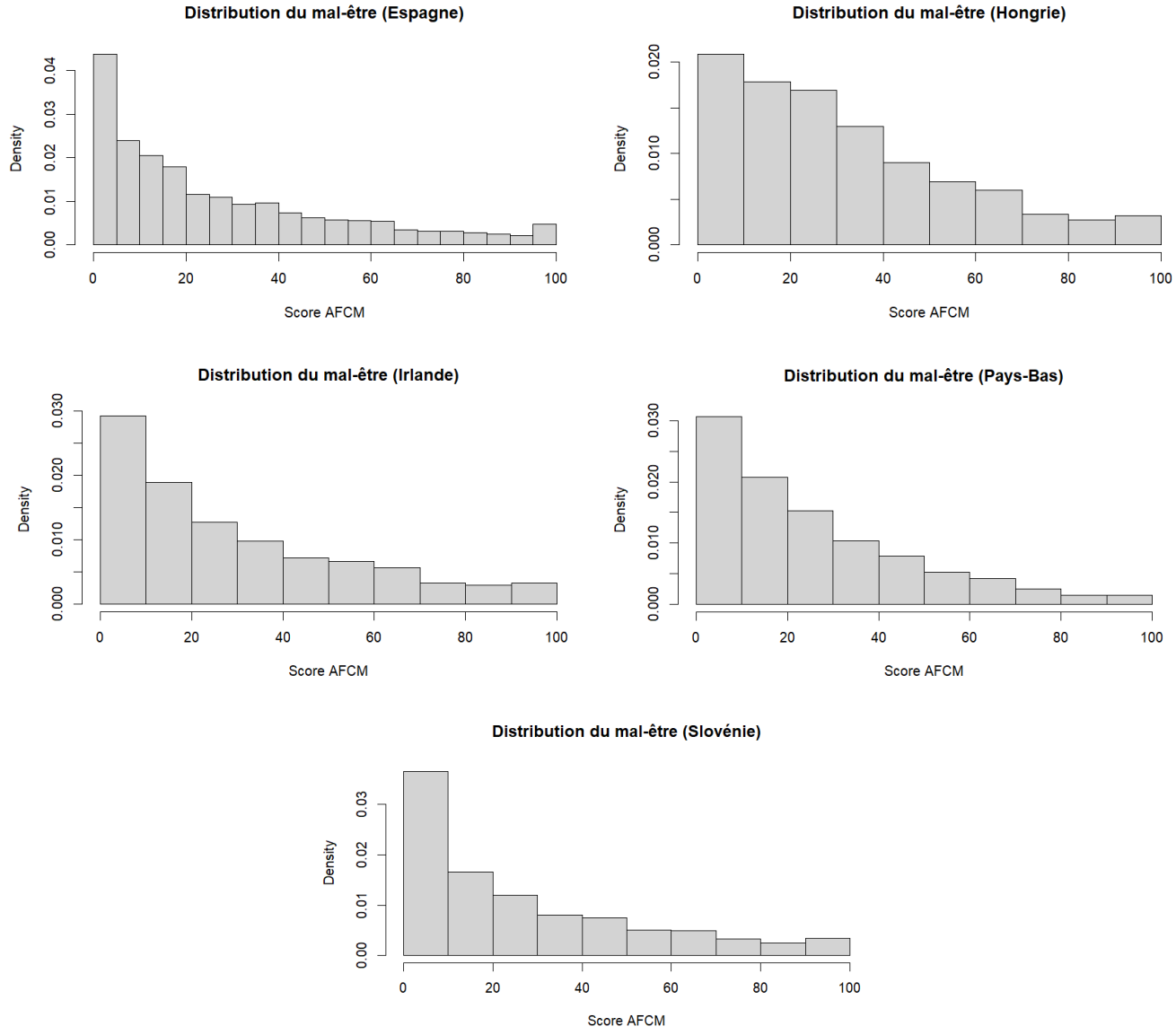
Toutefois, en raison de la construction et de la normalisation des indices réalisées spécifiquement à l'échelle de chaque pays, les scores obtenus ne permettent pas de comparaison directe entre les échantillons nationaux. En revanche, ils permettent de situer les adolescents au sein du spectre des profils nationaux de leur pays respectif. Sous cet angle, les résultats peuvent ainsi montrer les différences en termes de distributions et de comportement selon les contextes nationaux.

1. Moyenne et dispersion de l'indice de mal-être

Tab. 12. Moyenne et dispersion de l'indice de mal-être pour les cinq pays étudiés.
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne	SE	Ecart-type
Espagne	27.14	0.27	26.32
Hongrie	31.64	0.5	25.02
Irlande	29.3	0.49	26.34
Pays-Bas	25.42	0.38	22.75
Slovénie	26.71	0.4	26.66

Fig. 9. Histogrammes de la dispersion de l'indice de mal-être pour les cinq pays étudiés.
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



L'analyse de l'indice de mal-être psychologique (Tab. 12, Fig. 9) met en évidence des niveaux modérés dans l'ensemble des pays étudiés. La Hongrie présente le score moyen le plus élevé (31.64), suivie de l'Irlande (29.3). À l'inverse, les Pays-Bas affichent le niveau moyen le plus faible (24.42). Bien que modestes, ces écarts indiquent que le positionnement relatif des adolescents sur l'échelle de mal-être diffère d'un pays à l'autre.

Par ailleurs, les écarts-types relativement élevés dans tous les pays indiquent une forte hétérogénéité interne. Cette dispersion importante autour de la moyenne montre que, dans chaque contexte national, coexistent des adolescents présentant des niveaux très faibles comme très élevés de mal-être psychologique.

2. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique récréatif

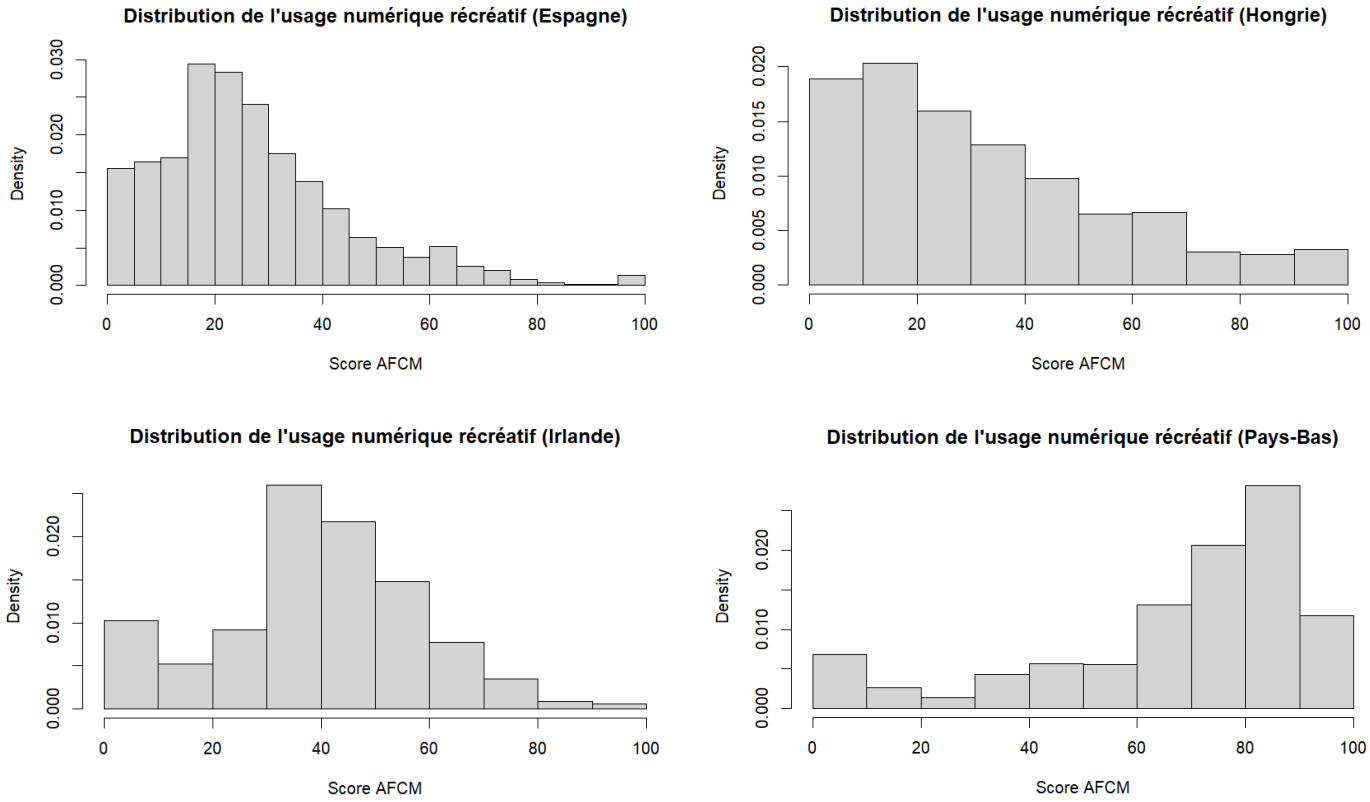
Tab. 13. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique récréatif pour les cinq pays étudiés.

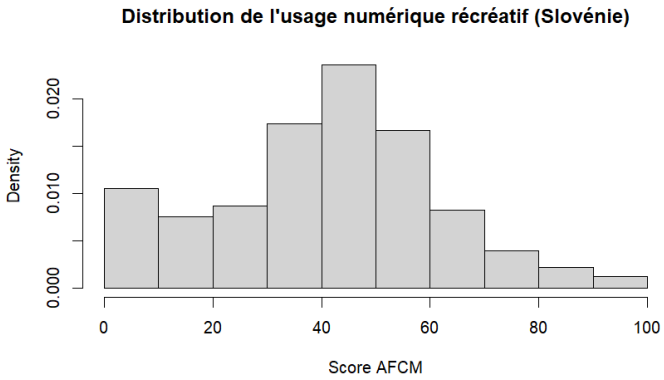
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne	SE	Ecart-type
Espagne	26.58	0.19	18
Hongrie	32.71	0.41	24.49
Irlande	39.23	0.29	19.43
Pays-Bas	66.98	0.41	26
Slovénie	40.57	0.28	21.23

Fig. 10. Histogrammes de la dispersion de l'indice d'usage numérique récréatif pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.





Les moyennes nationales de l'indice d'usage numérique récréatif (Tab. 13, Fig. 10) présentent des disparités marquées. Les Pays-Bas se distinguent par une moyenne particulièrement élevée (66.98). Ce score montre que la majorité des adolescents se situe proche du sommet de l'échelle d'usage numérique récréatif de leur pays. À l'inverse, l'Espagne affiche le niveau le plus faible (26.58). Ce qui signifie que la plupart des individus se regroupent vers des niveaux d'usage numérique récréatif moins importants. La Hongrie (32.71), l'Irlande (39.2) et la Slovénie (40.6) occupent des positions intermédiaires.

On observe également une forte hétérogénéité interne des pratiques numériques récréatives, notamment aux Pays-Bas (écart-type = 26) et en Hongrie (écart-type = 24.49). Ces résultats mesurent la diversité des profils à l'intérieur de chaque contexte national (et non une hétérogénéité directement comparable entre les pays).

3. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique scolaire

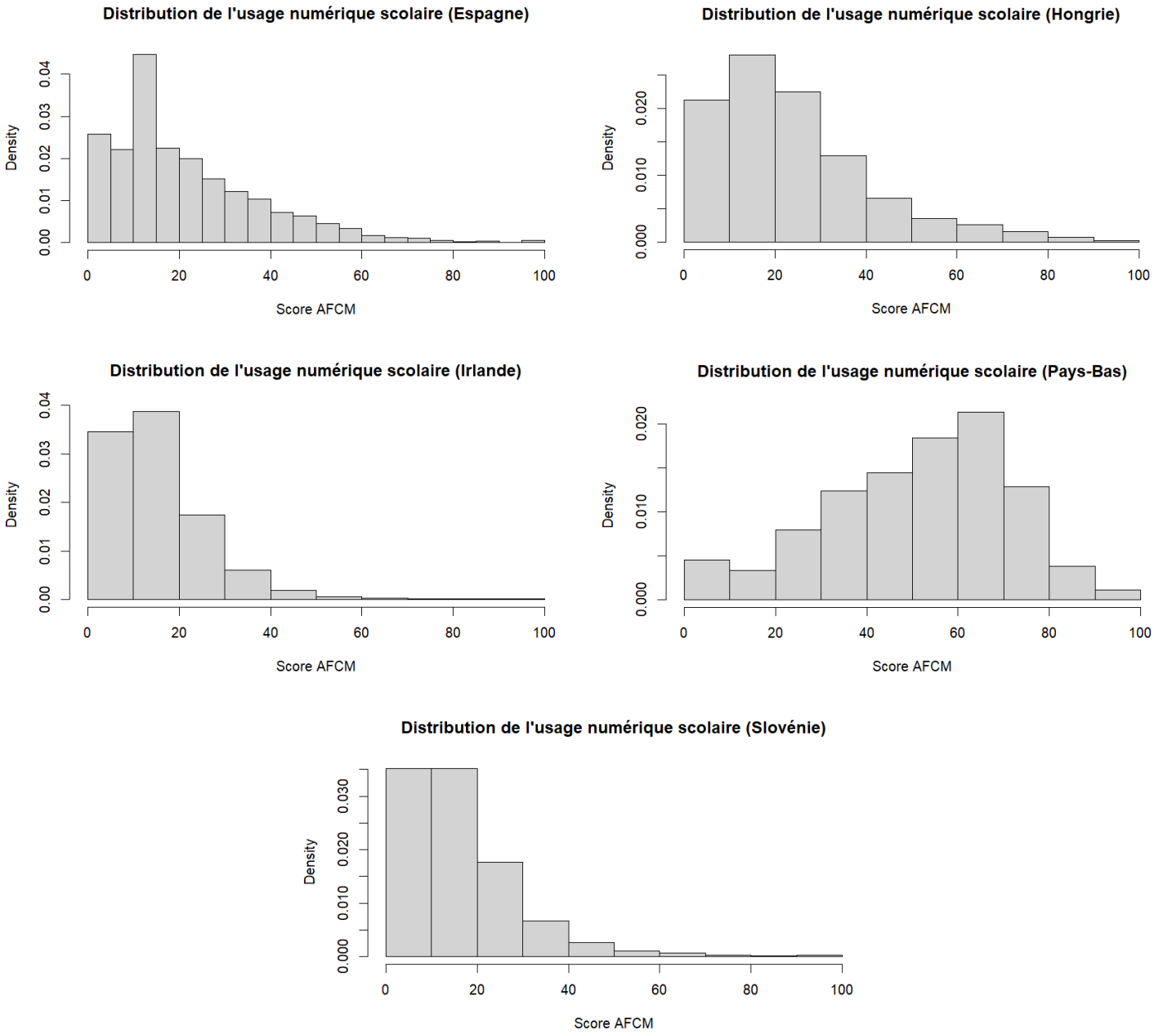
Tab. 14. Moyenne et dispersion de l'indice d'usage numérique scolaire pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne	SE	Ecart-type
Espagne	21.26	0.36	16.79
Hongrie	24.13	0.3	17.31
Irlande	15.24	0.33	11.77
Pays-Bas	51.51	0.55	20.51
Slovénie	16.77	0.2	13.08

Fig. 11. Histogrammes de la dispersion de l'indice d'usage numérique scolaire pour les cinq étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



L'analyse de l'indice d'usage numérique scolaire (Tab. 14, Fig. 11) montre des distributions plus modérées que l'indice d'usage numérique récréatif. Les Pays-Bas se distinguent par une moyenne particulièrement élevée (51.51) et nettement supérieure à celles observées dans les autres pays (entre 15.24 et 24.13). Ces résultats suggèrent une concentration des adolescents hollandais vers des profils de consommation numérique plus intensive. On pourrait aussi supposer une intégration du numérique scolaire sensiblement plus développée au Pays-Bas. L'Irlande et la Slovénie présentent les niveaux moyens les plus faibles (respectivement 15.24

et 16.77), tandis que l'Espagne et la Hongrie occupent des positions intermédiaires (21.26 et 24.13).

La dispersion des scores est légèrement moins marquée par rapport à l'usage numérique récréatif, indiquant des pratiques scolaires plus homogènes au sein des pays (écarts-types compris entre 11.77 et 20.51). Ceci pourrait s'expliquer par un encadrement institutionnel plus fort. Néanmoins, les Pays-Bas affichent à nouveau la plus grande variabilité interne des pratiques individuelles (écart-type = 20.51), alors que l'Irlande présente la distribution la plus regroupée autour de sa moyenne nationale (écart-type = 11.77).

4. Moyenne et dispersion de l'indice de disponibilité numérique

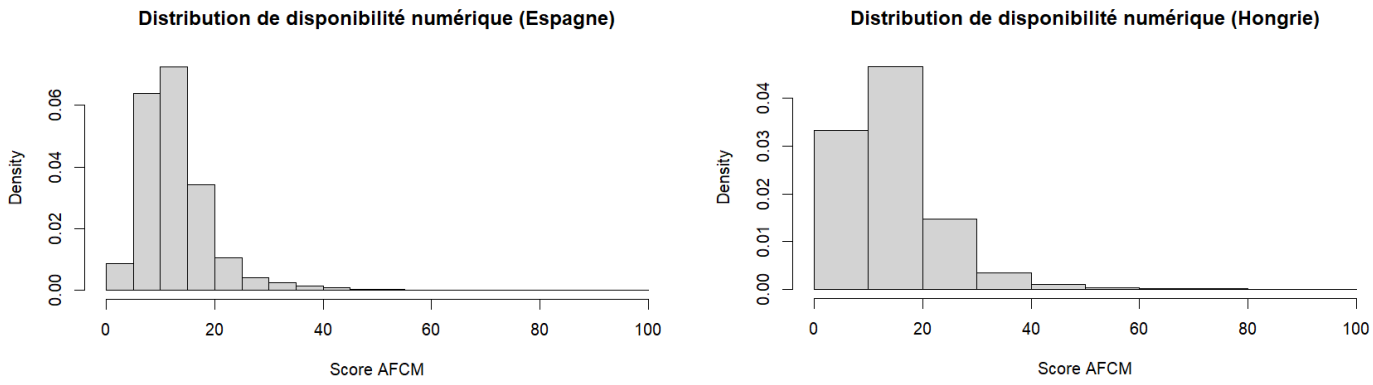
Tab. 15. Moyenne et dispersion de l'indice de disponibilité numérique pour les cinq pays étudiés.

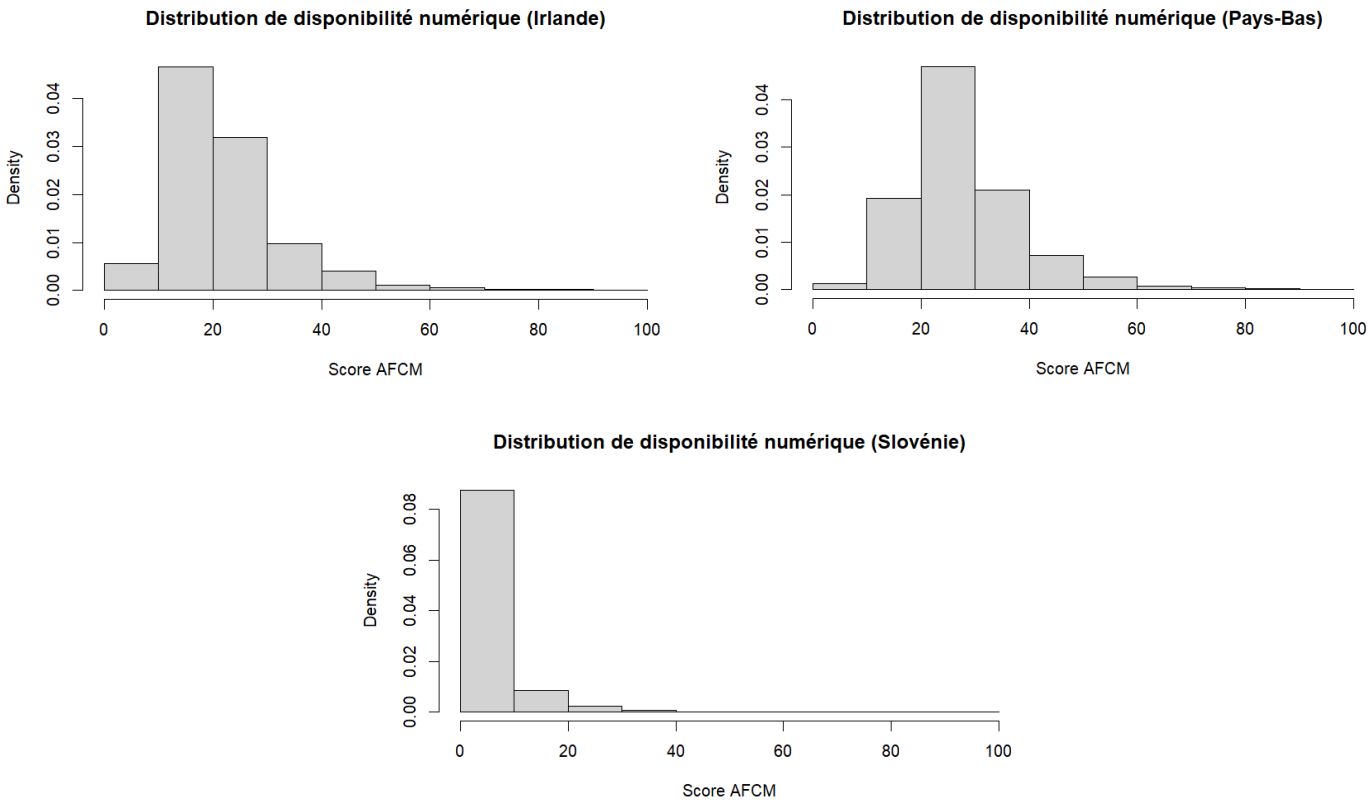
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne	SE	Ecart-type
Espagne	13.05	0.08	7.58
Hongrie	14.68	0.15	9.22
Irlande	21.28	0.22	10.88
Pays-Bas	27.72	0.21	10.68
Slovénie	6.3	0.12	7.62

Fig. 12. Histogrammes de la dispersion de l'indice de disponibilité numérique pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.





Les moyennes nationales de l'indice de disponibilité numérique (Tab. 15) mettent en évidence des distributions intra-nationales variées. Les Pays-Bas affichent le niveau moyen le plus élevé (27.72), suivis de l'Irlande (21.28). La Slovénie se distingue par un niveau nettement plus faible (6.3), tandis que l'Espagne et la Hongrie occupent chacun une position intermédiaire (respectivement 13.05 et 14.68). Ces écarts indiquent que le positionnement des adolescents en termes d'accès aux outils numériques sur l'échelle du pays diffère selon le contexte national.

Les dispersions les plus fortes sont observées en Irlande (10.88) et aux Pays-Bas (10.68). Ces chiffres indiquent des inégalités d'accès plus prononcées entre individus au sein de ces deux pays. En revanche, l'Espagne (7.58), la Slovénie (7.62) et la Hongrie (9.22) présentent des distributions plus homogènes (Tab. 15, Fig. 12).

c. Comparaison des indices de mal-être et d'usages numériques selon le genre

La littérature sur la santé mentale à l'adolescence met fréquemment en évidence des différences genrées, le plus souvent au détriment des filles. De plus, comparer les usages des écrans selon le genre permet d'identifier d'éventuelles inégalités dans les pratiques numériques des

adolescents. Les comparaisons ont ainsi été réalisées à partir de moyennes pondérées par genre, complétées par un test t pondéré.

i. Comparaison du mal-être psychologique selon le genre

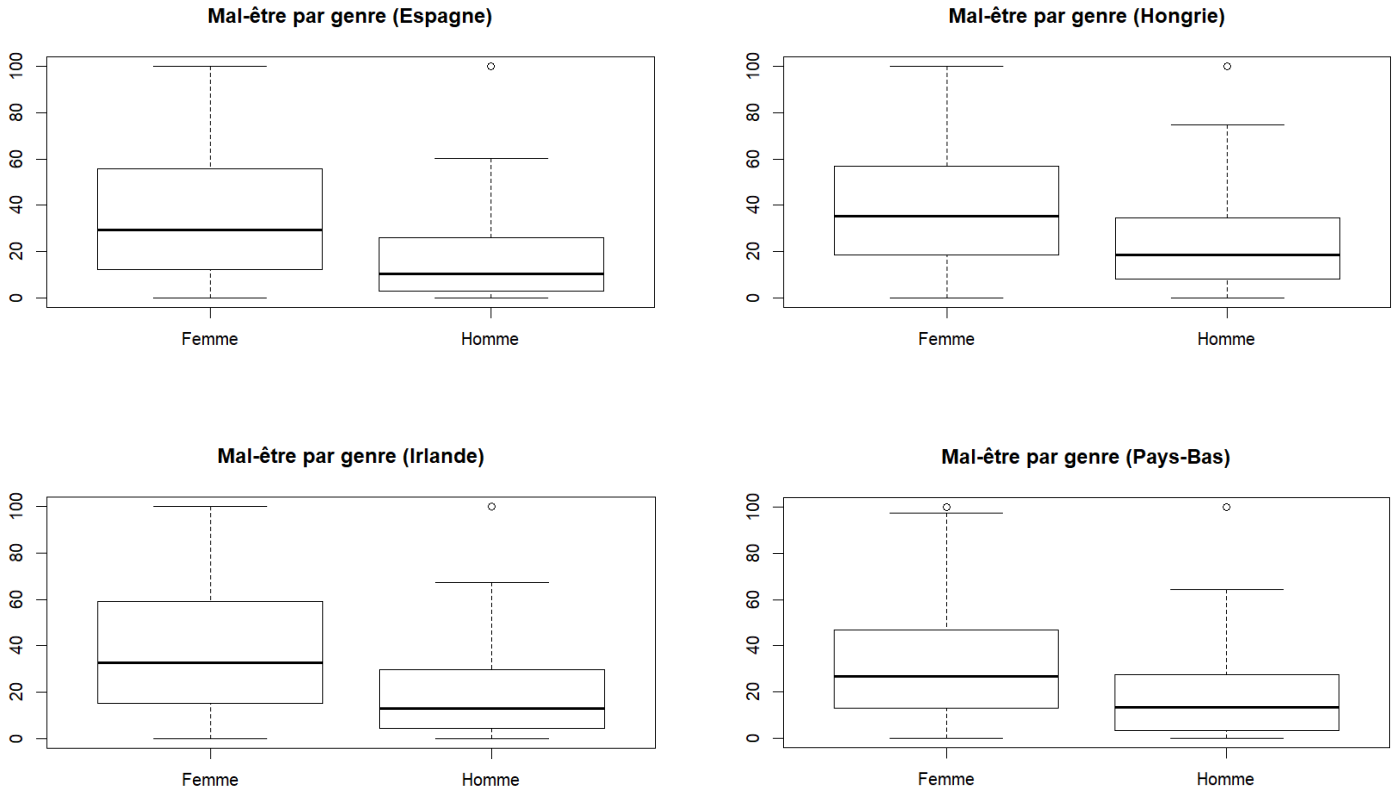
Tab. 16. Comparaison des moyennes pondérées de l'indice de mal-être par genre pour les cinq pays étudiés.

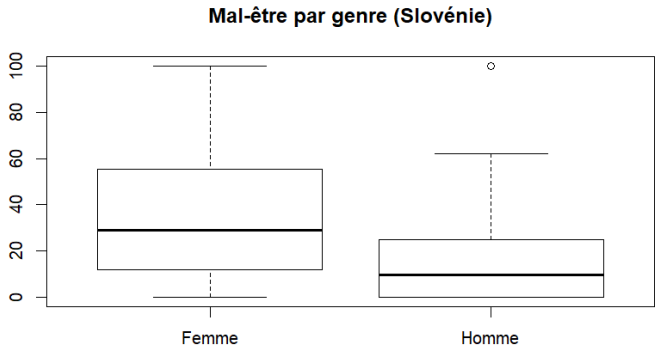
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne filles	Moyenne garçons	Différence (filles – garçons)	p-value
Espagne	36.13	18.05	18.08	< 0.001
Hongrie	39.4	23.85	15.55	< 0.001
Irlande	38.5	20.4	18.1	< 0.001
Pays-Bas	31.87	19.09	12.78	< 0.001
Slovénie	35.65	17.55	18.1	< 0.001

Fig. 13. Boxplots de l'indice de mal-être par genre pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.





L'analyse statistique des écarts entre filles et garçons concernant le score de mal-être met en évidence une inégalité de genre structurelle en matière de mal-être psychologique des adolescents (Tab. 16, Fig. 13). Dans les cinq pays étudiés, les filles présentent systématiquement un niveau de mal-être significativement plus élevé que celui des garçons, avec un score moyen d'environ une fois et demi à deux fois supérieur. Le test t pondéré confirme la robustesse de ces différences de moyennes dans chaque contexte national ($p < 0.001$).

ii. Comparaison de l'usage numérique récréatif selon le genre

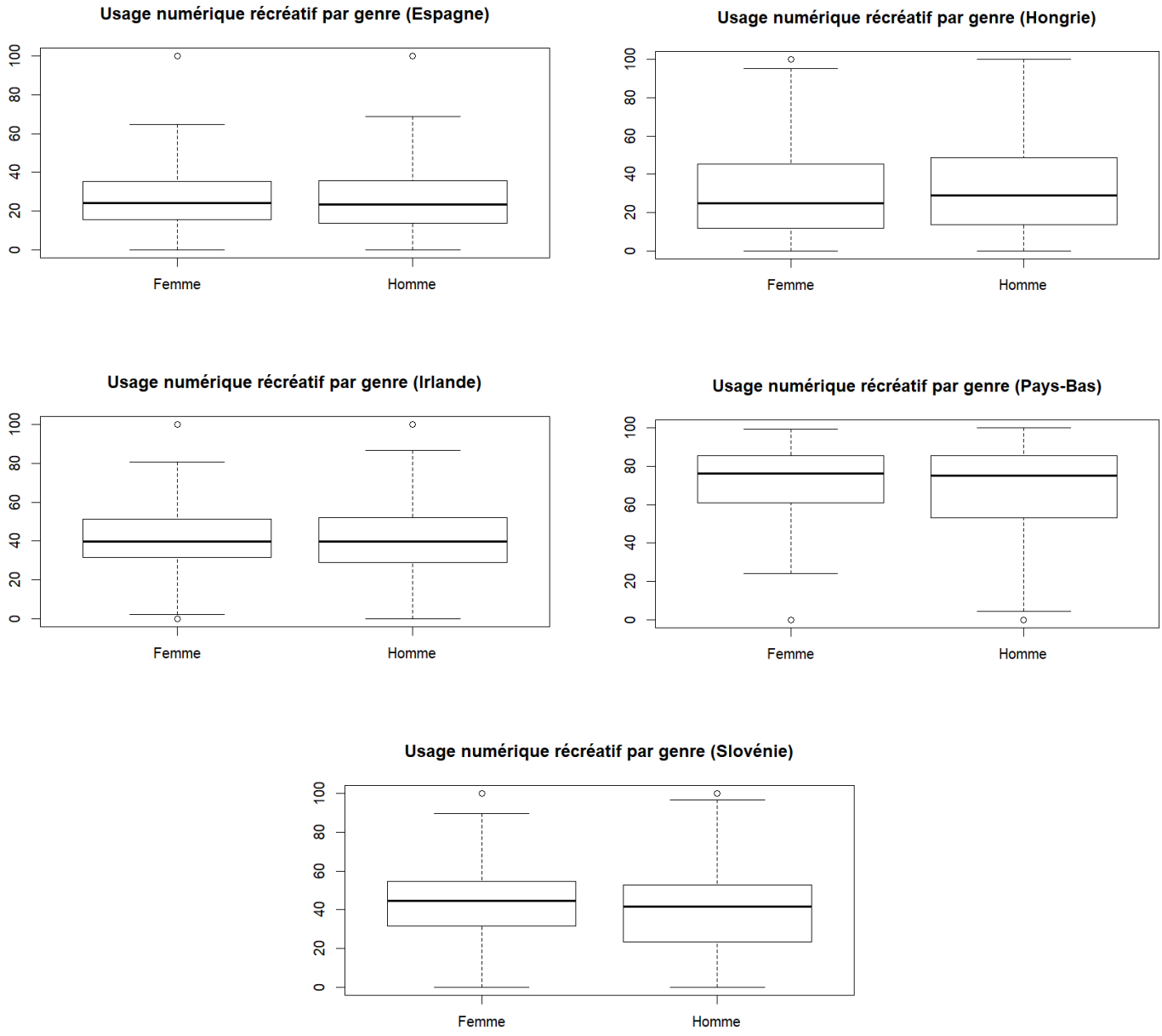
Tab. 17. Comparaison des moyennes pondérées de l'indice d'usage numérique récréatif par genre pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Moyenne filles	Moyenne garçons	Différence (filles – garçons)	p-value
Espagne	26.57	26.58	-0.01	0.974
Hongrie	31.38	34.04	-2.66	< 0.001
Irlande	39.56	38.92	0.64	0.299
Pays-Bas	68.56	65.44	3.12	< 0.001
Slovénie	42.47	38.65	3.82	< 0.001

Fig. 14. Boxplots de l'indice d'usage numérique récréatif par genre pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



Les résultats concernant les différences de genre dans l'usage des écrans à des fins récréatives apparaissent plus contrastés (Tab. 17, Fig. 14). Contrairement au mal-être psychologique, les écarts entre filles et garçons ne sont ni systématiques ni homogènes parmi les cinq pays étudiés. Ces résultats suggèrent une influence des contextes nationaux sur les pratiques numériques récréatives.

Le test t pondéré ne révèle aucune différence significative entre filles et garçons en Espagne (p = 0.974) et en Irlande (p = 0.299), où les niveaux moyens d'usage récréatif sont quasiment identiques. Ces résultats suggèrent une diffusion relativement uniforme des pratiques numériques récréatives. En Hongrie, les garçons présentent un usage significativement plus élevé que les filles. À l'inverse, aux Pays-Bas et en Slovénie, ce sont les filles qui déclarent un usage significativement supérieur.

iii. Comparaison de l'usage numérique scolaire selon le genre

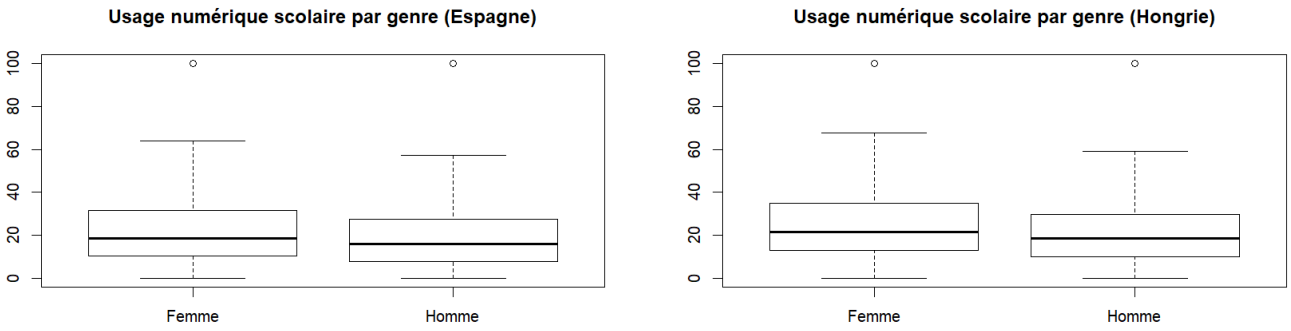
Tab. 18. Comparaison des moyennes pondérées de l'indice d'usage numérique scolaire par genre pour les cinq pays étudiés.

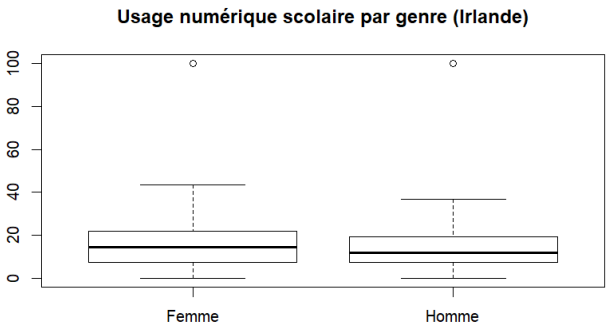
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

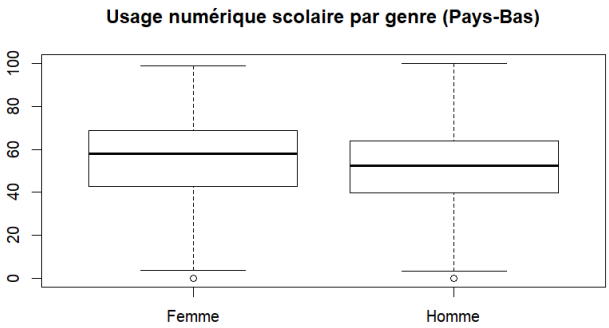
Pays	Moyenne Filles	Moyenne Garçons	Différence (filles – garçons)	p-value
Espagne	22.33	20.19	2.14	< 0.001
Hongrie	25.63	22.63	3	< 0.001
Irlande	16.23	14.27	1.96	< 0.001
Pays-Bas	54.23	48.86	5.37	< 0.001
Slovénie	17.78	15.76	2.02	< 0.001

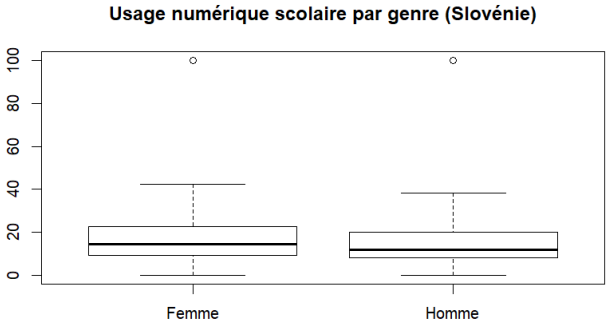
Fig. 15. Boxplots de l'indice d'usage numérique scolaire par genre pour les cinq pays étudiés.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.









L'analyse des écarts de genre dans l'usage numérique à des fins scolaires montre que les filles déclarent un usage significativement plus élevé que les garçons (Tab. 18, Fig. 15). Selon les pays, ces différences varient d'environ 2 à 5 points, et sont toujours statistiquement significatives ($p < 0.001$). Ces résultats indiquent que les filles présentent un niveau d'engagement numérique scolaire supérieur à celui des garçons.

6. Analyses multivariées et tests des hypothèses

a. H1 : Association entre usage numérique récréatif et mal-être psychologique

Ce premier test statistique porte sur l'hypothèse H1. Il examine l'association entre le temps d'usage des écrans à des fins récréatives et le niveau de mal-être psychologique, en contrôlant le genre, l'âge, le statut socio-économique (ESCS) ainsi que la disponibilité des outils numériques. Conformément à l'hypothèse H1, un coefficient positif est attendu pour la variable d'usage récréatif ($\beta_1 > 0$). Le modèle est estimé au moyen d'une régression linéaire pondérée selon l'équation suivante :

$$MalÊtre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageRécréatif_i + \beta_2 Genre_i + \beta_3 Âge_i + \beta_4 ESCS_i + \beta_5 DisponibilitéNumérique_i + \varepsilon_i$$

i. Effet principal de l'usage numérique récréatif sur le mal-être psychologique

Tab. 19. Régression linéaire pondérée du modèle H1 pour les cinq pays étudiés.

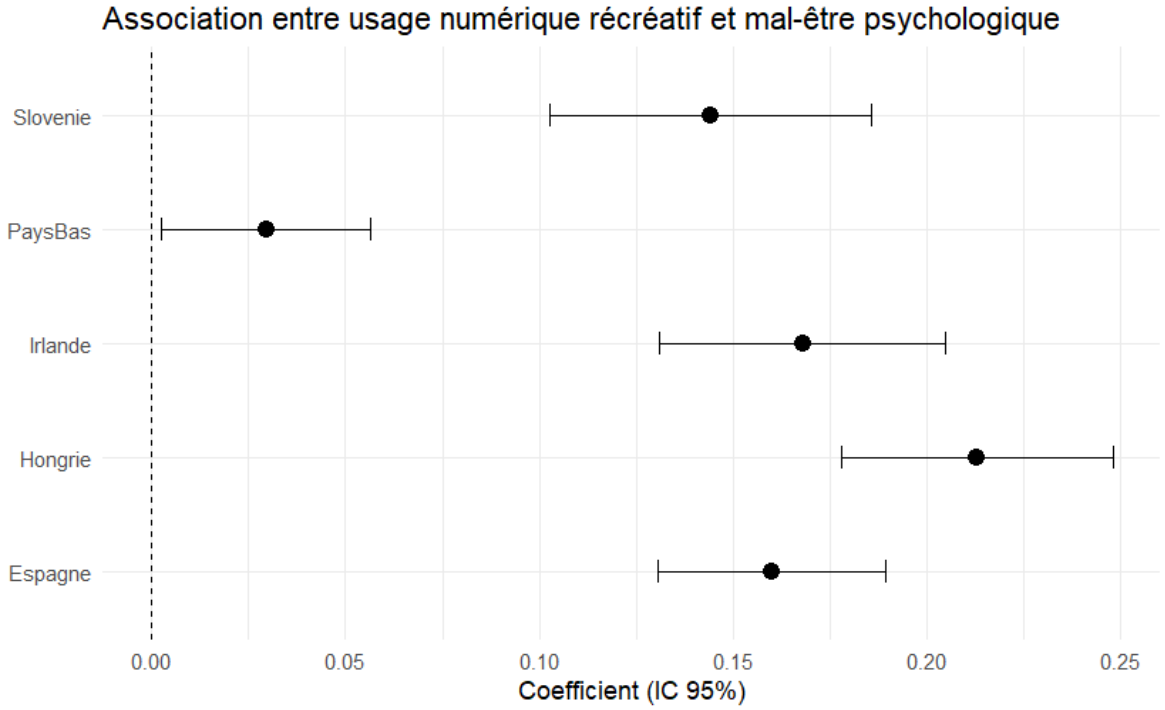
Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

	Espagne β (SE)	***Hongrie β (SE)***	***Irlande β (SE)***	***Pays-Bas β (SE)***	***Slovénie β (SE)***
Usage récréatif	0.16*** (0.015)	0.213*** (0.018)	0.168*** (0.019)	0.03* (0.014)	0.144*** (0.021)
Genre (réf : F)	-18.283*** (0.462)	-16.289*** (0.703)	-18.107*** (0.814)	-12.827*** (0.663)	-17.875*** (0.737)
Âge	-0.935 (0.763)	-0.693 (1.148)	1.216 (0.736)	-0.791 (1.319)	2.377· (1.305)
ESCS	-1.872*** (0.301)	1.017· (0.526)	-2.436*** (0.521)	-0.11 (0.474)	-0.066 (0.511)
Disponibilité	0.068 (0.043)	0.036 (0.054)	0.154*** (0.043)	0.049 (0.043)	0.273*** (0.064)
R^2 ajusté	0.137	0.142	0.139	0.082	0.136
Wald F (p)	F(1,74) = 117.62***	F(1,74) = 147.41***	F(1,74) = 82.09***	F(1,74) = 4.78*	F(1,74) = 48.35***

Fig. 16. Coefficient plot du modèle H1.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



Dans l'ensemble des pays étudiés, le coefficient β_1 associé à l'usage numérique récréatif est à la fois positif et statistiquement significatif, ce qui confirme ainsi l'hypothèse H1 (Tab.19, Fig. 16). En Espagne ($\beta_1 = 0.16$, $p < 0.001$), Hongrie ($\beta_1 = 0.213$, $p < 0.001$), Irlande ($\beta_1 = 0.168$, $p < 0.001$) et Slovénie ($\beta_1 = 0.144$, $p < 0.001$), cette association indique ainsi qu'une augmentation

du temps consacré aux écrans à des fins récréatives est liée à une hausse du niveau de mal-être psychologique, toutes choses égales par ailleurs.

Toutefois, on observe qu'aux Pays-Bas, le coefficient β_1 montre une amplitude nettement plus faible que dans les autres pays ($\beta_1 = 0.03$, $p < 0.05$). Bien que son effet reste positif et statistiquement significatif, son intensité réduite indique une relation beaucoup plus modérée entre l'usage récréatif des écrans et le mal-être psychologique dans ce contexte national spécifique.

Ensuite, les tests de Wald confirment que le coefficient β_1 diffère significativement de zéro dans l'ensemble des pays étudiés. En Espagne, en Hongrie, en Irlande et en Slovénie, la significativité est très élevée ($p < 0.001$), tandis qu'aux Pays-Bas, l'effet reste significatif mais de façon bien plus modérée ($p < 0.05$). Néanmoins, ces résultats permettent de rejeter l'hypothèse nulle H0 d'absence d'association, soutenant ainsi empiriquement l'hypothèse H1 dans les cinq contextes nationaux.

ii. Variables de contrôle et qualité d'ajustement du modèle

On observe que, dans les cinq pays étudiés, le coefficient associé au genre est négatif et hautement significatif ($p < 0.001$). Cela indique que, toutes choses égales par ailleurs, les garçons présentent en moyenne un niveau de mal-être psychologique significativement plus faible que les filles dans l'ensemble des contextes nationaux.

L'âge ne présente pas d'impact statistiquement significatif sur le mal-être, et n'apparaît pas comme un prédicteur robuste dans ce modèle. La Slovénie est le seul pays présentant un effet faiblement significatif ($\beta_3 = 2.377$, $p < 0.1$), suggérant une légère augmentation du mal-être avec celle de l'âge dans ce pays. Néanmoins, l'analyse porte sur des intervalles d'âge très restreints. Ainsi, la variabilité observée est limitée et il devient difficile de détecter un effet notable de l'âge.

Le statut socio-économique (ESCS) est négativement et significativement associé au mal-être en Espagne ($\beta_4 = -1.872$, $p < 0.001$) et en Irlande ($\beta_4 = -2.436$, $p < 0.001$). En Hongrie, le résultat marginalement significatif suggère une tendance similaire sans pour autant permettre de conclure à un effet statistiquement établi ($\beta_4 = 1.017$, $p < 0.1$). En revanche, aucun effet significatif n'est observé aux Pays-Bas et en Slovénie.

L'indicateur de disponibilité des outils numériques est positivement et significativement associé au mal-être en Irlande ($\beta_5 = 0.168$, $p < 0.001$) et en Slovénie ($\beta_5 = 0.273$, $p < 0.001$). Ceci suggère qu'un environnement numérique davantage fourni est lié à des niveaux plus élevés de mal-être dans ces deux contextes nationaux. Aucun effet significatif n'est, à l'inverse, observé dans les trois autres pays.

Enfin, la qualité d'ajustement du modèle a été estimée à l'aide du R^2 pondéré. Ce dernier indique la proportion de variance du mal-être psychologique expliquée par le modèle. Les résultats des R^2 montrent ainsi que le modèle explique entre 8.2 % et 14.2 % de la variance selon le pays. Même si ces valeurs sont modérées, elles restent néanmoins cohérentes dans le contexte où les phénomènes sociaux dépendent de nombreux facteurs.

b. H2 : Comparaison des usages numériques récréatif et scolaire

Le second test d'hypothèse vise à déterminer si les usages des écrans à des fins scolaires présentent une association différente avec le mal-être psychologique par rapport aux usages récréatifs. Le modèle inclut donc simultanément les deux types d'usage. L'hypothèse H2 est ainsi d'abord évaluée au moyen d'une régression linéaire pondérée, spécifiée selon l'équation suivante :

$$MalÊtre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageRécréatif_i + \beta_2 UsageScolaire_i + \beta_3 Genre_i + \beta_4 Âge_i + \beta_5 ESCS_i + \beta_6 Disponibilité\text{Numérique}_i + \varepsilon_i$$

Ensuite, l'hypothèse centrale de H2 a été finalement examinée à l'aide d'un test d'égalité des coefficients :

$H_0: \beta_1 = \beta_2$ (absence de différence entre l'usage récréatif et l'usage scolaire des écrans)
$H_1: \beta_1 \neq \beta_2$ (association différenciée selon le type d'usage)

i. Effet des usages numériques récréatif et scolaires

Tab. 20. Régression linéaire pondérée du modèle H2 pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

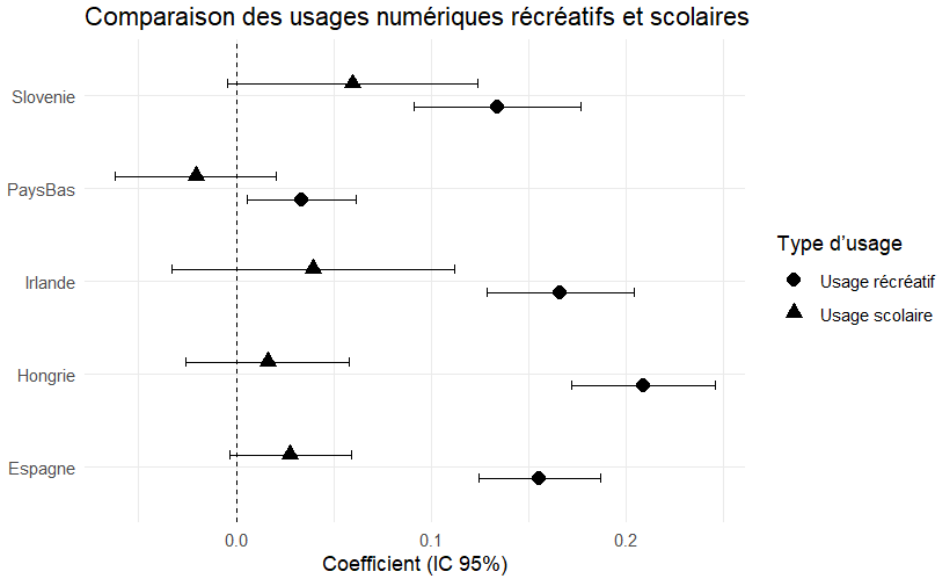
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

	Espagne β (SE)	***Hongrie β (SE)***	***Irlande β (SE)***	***Pays-Bas β (SE)***	***Slovénie β (SE)***
Usage récréatif	0.156*** (0.016)	0.209*** (0.018)	0.166*** (0.019)	0.034* (0.014)	0.134*** (0.021)
Usage scolaire	0.028· (0.016)	0.016 (0.021)	0.039 (0.036)	-0.021 (0.021)	0.06· (0.032)

Genre (réf : F)	-18.084*** (0.465)	-16.265*** (0.715)	-17.909*** (0.848)	-12.878*** (0.667)	-17.654*** (0.737)
Âge	-0.735 (0.774)	-0.716 (1.169)	0.705 (1.204)	-0.977 (1.327)	2.154 (1.319)
ESCS	-1.979*** (0.299)	0.961· (0.534)	-2.505*** (0.516)	-0.099 (0.495)	-0.202 (0.524)
Disponibilité	0.057 (0.044)	0.03 (0.053)	0.156*** (0.043)	0.058 (0.043)	0.277*** (0.064)
R^2 ajusté	0.136	0.142	0.139	0.082	0.135
Wald F (p)	F(2,73) = 54.86***	F(2,73) = 80.51***	F(2,73) = 40.97***	F(2,73) = 3.02·	F(2,73) = 23.69***

Fig. 17. Coefficient plot du modèle H2.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



Tout d'abord, on remarque que l'usage récréatif demeure positivement et significativement associé au mal-être psychologique dans l'ensemble des pays étudiés (à l'exception des Pays-Bas où cette association reste marginalement significative, $p < 0.1$), même après l'introduction de l'indicateur d'usage numérique scolaire dans le modèle (Tab. 20, Fig. 17). La stabilité de ces résultats confirme donc la robustesse de l'association positive entre usage numérique récréatif et mal-être mise en évidence dans le test de l'hypothèse H1.

En revanche, l'usage scolaire présente des coefficients nettement plus faibles et non-significatifs dans la plupart des pays, tout particulièrement en Hongrie, en Irlande et aux Pays-Bas. Seules l'Espagne ($\beta_2 = 0.028$, $p < 0.1$) et la Slovénie ($\beta_2 = 0.060$, $p < 0.1$) présentent un effet marginalement significatif. Ces résultats démontrent que l'usage scolaire des écrans n'est pas systématiquement lié à une augmentation du mal-être psychologique chez les adolescents, contrairement à l'usage récréatif du numérique.

ii. Variables de contrôle et qualité d'ajustement

Les effets des variables de contrôle sont similaires à ceux observés dans le modèle H1. Le genre demeure un prédicteur fort du mal-être, les garçons présentant systématiquement des scores plus faibles que les filles ($p < 0.001$ dans tous les pays). Le niveau socio-économique est négativement et significativement associé au mal-être en Espagne ($\beta_5 = -1.979$, $p < 0.001$) et en Irlande ($\beta_5 = -2.505$, $p < 0.001$). En revanche, les effets sont non-significatifs aux Pays-Bas et en Slovénie, et marginalement significatifs en Hongrie. L'indicateur de disponibilité numérique est positivement et significativement associé au mal-être en Irlande ($\beta_6 = 0.156$, $p < 0.001$) et en Slovénie ($\beta_6 = 0.277$, $p < 0.001$), tandis que cette association est non-significative dans les trois autres pays.

Finalement, les R^2 pondérés sont quasiment identiques à ceux du modèle H1, avec ici aussi une variance expliquée par le modèle entre 8.2 % et 14.2 %. Ceci indique que l'ajout au modèle de l'indicateur d'usage numérique scolaire n'a que très peu d'effet sur l'augmentation de la variance expliquée.

iii. Test d'égalité des coefficients

Tab. 21. Test d'égalité des coefficients (β récréatif = β scolaire) pour les cinq pays étudiés.

Notes : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Différence (β_R - β_S)	SE	p-value
Espagne	0.128	0.024	< 0.001***
Hongrie	0.193	0.033	< 0.001***
Irlande	0.127	0.043	0.004**
Pays-Bas	0.054	0.027	0.052·
Slovénie	0.074	0.042	0.079·

Le test de comparaison des coefficients (β usage récréatif - β usage scolaire) permet d'évaluer l'hypothèse H2. Dans l'ensemble des pays, la différence entre les deux coefficients est positive, indiquant que l'association entre usage récréatif des écrans et mal-être psychologique est systématiquement plus importante que celle observée pour l'usage numérique scolaire (Tab. 21). Cette différence est statistiquement significative en Espagne ($\beta_R - \beta_S = 0.128$, $p < 0.001$), en Hongrie ($\beta_R - \beta_S = 0.193$, $p < 0.001$) et en Irlande ($\beta_R - \beta_S = 0.127$, $p = 0.004$). Aux Pays-Bas

(β_R - β_S = 0.054, p = 0.052) et en Slovénie (β_R - β_S = 0.074, p = 0.079), la significativité est marginale (p < 0.1). De ce fait, l'hypothèse d'égalité des coefficients est rejetée pour l'Espagne, la Hongrie et l'Irlande, ainsi que pour les Pays-Bas et la Slovénie mais avec un moindre niveau de significativité.

c. H1.2 : Effet du moment d'usage récréatif des écrans

Le modèle H1.2, affinant l'hypothèse H1, vise à déterminer si l'association entre le temps d'usage récréatif des écrans et le mal-être psychologique varie selon le moment de l'usage : pendant les heures de cours, en semaine (avant et/ou après les cours) ou durant le week-end. Chaque période possède trois niveaux d'intensité (≤ 2 h ; > 2-5 h ; > 5 h), la catégorie de référence correspondant à l'absence d'usage (0 h). La régression linéaire estimée pour le modèle H1.2 suit l'équation suivante :

$$\widehat{MalEtre}_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^{3} \beta_{1k}\, \widehat{Ecole}_{ik} + \sum_{k=1}^{3} \beta_{2k}\, Semaine_{ik} + \sum_{k=1}^{3} \beta_{3k}\, WeekEnd_{ik} + \beta_4 Genre_i + \beta_5 \widehat{Age}_i + \beta_6 ESCS_i + \beta_7 Disponibilité\widehat{Numérique}_i + \varepsilon_i$$

L'analyse repose à la fois sur l'examen des coefficients estimés et sur des tests de Wald évaluant l'égalité des blocs de coefficients entre les différentes périodes d'usage :

$$H_0 : \beta_{1k} = \beta_{2k} \forall k$$
$$H_0 : \beta_{1k} = \beta_{3k} \forall k$$
$$H_0 : \beta_{2k} = \beta_{3k} \forall k$$

i. Effets selon le moment d'usage récréatif des écrans

Tab. 22. Régression linéaire pondérée du modèle H1.2 pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

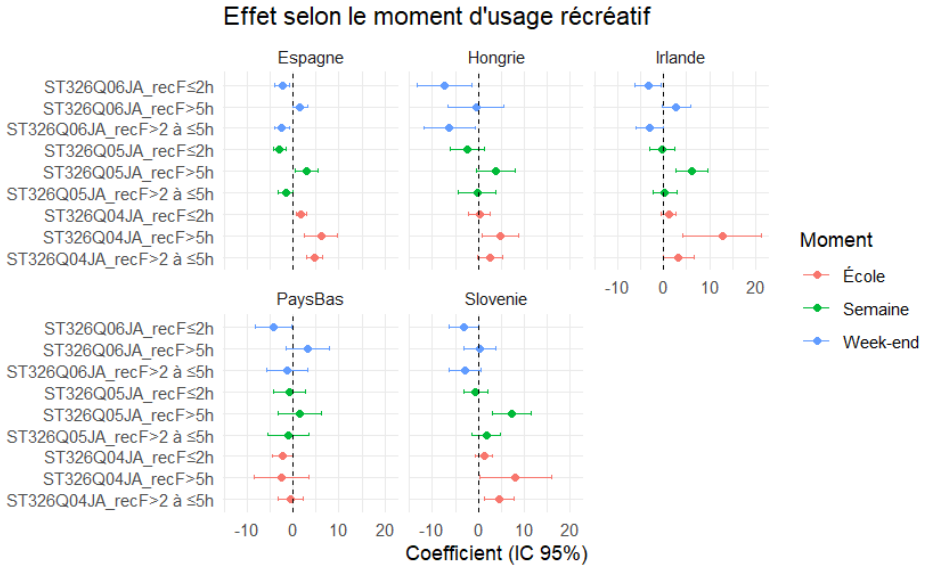
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

	Espagne β (SE)	***Hongrie β (SE)***	***Irlande β (SE)***	***Pays-Bas β (SE)***	***Slovénie β (SE)***
École (≤2h)	1.76** (0.528)	0.2 (1.171)	1.137 (0.786)	-2.246* (1.088)	1.214 (0.971)
École (>2–5h)	4.729*** (0.9)	2.592· (1.401)	3.282· (1.67)	-0.511 (1.385)	4.545** (1.644)
École (>5h)	6.043** (1.821)	4.802* (1.951)	12.761** (4.254)	-2.516 (2.935)	8.09* (3.952)
Semaine (≤2h)	-2.971*** (0.703)	-2.412 (1.907)	-0.303 (1.326)	-0.731 (1.77)	-0.639 (1.291)
Semaine (>2–5h)	-1.621· (0.813)	-0.259 (2.069)	0.301 (1.353)	-1.14 (2.242)	1.701 (1.506)

Semaine (>5h)	2.966* (1.257)	3.784· (2.091)	6.101*** (1.764)	1.506 (2.385)	7.242** (2.114)
Week-end (≤2h)	-2.368** (0.808)	-7.331* (3.007)	-3.334* (1.419)	-4.295* (2.005)	-3.172· (1.603)
Week-end (>2–5h)	-2.412** (0.802)	-6.289* (2.788)	-2.958* (1.48)	-1.364 (2.244)	-2.862 (1.749)
Week-end (>5h)	1.535· (0.85)	-0.49 (3.024)	2.721· (1.556)	3.218 (2.337)	0.304 (1.792)
Genre (réf : F)	-18.653*** (0.463)	-16.329*** (0.703)	-18.122*** (0.81)	-13.265*** (0.656)	-18.179*** (0.722)
Âge	-0.989 (0.762)	-0.709 (1.153)	0.593 (1.221)	-0.61 (1.27)	2.269· (1.334)
ESCS	-1.454*** (0.3)	1.059· (0.538)	-1.561** (0.499)	0.404 (0.475)	0.467 (0.481)
Disponibilité	0.049 (0.041)	0.037 (0.053)	0.115** (0.043)	0.026 (0.043)	0.229*** (0.064)

Fig. 18. Coefficient plot du modèle H1.2.

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.



Usage récréatif pendant les heures de cours :

Globalement, on peut observer que dans plusieurs pays, l'usage récréatif des écrans durant les heures de cours est positivement associé au mal-être psychologique, avec une intensification de l'effet à mesure que le temps d'usage augmente (Tab. 22, Fig. 18).

En Espagne tout particulièrement, l'ensemble des modalités d'usage présente un effet positif et statistiquement significatif. Le coefficient le plus élevé appartient aux usages les plus intensifs, supérieurs à cinq heures ($\beta = 6.043$, $p < 0.01$). En Slovénie, seuls les usages intermédiaires (> 2-5h) ($\beta = 4.545$, $p < 0.01$) et élevés (> 5h) ($\beta = 8.09$, $p < 0.05$) sont associés de manière significative à un niveau plus élevé de mal-être. En Irlande, l'effet est particulièrement marqué pour les usages intensifs. ($\beta = 12.761$, $p < 0.01$). En comparaison, les usages faibles et modérés présentent des coefficients beaucoup plus réduits, et sont respectivement non-significatifs et

marginalement significatifs. De façon similaire, en Hongrie, seul l'usage intensif présente un effet statistiquement significatif ($\beta = 4.802$, $p < 0.05$). Enfin, les Pays-Bas se démarquent des autres pays par des coefficients globalement négatifs et non-significatifs pour les usages modérés et intensifs (l'association avec les usages inférieurs ou égaux à deux heures est négative et statistiquement significative ($\beta = -2.246$, $p < 0.05$)).

L'usage numérique récréatif lors des heures de classe apparaît donc comme un facteur particulièrement lié au mal-être dans la majorité des contextes nationaux lorsque son intensité dépasse cinq heures (l'exception étant les Pays-Bas).

Usage récréatif en semaine (hors temps scolaire) :

Les résultats concernant l'usage numérique récréatif en semaine, en dehors des heures de classe, apparaissent plus contrastés (Tab. 22, Fig. 18). En Espagne, les coefficients négatifs et significatifs des usages faibles ($\beta = -2.971$, $p < 0.001$) et modéré ($\beta = -1.621$, $p < 0.1$) démontrent une association négative avec le mal-être, tandis que les usages intensifs apparaissent comme liés à un score de mal-être plus élevé ($\beta = 2.966$, $p < .05$). En Irlande ($\beta = 6.101$, $p < 0.001$) et en Slovénie ($\beta = 7.242$, $p < 0.01$), seule la catégorie des usages supérieurs à cinq heures présente une association à la fois positive et significative avec le mal-être psychologique. L'effet pour cette catégorie d'usage est marginalement significative en Hongrie ($\beta = 3.784$, $p < 0.1$). En revanche, aucune association significative n'est observée aux Pays-Bas.

Ces résultats suggèrent l'existence d'un effet de seuil dans la majorité des pays étudiés : si les usages numériques récréatifs faibles et modérés en semaine, hors période de cours, ne semblent pas associés à une dégradation de la santé mentale, les usages intensifs, quant à eux, sont davantage liés à une augmentation du mal-être psychologique. Dans le cas de l'Espagne, on observe même qu'un temps limité consacré aux loisirs numériques avant ou après les heures de classe est associé à un moindre niveau de mal-être chez les adolescents.

Usage récréatif le week-end :

La tendance observée pour la période du week-end se distingue nettement des autres (Tab. 22, Fig. 18). Dans la majorité des pays étudiés, les usages faibles et/ou modérés sont associés à des niveaux de mal-être significativement réduits. Pour les usages égales ou inférieurs à deux heures, l'Espagne ($\beta = -2.368$, $p < 0.01$), la Hongrie ($\beta = -7.331$, $p < 0.05$), l'Irlande ($\beta = -3.334$, $p < 0.05$) et les Pays-Bas ($\beta = -4.295$, $p < 0.05$) présentent des coefficients à la fois négatifs et

statistiquement significatifs. Cet effet est particulièrement marqué en Hongrie pour cette catégorie d'usage. De son côté, la Slovénie montre une association également négative mais marginalement significative ($\beta = -3.172$, $p < 0.1$). Les résultats pour la catégorie des usages modérés en Espagne ($\beta = -2.412$, $p < 0.01$), en Hongrie ($\beta = -6.289$, $p < 0.05$) et en Irlande ($\beta = -2.958$, $p < 0.05$) indiquent également une association négative et statistiquement significative avec le mal-être. À l'inverse, les usages intensifs ne montrent pas d'association significative, à l'exception d'effets marginaux en Espagne et en Irlande.

Ainsi, un usage récréatif faible ou modéré des écrans durant le week-end semble associé à un moindre niveau de mal-être psychologique dans la majorité des contextes nationaux étudiés.

ii. Comparaison des périodes (tests de Wald)

Tab. 23. Tests de Wald d'égalité des blocs de coefficients (H1.2) pour les cinq pays étudiés.
Notes : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001
Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	École = Semaine (χ^2, df=3)	p	École = Week-end (χ^2, df=3)	p	Semaine = Week-end (χ^2, df=3)	p
Espagne	52.459	<0.001***	36.465	<0.001***	2.447	0.485
Hongrie	1.671	0.644	10.696	0.013*	3.202	0.362
Irlande	2.831	0.419	10.696	0.013*	1.842	0.606
Pays-Bas	3.864	0.277	5.071	0.167	5.063	0.167
Slovénie	1.685	0.64	7.951	0.047*	5.004	0.172

Plusieurs tests de Wald ont été mobilisés afin d'évaluer si les blocs de coefficients diffèrent significativement selon les périodes d'usage (Tab. 23).

En Espagne, les coefficients associés à un usage numérique durant les heures de classe diffèrent significativement de ceux observés en semaine, avant et/ou après les cours, et le week-end ($p < 0.001$). À l'inverse, on n'observe aucune différence significative entre les usages en semaine et le week-end. En Hongrie, en Irlande et en Slovénie, on relève une différence significative ($p < 0.05$) entre la période des heures d'école et la période du week-end. À l'inverse, aucune différence significative n'est observée entre les blocs de coefficients pour les Pays-Bas.

Dans tous les pays étudiés, à l'exception des Pays-Bas, on retrouve donc au moins une comparaison significative, indiquant que l'association entre l'usage numérique récréatif et le mal-être varie selon le moment d'utilisation des écrans.

iii. Variables de contrôle

Les effets des variables de contrôle s'inscrivent dans la continuité des modèles précédents, H1 et H2 (Tab. 22). Le genre demeure fortement lié au niveau de mal-être dans l'ensemble des pays étudiés ($p < 0.001$). L'indicateur de niveau socio-économique présente également une corrélation négative et statistiquement significative avec le mal-être en Espagne ($\beta_6 = -1.454$, $p < 0.001$) et en Irlande ($\beta_6 = -1.561$, $p < 0.01$). La disponibilité en équipements numériques, quant à elle, est positivement et significativement associée au mal-être en Irlande ($\beta_7 = 0.115$, $p < 0.01$) et en Slovénie ($\beta_7 = 0.229$, $p < 0.001$). Enfin, les effets de l'âge sont essentiellement non-significatifs, à l'exception de la Slovénie où ils apparaissent marginalement significatifs ($p < 0.1$).

d. Effets modérateurs et interactions

Afin d'examiner si la relation entre les usages numériques et le mal-être psychologique varie selon certaines caractéristiques socio-démographiques des adolescents, des modèles incluant des termes d'interaction ont été estimés. L'analyse de ces interactions permet d'estimer un effet de modération, c'est-à-dire de déterminer si l'intensité ou la direction de l'association entre les usages numériques (récréatifs ou scolaires) et le mal-être diffère selon les groupes sociaux. Dans ce cas concret, il s'agit donc d'évaluer si cette association est plus marquée chez les filles que chez les garçons, et si elle tend à s'accentuer parmi les élèves issus de milieux socio-économiques défavorisés.

i. Interaction entre les usages des écrans et le genre

Les interactions entre les usages des écrans (récréatifs et scolaires) et le genre sont testées au moyen de régressions linéaires, spécifiées par les équations ci-dessous. Elles permettent ainsi d'estimer si l'effet des usages varie selon le genre :

$$Mal\hat{E}tre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageRécréatif_i + \beta_2 Genre_i + \beta_3 (UsageRécréatif \times Genre)_i + X_i\gamma + \varepsilon_i$$

$$Mal\hat{E}tre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageScolaire_i + \beta_2 Genre_i + \beta_3 (UsageScolaire \times Genre)_i + X_i\gamma + \varepsilon_i$$

Dans ces modèles, le coefficient β_1 correspond à l'effet de l'usage numérique pour la catégorie de référence (en l'occurrence les filles, puisque le genre masculin est codé 1). Le coefficient d'interaction β_3 indique dans quelle mesure cet effet diffère pour les garçons. L'effet total de l'usage des écrans chez les garçons s'obtient ainsi en additionnant les coefficients β_1 et β_3.

Un test de Wald fut également mobilisé afin d'évaluer si le terme d'interaction est statistiquement différent de zéro.

Tab. 24. Interaction de l'usage numérique récréatif et le genre pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Usage récréatif (β_1)	Usage récréatif × Genre H (β_3)	Effet chez les garçons ($\beta_1+\beta_3$)	p interaction	Test de Wald (interaction)
Espagne	0.197***	-0.07*	0.127	0.029	F(1,73) = 4.99*
Hongrie	0.27***	-0.112***	0.158	< 0.001	F(1,73) = 12.52***
Irlande	0.193***	-0.049	0.144	0.195	F(1,73) = 1.71
Pays-Bas	0.023	0.012	0.035	0.665	F(1,73) = 0.19
Slovénie	0.175***	-0.059	0.116	0.182	F(1,73) = 1.82

En Espagne et en Hongrie, l'usage récréatif des écrans est positivement et significativement associé au mal-être psychologique chez les filles (Espagne : $\beta_1 = 0.197$, $p < 0.001$; Hongrie : $\beta_1 = 0.27$, $p < 0.001$). Dans les deux pays, le terme d'interaction est négatif et significatif, indiquant une association plus faible chez les garçons (Espagne : $\beta_3 = -0.07$, $p = 0.029$; Hongrie : $\beta_3 = -0.112$, $p < 0.001$), ce que confirme le test de Wald (Espagne : $p < 0.05$; Hongrie : $p < 0.001$). Par ailleurs, l'effet estimé pour les garçons apparait positif mais d'intensité réduite par rapport à celui observé chez les filles (Espagne : $\beta_1 + \beta_3 = 0.127$; Hongrie : $\beta_1 + \beta_3 = 0.158$).

De la même manière, l'usage numérique récréatif est positivement associé au mal-être chez les filles en Irlande ($\beta_1 = 0.193$, $p < 0.001$) et en Slovénie ($\beta_1 = 0.175$, $p < 0.001$). Cette association est hautement significative dans les deux pays. Toutefois, les termes d'interaction sont négatifs et non-significatifs (Irlande : $p = 0.195$; Slovénie : $p = 0.182$). Ainsi, bien que les effets estimés soient légèrement plus faibles pour les garçons (Irlande : $\beta_1 + \beta_3 = 0.144$; Slovénie : $\beta_1 + \beta_3 = 0.116$), cette différence n'est pas robuste statistiquement. Il n'est donc pas possible de conclure à une modération du genre dans ces deux contextes nationaux.

Aux Pays-Bas, ni l'effet principal ni le terme d'interaction ne sont statistiquement significatifs. L'association entre l'usage récréatif et le mal-être psychologique ne varie donc pas de manière notable selon le genre dans ce contexte.

Globalement, une modération significative du genre peut être observée uniquement en Espagne et en Hongrie, pays dans lesquels l'association entre usage récréatif des écrans et mal-être est particulièrement plus importante chez les filles par rapport aux garçons. La modération par le genre semble donc dépendre du contexte national plutôt que constituer un phénomène systématique.

Tab. 25. Interaction de l'usage numérique scolaire et le genre pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Usage scolaire (β_1)	Usage scolaire × Genre H (β_3)	Effet chez les garçons ($\beta_1+\beta_3$)	p interaction	Test de Wald (interaction)
Espagne	0.038	0.048·	0.086	0.093	F(1,73) = 2.89·
Hongrie	0.061*	-0.18	0.042	0.652	F(1,73) = 0.21
Irlande	0.056	0.043	0.099	0.615	F(1,73) = 0.25
Pays-Bas	-0.023	0.027	0.004	0.436	F(1,73) = 0.61
Slovénie	0.045	0.112	0.157	0.144	F(1,73) = 2.18

Les résultats relatifs à l'usage scolaire des écrans apparaissent sensiblement différents en comparaison de ceux observé pour l'usage numérique scolaire (Tab. 25).

Dans la majorité des pays étudiés, l'usage numérique à des fins scolaires n'apparaît pas comme associé de manière différenciée au mal-être psychologique en fonction du genre. En effet, les effets principaux en Espagne, en Irlande, aux Pays-Bas et en Slovénie sont non-significatifs, la Hongrie étant le seul pays possédant un effet principal statistiquement significatif ($\beta_1 = 0.061$, $p < 0.05$).

Concernant la modération par le genre, aucun terme d'interaction n'atteint le seuil de significativité standard. Seule l'Espagne présente un effet marginalement significatif ($\beta_3 = 0.048$, $p = 0.093$), suggérant un effet légèrement plus marqué chez les garçons que chez les filles.

Ainsi, contrairement à l'usage récréatif des écrans, l'usage scolaire ne montre pas de modération robuste par le genre, et les associations observées avec le mal-être sont globalement peu différenciées entre filles et garçons.

ii. Interaction entre les usages des écrans et le niveau socio-économique

Dans la continuité des analyses précédentes, les interactions entre les différents usages des écrans et le score ESCS sont évaluées à l'aide des modèles linéaires, afin de déterminer si l'effet des usages numériques sur le mal-être diffère en fonction statut socio-économique des adolescents :

$$Mal\hat{E}tre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageRécréatif_i + \beta_2 ESCS_i + \beta_3 (UsageRécréatif \times ESCS)_i + X_i\gamma + \varepsilon_i$$

$$Mal\hat{E}tre_i = \beta_0 + \beta_1 UsageScolaire_i + \beta_2 ESCS_i + \beta_3 (UsageScolaire \times ESCS)_i + X_i\gamma + \varepsilon_i$$

Dans ces deux modèles, le coefficient β_1 correspond à l'effet de l'usage numérique lorsque l'ESCS prend la valeur 0 (la catégorie de référence). Le coefficient β_2 reflète l'association directe entre l'ESCS et le mal-être, tandis que β_3 indique dans quelle mesure l'effet de l'usage varie selon le niveau socio-économique.

Tab. 26. Interaction de l'usage numérique récréatif et le niveau socio-économique pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Usage récréatif (β_1)	ESCS (β_2)	Usage récréatif × ESCS (B_3)	p interaction	Effet usage si ESCS = 1 ($\beta_1+\beta_3$)
Espagne	0.163***	-2.476***	0.023	0.151	0.186
Hongrie	0.215***	0.352	0.021	0.296	0.236
Irlande	0.169***	-2.247*	-0.005	0.844	0.164
Pays-Bas	0.03*	-0.077	-0.001	0.974	0.029
Slovénie	0.139***	-1.581·	0.037·	0.1	0.176

Dans l'ensemble des pays étudiés, l'usage numérique récréatif reste positivement et significativement associé au mal-être, indépendamment du niveau socio-économique (Tab. 26). L'indicateur ESCS est négativement et significativement associé au mal-être en Espagne (β_2 = -2.476, p < 0.001) et en Irlande (β_2 = -2.247, p < 0.05). Cette association est négative et marginalement significative en Slovénie (β_2 = -1.581, p < 0.1), et non-significative en Hongrie et aux Pays-Bas.

Le terme d'interaction entre l'usage numérique récréatif et l'indice de niveau socio-économique n'est statistiquement significatif dans aucun pays, à l'exception d'un effet très marginal en Slovénie ($\beta_3 = 0.037$, $p = 0.1$).

Ainsi, l'ensemble de ces résultats ne soutiennent donc pas l'hypothèse d'un impact accru de l'usage des écrans à des fins de loisir sur la santé mentale des adolescents issus de milieux socio-économiques plus défavorisés.

Tab. 27. Interaction de l'usage numérique scolaire et le niveau socio-économique pour les cinq pays étudiés.

Note : · p < .10 ; * p < .05 ; ** p < .01 ; *** p < .001

Source : Enquête PISA 2022, calculs de l'autrice.

Pays	Usage scolaire (β_1)	ESCS (β_2)	Usage récréatif × ESCS (B_3)	p interaction	Effet usage si ESCS = 1 ($\beta_1+\beta_3$)
Espagne	0.062***	-1.941***	-0.005	0.755	0.057
Hongrie	0.048*	-1.092	0.044·	0.072	0.092
Irlande	0.066	-2.648**	0.032	0.469	0.099
Pays-Bas	-0.017	-2.073	0.04·	0.067	0.023
Slovénie	0.102**	-0.227	0.019	0.679	0121

L'usage numérique scolaire est positivement et significativement associé au mal-être en Espagne ($\beta_1 = 0.062$, $p < 0.001$), en Hongrie ($\beta_1 = 0.048$, $p < 0.05$) et en Slovénie ($\beta_1 = 0.102$, $p < 0.01$), alors qu'aucune association significative n'est observée en Irlande et aux Pays-Bas.

L'indice ESCS est, quant à lui, négativement et significativement corrélé au mal-être en Espagne ($\beta_2 = -1.941$, $p < 0.001$) et en Irlande ($\beta_2 = -2.648$, $p < 0.01$), ce qui peut suggérer un effet protecteur du statut socio-économique dans ces pays. À l'inverse, on observe aucune association significative en Hongrie, aux Pays-Bas et en Slovénie.

De plus, les termes d'interaction sont non-significatifs en Espagne, en Irlande et en Slovénie. Seuls des effets marginaux sont observables pour la Hongrie ($\beta_3 = 0.044$, $p < 0.1$) et les Pays-Bas ($\beta_3 = 0.04$, $p < 0.1$), suggérant que l'association entre usage numérique scolaire et mal-être tend à s'accentuer légèrement avec l'augmentation du statut socio-économique, mais néanmoins sans confirmation statistique solide.

Enfin, les résultats ne permettent pas de mettre en évidence une quelconque modération robuste du niveau socio-économique dans la relation entre usage scolaire des écrans et mal-être psychologique.

7. Résultats, discussions et limites

Ce mémoire visait à examiner dans quelle mesure la fréquence et la nature récréative ou scolaire des usages des écrans sont associées au mal-être psychologique chez les adolescents, au sein de cinq pays européens.

Les résultats observés confirment que l'augmentation du temps d'usage des écrans à des fins récréatives est significativement liée à une hausse du mal-être psychologique dans l'ensemble des pays étudiés, soutenant donc l'hypothèse H1. Ceci est cohérent avec la littérature, mettant en évidence une relation positive entre les usages numériques et des indicateurs de détresse psychologique (Twenge et Campbell, 2018 ; Zablotsky et al., 2025). Néanmoins, on remarque également que les effets sont globalement modestes sur une échelle de 0 à 100 : parmi les cinq contextes nationaux, les résultats montrent qu'une augmentation d'une unité de l'usage récréatif est associée à un accroissement de 0.144 à 0.213 points de mal-être, à l'exception des Pays-Bas où celui-ci est de 0.03 points. Ici encore, cela concorde avec les sources scientifiques rapportant des tailles d'effet généralement faibles (Przybylski et Weinstein, 2017 ; Orben et Przybylski, 2019 ; Odgers et Jensen, 2020 ; Tang et al., 2021 ; Paulus et al., 2023 ; Schmidt-Persson et al., 2024 ; Li et al. 2025).

Les tests d'hypothèses démontrent également que cette relation entre usages numériques récréatifs et mal-être varie selon le moment d'usage. L'usage pendant les heures de cours apparait comme le plus systématiquement associé à une augmentation du mal-être par rapport aux autres temporalités, tout particulièrement lorsque celui-ci dépasse cinq heures. Un usage intensif en semaine, hors heures de cours, est également corrélé significativement au mal-être dans trois pays sur cinq, mais à des degrés plus modestes. À l'inverse, on constate qu'un usage faible à modéré en semaine hors du temps scolaire ou le week-end tend à être associé à un moindre niveau de mal-être. Ces résultats semblent rejoindre ceux de Przybylski et Weinstein (2017), montrant que les seuils à partir desquels apparaissent des effets négatifs sur le bien-être sont plus élevé pour les usages le week-end que ceux durant la semaine, et suggérant ainsi une plus grande tolérance lorsque le temps libre est moins limité par l'école.

Cette différenciation temporelle suggère que le contexte d'utilisation joue un rôle déterminant. On peut supposer qu'utiliser les écrans pendant les classes pourraient traduire des difficultés scolaire, d'attention ou de motivation, alors que les mêmes activités exercées en dehors des cours relèveraient davantage de pratiques sociales ou de détente.

De plus, nous pouvons constater que les usages numériques à des fins scolaires sont associés avec le mal-être dans des proportions différentes de celle observée pour les usages récréatifs, apparaissant même comme très faibles et non-significatives dans l'ensemble des pays. Ce constat soutient que l'usage des écrans n'est pas néfaste en lui-même pour la santé mentale, mais bien sa nature, son contexte, et sa finalité. A cet égard, les pratiques numériques ne forment pas un ensemble homogène, comme le souligne la littérature existante (Frielingsdorf et al., 2025).

En outre, les analyses des interactions mettent en évidence une modération par le genre en Espagne et en Hongrie pour l'usage récréatif, tandis que les variations selon le niveau socio-économique n'affectent que peu l'association entre usages numériques et mal-être dans l'ensemble des contextes nationaux. Ces résultats suggèrent que les inégalités de genre ne relèvent pas d'un effet homogène du numérique, mais sont davantage associées aux activités récréatives plutôt qu'aux pratiques scolaires. Ils semblent aussi dépendre du contexte national. En revanche, si le statut socio-économique influence directement le mal-être, il n'a que peu d'impact sur l'association entre ce dernier et les usages numériques. L'hypothèse d'une vulnérabilité accrue des élèves issus de milieux défavorisés face au numérique n'est donc pas confirmée.

Finalement, le cas des Pays-Bas se distingue nettement des autres contextes nationaux étudiés dans l'ensemble des tests d'hypothèses. Ce pays présente les niveaux d'usage numérique les plus élevés, avec une moyenne de 66.98 pour les usages récréatifs (contre entre 26.58 et 40.57) et de 51.51 pour les usages scolaires (contre entre 15.24 et 24.13) sur nos échelles construites de 0 à 100. Cependant, l'association entre usage récréatif et mal-être y est la plus faible observée dans les modèles H1 ($\beta_1 = 0.03$, $p < 0.05$) et H2 ($\beta_1 = 0.034$, $p < 0.05$). Dans le modèle H1.2, la majorité des coefficients sont négatifs et non significatifs, tout comme le coefficient d'usage scolaire dans le modèle H2. Ces résultats indiquent que dans le contexte hollandais, le positionnement des adolescents sur les échelles d'usages numériques (qu'ils soient récréatifs ou scolaires) ne semble pas associé à leur niveau de mal-être. Ainsi, les variations dans les pratiques individuelles observées au sein du pays ne s'accompagnent pas d'une hausse notable

de la détresse psychologique. Nous pourrions émettre l'hypothèse de facteurs contextuels propres au cadre hollandais afin d'expliquer cette particularité, tels qu'un encadrement institutionnel intégrant largement le numérique ou encore des politiques de prévention en matière de bien-être. Toutefois, ces pistes demeurent spéculatives et nécessiteraient des analyses complémentaires afin d'être confirmées. Ces résultats nous invitent ainsi à poursuivre notre analyse à l'aide d'un modèle comparatif global intégrant l'ensemble des cinq pays étudiés. Cette approche permettrait de tester directement les différences nationales.

D'autre part, l'hypothèse H1 repose sur une littérature fournie, rendant compte des effets possibles du temps d'écran sur le bien-être des adolescents. En revanche les hypothèses H1.2 et H2 se rapportent à un champ d'étude encore peu exploré. Si la majorité des travaux mobilisent des indicateurs globaux de temps d'écran (Twenge et Campbell, 2018 ; Santos et al., 2023 ; Zablotsky et al., 2025), ou tentent une approche différenciée des diverses activités numériques (réseaux sociaux, jeu vidéo, visionnage de contenu, etc.) (Forte et al., 2023 ; Santos et al., 2023 ; Frielingsdorf et al., 2025), très peu de sources, à ma connaissance, semblent porter sur la temporalité des usages numériques. Par ailleurs, les recherches adoptant une approche comparative entre les finalités scolaires et de loisirs des pratiques digitales sont également peu nombreuses. Dans cette perspective, ce mémoire tente d'apporter une contribution inédite, bien que celle-ci reste contrainte par les données disponibles.

Toutefois, ce travail présente plusieurs limites méthodologiques. Tout d'abord, les données utilisées sont transversales, ce qui, contrairement aux études longitudinales, ne permet ni d'établir des relations causales ni de retracer des trajectoires. Les associations observées ne peuvent donc pas démontrer un effet direct du temps d'écran sur la santé mentale, ni indiquer si les adolescents en situation de mal-être ont tendance à augmenter leurs usages numériques. Ensuite, les variables d'usage des écrans et de mal-être reposent sur des fréquences auto-évaluées par les répondants à l'enquête. Ce type de mesure subjective est susceptible d'être affecté par des biais de déclaration, de mémoire, ou encore de désirabilité sociale. Enfin, l'impossibilité de distinguer précisément les types d'activités numériques parmi les données disponibles constitue une limite centrale de ce travail. Comme énoncé précédemment, les hypothèses H1 et H2 portent sur la durée du temps passé devant les écrans, et l'hypothèse H1.2, sur la temporalité de l'usage récréatif. Ce mémoire adopte donc une approche globale agrégée des usages numériques. Or, ces analyses ne permettent pas une différenciation fine entre les contenus consultés ou les modalités d'engagement (actif ou passif). Au regard de la littérature, cette absence d'information constitue une lacune importante dans la mesure où ces éléments

jouent rôle déterminant dans les effets observés ainsi que dans la compréhension des phénomènes. L'analyse gagnerait donc à être approfondie à partir de données plus précises et/ou objectives, telles que des journaux de temps ou les durées d'utilisation enregistrées sur les smartphones.

8. Conclusion

Les analyses effectuées dans le cadre de ce mémoire, dans leur ensemble, confirment l'existence d'une relation globalement positive entre l'usage du numérique à des fins de loisirs et le mal-être psychologique des adolescents. Néanmoins, ces résultats mettent également en lumière la taille modérée des effets et la variabilité de cette association selon le contexte national, ainsi que le moment d'utilisation. Par ailleurs, les activités numériques scolaires se révèlent être très faiblement ou non-significativement liées au mal-être.

Les résultats de ce travail doivent également être appréhendés avec recul et nuance, compte tenu des limites méthodologiques exposées, lesquelles notamment, ne permettent ni de différencier précisément les types et modalités des activités numériques (au-delà du caractère récréatif ou scolaire), ni d'établir de relations causales.

Enfin, l'impact du numérique sur le mal-être semble non seulement dépendre de l'intensité des pratiques, mais également de leur finalité et de leurs conditions d'usage (notamment le fait qu'elles s'inscrivent ou non dans un cadre structuré). Les résultats soulignent tout particulièrement l'importance du contexte social et politique dans l'interprétation des effets observés, et démontrent que le numérique en lui-même ne constitue pas un facteur de risque pour la santé mentale.

9. Bibliographie

Azem, L., Al Alwani, R., Lucas, A., Alsaadi, B., Njihia, G., Bibi, B., Alzubaidi, M., et Househ, M. (2023). Social media use and depression in adolescents: A scoping review. *Behavioral Sciences, 13*(6), 475. https://doi.org/10.3390/bs13060475

Avvisati, F. et Wuyts, C. (2024). The Measurement of Socio-economic Status in PISA, *OECD Education Working Papers, 321*, OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/0c5b793c-en

Barthorpe, A., Winstone, L., Mars, B., et Moran, P. (2020). Is social media screen time really associated with poor adolescent mental health? A time use diary study. *Journal of Affective Disorders, 274*, 864–870. https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.05.106

Beyens, I., Pouwels, J. L., van Driel, I. I., Keijsers, L., et Valkenburg, P. M. (2020). The effect of social media on well-being differs from adolescent to adolescent. *Scientific Reports, 10*(1), 10763. https://doi.org/10.1038/s41598-020-67727-7

Blomfield Neira, C.J. et Barber, B.L. (2014). SNS use and adolescent indicators of adjustment. *Australian Journal of Psychology, 66*, 56-64. https://doi.org/10.1111/ajpy.12034

Bohnert, M., et Gracia, P. (2023). Digital use and socioeconomic inequalities in adolescent well-being: Longitudinal evidence on socioemotional and educational outcomes. *Journal of Adolescence, 95*(6), 1179–1194. https://doi.org/10.1002/jad.12193

Boers, E., Afzali, M. H., Newton, N., et Conrod, P. (2019). Association of screen time and depression in adolescence. *JAMA Pediatrics, 173*(9), 853–859. https://doi.org/10.1001/jamapediatrics.2019.1759

Brown, T. A. (2015). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research.* Guilford Press.

Chang, G. (2025). Types of adolescent screen use and positive wellbeing: Gender and parental education influences. *Journal of Happiness Studies, 26(62)*. https://doi.org/10.1007/s10902-025-00884-6

Chen, S., Shao, B. J., et Zhi, K. Y. (2019). Examining the Effects of Passive WeChat Use in China. *International Journal of Human–Computer Interaction, 35(17)*, 1630–1644. https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1559535

Costello, A. B., & Osborne, J. W. (2005). Best practices in exploratory factor analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation, 10(7)*. https://doi.org/10.7275/jyj1-4868

Cronbach, L.J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika, 16*, 297-334. https://doi.org/10.1007/BF02310555

Csikszentmihalyi, M. (1990). Flow: The Psychology of Optimal Experience. *New York: Harper and Row*.

Dai, Y., et Ouyang, N. (2025). *Excessive screen time is associated with mental health problems and ADHD in US children and adolescents: Physical activity and sleep as parallel mediators.* https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.10062

Datu, J. A. D., et King, R. B. (2018). Subjective well-being is reciprocally associated with academic engagement: A two-wave longitudinal study. *Journal of school psychology, 69*, 100-110. https://doi.org/10.1016/j.jsp.2018.05.007

de Valle, M.K., Gallego-García, M., Williamson, P., et Wade, T.D. (2021). Social media, body image, and the question of causation: Meta-analyses of experimental and longitudinal evidence. *Body image, 39*, 276-292 . https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2021.10.001

Diener, E. (1984). Subjective well-being. *Psychological Bulletin, 95(3)*, 542–575. https://doi.org/10.1037/0033-2909.95.3.542

Diener, E., et Diener, M. (1995). Cross-cultural correlates of life satisfaction and self-esteem. *Journal of Personality and Social Psychology, 68(4)*, 653–663. https://doi.org/10.1037/0022-3514.68.4.653

Flora, D. B., et Curran, P. J. (2004). An Empirical Evaluation of Alternative Methods of Estimation for Confirmatory Factor Analysis With Ordinal Data. *Psychological Methods, 9(4)*, 466–491. https://doi.org/10.1037/1082-989X.9.4.466

Forte, C., O'Sullivan, D., McDowell, C. P., et al. (2023). Associations between screen-time, physical activity and depressive symptoms differ based on gender and screen-time mode. *European Child & Adolescent Psychiatry, 32*, 2313–2322. https://doi.org/10.1007/s00787-022-02080-w

Frielingsdorf, H., Fomichov, V., Rystedt, I., et al. (2025). Associations of time spent on different types of digital media with self-rated general and mental health in Swedish adolescents. *Scientific Reports, 15*, 993. https://doi.org/10.1038/s41598-024-83951-x

Gadermann, A. M., Guhn, M., et Zumbo, B. D. (2012). Estimating ordinal reliability for Likert-type textbook data: A tutorial for psychometricians and researchers. *Practical Assessment, Research, and Evaluation, 17(1)*, 3. https://doi.org/10.7275/n560-j767

Gracia Molina, P., Bohnert, M., et Celik, S. (2023). Digital inequalities and adolescent mental health: The role of socioeconomic background, gender, and national context. In J. Skopek (Ed.), *Research handbook on digital sociology* (pp. 328–347). Edward Elgar Publishing. https://doi.org/10.4337/9781789906769.00027

Granic, I., Lobel, A., et Engels, R. C. M. E. (2014). The benefits of playing video games. *American Psychologist, 69*(1), 66–78. https://doi.org/10.1037/a0034857

Griffiths, M. D., Lopez-Fernandez, O., Throuvala, M. A., Pontes, H., et Kuss, D. J. (2018). Excessive and problematic use of social media in adolescence: A brief overview. *Report submitted to the UK Parliament Science and Technology Committee (Impact of social media and screen-use on young people's health inquiry)*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.11280.71682

Gupta, C., Jogdand, D. S., et Kumar, M. (2022). Reviewing the Impact of Social Media on the Mental Health of Adolescents and Young Adults. *Cureus, 14(10)*, e30143. https://doi.org/10.7759/cureus.30143

Haidt, J. (2025). *Génération anxieuse : Comment les réseaux sociaux menacent la santé mentale des jeunes* (J. Bussek, Trad.). Paris : Les Arènes.

House of Commons Education Committee. (2024). *Screen time: Impacts on education and wellbeing* (Fourth report of session 2023–24). UK Parliament.

Jensen, M., George, M., Russell, M., et Odgers, C. (2019). Young Adolescents' Digital Technology Use and Mental Health Symptoms: Little Evidence of Longitudinal or Daily Linkages. *Clinical psychological science : a journal of the Association for Psychological Science, 7(6)*, 1416–1433. https://doi.org/10.1177/2167702619859336

Judkins, D. R. (1990). Fay's method for variance estimation. *Journal of Official Statistics, 6(3)*, 223-239. https://www.scb.se/contentassets/ca21efb41fee47d293bbee5bf7be7fb3/fay39s-method-for-variance-estimation.pdf

Kardefelt-Winther, D. (2017). *How does the time children spend using digital technology impact their mental well-being, social relationships and physical activity? An evidence-focused literature review.* UNICEF Office of Research – Innocenti.

Kardefelt-Winther, D., Rees, G., et Livingstone, S. (2020). Contextualising the link between adolescents' use of digital technology and their mental health: A multi-country study of time spent online and life satisfaction. *Journal of Child Psychology and Psychiatry, 61*(8), 875–889. https://doi.org/10.1111/jcpp.13280

Karim, F., Oyewande, A. A., Abdalla, L. F., Chaudhry Ehsanullah, R., et Khan, S. (2020). Social Media Use and Its Connection to Mental Health: A Systematic Review. *Cureus, 12(6)*, e8627. https://doi.org/10.7759/cureus.8627

Keles, B., McCrae, N., et Grealish, A. (2020). A systematic review: The influence of social media on depression, anxiety and psychological distress in adolescents. *International Journal of Adolescence and Youth, 25*(1), 79–93. https://doi.org/10.1080/02673843.2019.1590851

Kelly, Y., Zilanawala, A., Booker, C., et Sacker, A. (2019). Social media use and adolescent mental health: Findings from the UK Millennium Cohort Study. *EClinicalMedicine, 6*, 59–68. https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2018.12.005

Kim, S., Favotto, L., Halladay, J., Wang, L., Boyle, M. H., et Georgiades, K. (2020). Differential associations between passive and active forms of screen time and adolescent mood and anxiety disorders. *Social psychiatry and psychiatric epidemiology, 55(11)*, 1469–1478. https://doi.org/10.1007/s00127-020-01833-9

Kraut, R., Patterson, M., Lundmark, V., Kiesler, S., Mukophadhyay, T., et Scherlis, W. (1998). Internet paradox: A social technology that reduces social involvement and psychological well-being? *American Psychologist, 53(9)*, 1017–1031. https://doi.org/10.1037/0003-066X.53.9.1017

Lee, J., et Zarnic, Z. (2024). *The impact of digital technologies on well-being: Main insights from the literature.* OECD Papers on Well-Being and Inequalities. https://www.oecd-ilibrary.org

Li, S. H., Batterham, P. J., Whitton, A. E., Maston, K., Khan, A., Christensen, H., et Werner-Seidler, A. (2025). Cross-sectional and longitudinal associations of screen time with adolescent depression and anxiety. *British Journal of Clinical Psychology, 64*(4), 873–887. https://doi.org/10.1111/bjc.12547

Männikkö, N., Ruotsalainen, H., Miettunen, J., Marttila-Tornio, K., et Kääriäinen, M. (2020). Parental socioeconomic status, adolescents' screen time and sports participation through externalizing and internalizing characteristics. *Heliyon, 6*(2), e03415. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e03415

Masuy-Stroobant, G., et Costa, R. (2013). *Analyser les données en sciences sociales : De la préparation des données à l'analyse multivariée.* PIE Peter Lang.

Missaoui, R. (2024). Impacts de l'usage des technologies éducatives numériques sur le bien-être scolaire des étudiants et étudiantes en sciences de l'éducation. *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire / International Journal of Technologies in Higher Education, 21*(2), 1–20. https://doi.org/10.18162/ritpu-2024-v21n2-06

Mohd Saat, N. Z., Hanawi, S. A., Hanafiah, H., Ahmad, M., Farah, N. M. F., et Abdul Rahman, N. A. A. (2024). Relationship of screen time with anxiety, depression, and sleep quality among adolescents: A cross-sectional study. *Frontiers in Public Health, 12*, 1459952. https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1459952

Molinari, G., Mamprin, C., et Poellhuber, B. (2024). Bien-être et technologies numériques: Quels enjeux pour l'apprentissage et l'enseignement au postsecondaire? Introduction au numéro thématique. *Revue internationale des technologies en pédagogie universitaire /*

International Journal of Technologies in Higher Education, 21(2), 1–10. https://doi.org/10.18162/ritpu-2024-v21n2-01

Nagata, J. M., Al-Shoaibi, A. A. A., Leong, A. W., Zamora, G., Testa, A., Ganson, K. T., et Baker, F. C. (2024). Screen time and mental health: A prospective analysis of the Adolescent Brain Cognitive Development (ABCD) study. *BMC Public Health, 24*(1), 2686. https://doi.org/10.1186/s12889-024-20102-x

Nett, K. (2025). *Screen time and educational outcomes of children and adolescents: A complex, multifaceted relationship* (NESET ad hoc report). Publications Office of the European Union.

Neuman, S. B. (1988). The Displacement Effect: Assessing the Relation between Television Viewing and Reading Performance. *Reading Research Quarterly, 23(4)*, 414–440. https://doi.org/10.2307/747641

OECD (2023), *PISA 2022 Assessment and Analytical Framework*, PISA, OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/dfe0bf9c-en

OECD (2024), *PISA 2022 Technical Report*, PISA, OECD Publishing, Paris. https://doi.org/10.1787/01820d6d-en

OCDE (2025), *Résultats du PISA 2022 (Volume I) : Apprentissage et équité dans l'éducation*, PISA, Éditions OCDE, Paris. https://doi.org/10.1787/165f1d07-fr

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2023). *PISA 2022 database*. https://www.oecd.org/pisa/data/2022database/

Organisation mondiale de la Santé (OMS) (2020), *Trouble du jeu vidéo. Questions & réponses.* https://www.who.int/fr/news-room/questions-and-answers/item/gaming-disorder

Odgers, C. L., et Jensen, M. R. (2020). Annual research review: Adolescent mental health in the digital age: Facts, fears, and future directions. *Journal of Child Psychology and Psychiatry, 61*(3), 336–348. https://doi.org/10.1111/jcpp.13190

Orben, A., et Przybylski, A. K. (2019). The association between adolescent well-being and digital technology use. *Nature Human Behaviour, 3*(2), 173–182. https://doi.org/10.1038/s41562-018-0506-1

Orben, A. (2020). Teenagers, screens and social media: A narrative review of reviews and key studies. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology: The International Journal for Research in Social and Genetic Epidemiology and Mental Health Services, 55(4)*, 407–414. https://doi.org/10.1007/s00127-019-01825-4

Paulus, M. P., Zhao, Y., Potenza, M. N., Aupperle, R. L., Bagot, K. S., et Tapert, S. F. (2023). Screen media activity in youth: A critical review of mental health and neuroscience findings. *Journal of Mood and Anxiety Disorders, 3*, 100018. https://doi.org/10.1016/j.xjmad.2023.100018

Pelet, J.-E., Ettis, S., et Cowart, K. (2017). Optimal experience of flow enhanced by telepresence: Evidence from social media use. *Information & Management, 54(1)*, 115–128. https://doi.org/10.1016/j.im.2016.05.001

Peterson, R. A. (2000). A Meta-Analysis of Variance Accounted for and Factor Loadings in Exploratory Factor Analysis. *Marketing Letters, 11*, 261–275. https://doi.org/10.1023/A:1008191211004

Przybylski, A. K., Murayama, K., DeHaan, C. R., et Gladwell, V. (2013). Motivational, emotional, and behavioral correlates of fear of missing out. *Computers in Human Behavior, 29(4)*, 1841-1848. https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.02.014

Przybylski, A. K., et Weinstein, N. (2017). A Large-Scale Test of the Goldilocks Hypothesis: Quantifying the Relations Between Digital-Screen Use and the Mental Well-Being of Adolescents: Quantifying the Relations Between Digital-Screen Use and the Mental Well-Being of Adolescents. *Psychological Science, 28(2)*, 204-215. https://doi.org/10.1177/0956797616678438

Rhemtulla, M., Brosseau-Liard, P. É., et Savalei, V. (2012). When can categorical variables be treated as continuous? A comparison of robust continuous and categorical SEM estimation methods under suboptimal conditions. *Psychological Methods, 17(3)*, 354–373. https://doi.org/10.1037/a0029315

Ryan, R. M., et Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist, 55(1)*, 68–78. https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68

Ryan, R. M., et Deci, E. L. (2001). On Happiness and Human Potentials: A Review of Research on Hedonic and Eudaimonic Well-Being. *Annual Review of Psychology, 52*, 141-166. http://dx.doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.141

Ryff, C. D., et Singer, B. (1998). The Contours of Positive Human Health. *Psychological Inquiry, 9(1)*, 1–28. https://doi.org/10.1207/s15327965pli0901_1

Santos, R. M. S., Mendes, C. G., Sen Bressani, G., et al. (2023). The associations between screen time and mental health in adolescents: A systematic review. *BMC Psychology, 11*, 127. https://doi.org/10.1186/s40359-023-01166-7

Schaufeli, W.B. et Bakker, A.B. (2004). Job demands, job resources, and their relationship with burnout and engagement: a multi-sample study. *J. Organiz. Behav., 25*, 293-315. https://doi.org/10.1002/job.248

Schmidt-Persson, J., Rasmussen, M. G. B., Sørensen, S. O., et al. (2024). Screen media use and mental health of children and adolescents: A secondary analysis of a randomized clinical trial. *JAMA Network Open, 7*(7), e2419881. https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.19881

Sechi, C., et al. (2025). Adolescent mental health in the digital era: Social media, screen time and digital literacy. https://doi.org/10.13129/2612-4033/0110-4799

Shao, Y., Wu, J., Xu, W., et Zhang, C. (2024). The impact of digital technology use on adolescents' subjective well-being: The serial mediating role of flow and learning engagement. *Medicine, 103*(43), e40123. https://doi.org/10.1097/MD.0000000000040123

Smout, S., Slade, T., Hunter, E., Thornton, L., Gardner, L. A., Newton, N. C., Champion, K. E., et Chapman, C. (2026). Scrolling, chatting, and posting: Longitudinal changes in distinct social media behaviors and their relationship with psychological distress and mental wellbeing in adolescents. *Journal of Adolescence, 98*(1), 237–249. https://doi.org/10.1002/jad.70055

Stiglic N., et Viner R. M. (2019). Effects of screentime on the health and well-being of children and adolescents: a systematic review of reviews. *BMJ Open.* https://doi.org/10.1136/bmjopen-2018-023191

Sweller, J. (1988). Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science, 12*, 257-285. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4

Sweller, J., et Chandler, P. (1994). Why Some Material Is Difficult to Learn. *Cognition and Instruction, 12(3)*, 185–233. https://doi.org/10.1207/s1532690xci1203_1

Tang, S., Werner-Seidler, A., Torok, M., Mackinnon, A. J., et Christensen, H. (2021). The relationship between screen time and mental health in young people: A systematic review of longitudinal studies. *Clinical Psychology Review, 86*, 102021. https://doi.org/10.1016/j.cpr.2021.102021

Thorisdottir, I. E., Sigurvinsdottir, R., Asgeirsdottir, B. B., Allegrante, J. P., et Sigfusdottir, I. D. (2019). Active and Passive Social Media Use and Symptoms of Anxiety and Depressed Mood Among Icelandic Adolescents. *Cyberpsychology, behavior and social networking, 22(8)*, 535–542. https://doi.org/10.1089/cyber.2019.0079

Throuvala, M. A., Griffiths, M. D., Rennoldson, M., et al. (2021). The role of recreational online activities in school-based screen time sedentary behaviour interventions for adolescents: A systematic and critical literature review. *International Journal of Mental Health and Addiction, 19*, 1065–1115. https://doi.org/10.1007/s11469-019-00213-y

Tibbs, M., Deschênes, S., van der Velden, P., et Fitzgerald, A. (2025). An Investigation of the Longitudinal Bidirectional Associations Between Interactive Versus Passive Social Media Behaviors and Youth Internalizing Difficulties. A Within-Person Approach. *Journal of youth and adolescence, 54(4)*, 849–862. https://doi.org/10.1007/s10964-024-02093-5

Twenge, J. M., et Campbell, W. K. (2018). Associations between screen time and lower psychological well-being among children and adolescents: Evidence from a population-based study. *Preventive Medicine Reports, 12*, 271–283. https://doi.org/10.1016/j.pmedr.2018.10.003

Twenge, J. M., Martin, G. N., et Campbell, W. K. (2018). Decreases in psychological well-being among American adolescents after 2012 and links to screen time during the rise of smartphone technology. *Emotion, 18*(6), 765–780. https://doi.org/10.1037/emo0000403

Twenge, J. M., et Martin, G. N. (2020). Gender differences in associations between digital media use and psychological well-being: Evidence from three large datasets. *Journal of adolescence, 79*, 91–102. https://doi.org/10.1016/j.adolescence.2019.12.018

Ullah, A., et Anwar, S. (2020). The Effective Use of Information Technology and Interactive Activities to Improve Learner Engagement. *Education Sciences, 10(12)*, 349. https://doi.org/10.3390/educsci10120349

Valkenburg, P. M. et Peter, J. (2013). The differential susceptibility to media effects model. *J. Commun. 63*, 221–243. https://doi.org/10.1111/jcom.12024

Valkenburg, P. M., van Driel, I. I., et Beyens, I. (2022). The associations of active and passive social media use with well-being: A critical scoping review. *New Media & Society, 24(2)*, 530–549. https://doi.org/10.1177/14614448211065425

Verduyn, P., Ybarra, O., Résibois, M., Jonides, J. et Kross, E. (2017), Do Social Network Sites Enhance or Undermine Subjective Well-Being? A Critical Review. *Social Issues and Policy Review, 11*, 274-302. https://doi.org/10.1111/sipr.12033

Visier-Alfonso, M. E., López-Gil, J. F., Mesas, A. E., Jiménez-López, E., Cekrezi, S., et Martínez-Vizcaíno, V. (2024). Does socioeconomic status moderate the association between screen time, mobile phone use, social networks, messaging applications, and mental health among adolescents? *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 27*(11), 824–834. https://doi.org/10.1089/cyber.2024.0064

Wu, J., Xie, M., Lai, Y., Mao, Y., et Harmat, L. (2021). Flow as a key predictor of subjective well-being among Chinese university students: A chain mediating model. *Frontiers in Psychology, 12*, 743906. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.743906

Yau, J. C., et Reich, S. M. (2019). "It's Just a Lot of Work": Adolescents' Self-Presentation Norms and Practices on Facebook and Instagram. *Journal of research on adolescence : the official journal of the Society for Research on Adolescence, 29(1)*, 196–209. https://doi.org/10.1111/jora.12376

Yi, H., Tian, L. et Huebner, E.S. (2020). Mastery goal orientations and subjective well-being in school among elementary school students: The mediating role of school engagement. *Eur J Psychol Educ 35*, 429–450. https://doi.org/10.1007/s10212-019-00431-x

Zablotsky, B., Ng, A. E., Black, L. I., Haile, G., Bose, J., Jones, J. R., et al. (2025). Associations between screen time use and health outcomes among US teenagers. *Preventing Chronic Disease, 22*, 240537. https://doi.org/10.5888/pcd22.240537

Zumbo, B. D., Gadermann, A. M., et Zeisser, C. (2007). Ordinal version of coefficients alpha and theta for Likert rating scales. *Journal of Modern Applied Statistical Methods, 6(1)*, 21-29. https://doi.org/10.22237/jmasm/1177992180

10. Annexes

Dictionnaire des variables

Le dictionnaire des variables présenté ci-dessous reprend majoritairement les définitions issues du *codebook* officiel de l'enquête PISA 2022, publié par l'OCDE. Les formulations originales ont été conservées telles quelles. Les variables construites pour les besoins des analyses ont été clairement identifiées (colonne « source »).

Nom	Var label	Type	Min-max	Valeur	Label	Source
indice_mal_etre_rec	Score global du mal-être psychologique	NUM	0-100	-	-	Variable construite à partir de WB154Q04HA à WB154Q09HA
WB154Q04HA	*In the past six months, how often have you had the following: Feeling depressed*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	
				2	*About every month*	
				3	*About every week*	
				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	
WB154Q05HA	*In the past six months, how often have you had the following: Irritability or bad temper*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	

				2	*About every month*	
				3	*About every week*	
				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	
WB154Q06HA	*In the past six months, how often have you had the following: Feeling nervous*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	
				2	*About every month*	
				3	*About every week*	
				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	
WB154Q07HA	*In the past six months, how often have you had the following: Difficulties in getting to sleep*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	
				2	*About every month*	
				3	*About every week*	

				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	
WB154Q08HA	*In the past six months, how often have you had the following: Feeling dizzy*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	
				2	*About every month*	
				3	*About every week*	
				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	
WB154Q09HA	*In the past six months, how often have you had the following: Feeling anxious*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Rarely or never*	
				2	*About every month*	
				3	*About every week*	
				4	*More than once a week*	
				5	*About every day*	

indice_recreatif_rec	Score global d'usage numérique récréatif	NUM	0-100	-	-	Variable construite à partir de ST326Q04JA à ST326Q06JA
indice_scolaire_rec	Score global d'usage numérique scolaire	NUM	0-100	-	-	Variable construite à partir de ST326Q01JA à ST326Q03JA
ST326Q01JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities at school*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

					up to 6 hours	
				8	*More than 6 hours and up to 7 hours*	
				9	*More than 7 hours*	
ST326Q02JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities before and after school*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

					up to 6 hours	
				8	*More than 6 hours and up to 7 hours*	
				9	*More than 7 hours*	
ST326Q03JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For learning activities on weekends*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

					up to 6 hours	
				8	*More than 6 hours and up to 7 hours*	
				9	*More than 7 hours*	
ST326Q04JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure at school*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

					up to 6 hours	
				8	*More than 6 hours and up to 7 hours*	
				9	*More than 7 hours*	
ST326Q05JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure before and after school*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

					up to 6 hours	
				8	*More than 6 hours and up to 7 hours*	
				9	*More than 7 hours*	
ST326Q06JA	*This school year, how many hours/day use [digital resources] for: For leisure on weekends*	NUM	1.0-9.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*Up to 1 hour*	
				3	*More than 1 hour and up to 2 hours*	
				4	*More than 2 hours and up to 3 hours*	
				5	*More than 3 hours and up to 4 hours*	
				6	*More than 4 hours and up to 5 hours*	
				7	*More than 5 hours and*	

				up to 6 hours
			8	*More than 6 hours and up to 7 hours*
			9	*More than 7 hours*
ST326Q04JA_recF	Variable ST326Q04JA recodée et transformée en facteur	FACTOR		Variable construite à partir de ST326Q04JA
			-	Jamais
			-	≤2h
			-	>2 à ≤5h
			-	>5h
ST326Q05JA_recF	Variable ST326Q05JA recodée et transformée en facteur	FACTOR		Variable construite à partir de ST326Q05JA
			-	Jamais
			-	≤2h
			-	>2 à ≤5h
			-	>5h
ST326Q06JA_recF	Variable ST326Q06JA recodée et transformée en facteur	FACTOR		Variable construite à partir de ST326Q06JA
			-	Jamais
			-	≤2h
			-	>2 à ≤5h
			-	>5h

ST004D01T	*Student (Standardized) Gender*	NUM	1.0-2.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*Female*	
				2	*Male*	
AGE	*Students' age*	NUM	15.17-16.42	-	-	*Codebook* PISA 2022
ESCS	*Index of economic, social and cultural status*	NUM	-6.84-7.38	-	-	*Codebook* PISA 2022
indice_dispo_rec	Score global de disponibilité en matériel numérique	NUM	0-100	-	-	Variable construite à partir de ST254Q01JA à ST254Q06JA
ST254Q01JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: Televisions*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	
				4	*More than 5*	
				5	*I don't know*	
ST254Q02JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: Desktop computers*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	
				4	*More than 5*	

				5	*I don't know*	
ST254Q03JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: Laptop computers or notebooks*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	
				4	*More than 5*	
				5	*I don't know*	
ST254Q04JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: Tablets (e.g. [iPad®], [BlackBerry® Playbook™])*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	
				4	*More than 5*	
				5	*I don't know*	
ST254Q05JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: E-book readers (e.g. [Kindle™], [Kobo], [Bookeen])*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	

				4	*More than 5*	
				5	*I don't know*	
ST254Q06JA	*How many of the following [digital devices] are in your [home]: [Cell phones] with Internet access (i.e. smartphones)*	NUM	1.0-5.0			*Codebook* PISA 2022
				1	*None*	
				2	*1 or 2*	
				3	*3 – 5*	
				4	*More than 5*	
				5	*I don't know*	

Code R

Packages

```
library(dplyr)

library(FactoMineR)

library(survey)

library(psych)

library(polycor)

library(GPArotation)

library(lavaan)

library(car)

library(broom)

library(ggplot2)

library(purrr)
```

Nettoyage des données

```
#####Sélection des variables du dataset#####


CY08MSP_STU_QQQ_1 <- CY08MSP_STU_QQQ %>%

  select(CNT, ST004D01T, AGE, ESCS, WB154Q04HA, WB154Q05HA,
WB154Q06HA, WB154Q07HA,

         WB154Q08HA, WB154Q09HA, ST326Q01JA, ST326Q02JA, ST326Q03JA,
ST326Q04JA,

         ST326Q05JA, ST326Q06JA, ST254Q01JA, ST254Q02JA, ST254Q03JA,
ST254Q04JA,

         ST254Q05JA, ST254Q06JA,  W_FSTUWT, W_FSTURWT1, W_FSTURWT2,
W_FSTURWT3,

         W_FSTURWT4, W_FSTURWT5, W_FSTURWT6, W_FSTURWT7, W_FSTURWT8,
W_FSTURWT9,

         W_FSTURWT10, W_FSTURWT11, W_FSTURWT12, W_FSTURWT13,
W_FSTURWT14, W_FSTURWT15,

         W_FSTURWT16, W_FSTURWT17, W_FSTURWT18, W_FSTURWT19,
W_FSTURWT20, W_FSTURWT21,
```

```
         W_FSTURWT22, W_FSTURWT23, W_FSTURWT24, W_FSTURWT25,
W_FSTURWT26, W_FSTURWT27,

         W_FSTURWT28, W_FSTURWT29, W_FSTURWT30, W_FSTURWT31,
W_FSTURWT32, W_FSTURWT33,

         W_FSTURWT34, W_FSTURWT35, W_FSTURWT36, W_FSTURWT37,
W_FSTURWT38, W_FSTURWT39,

         W_FSTURWT40, W_FSTURWT41, W_FSTURWT42, W_FSTURWT43,
W_FSTURWT44, W_FSTURWT45,

         W_FSTURWT46, W_FSTURWT47, W_FSTURWT48, W_FSTURWT49,
W_FSTURWT50, W_FSTURWT51,

         W_FSTURWT52, W_FSTURWT53, W_FSTURWT54, W_FSTURWT55,
W_FSTURWT56, W_FSTURWT57,

         W_FSTURWT58, W_FSTURWT59, W_FSTURWT60, W_FSTURWT61,
W_FSTURWT62, W_FSTURWT63,

         W_FSTURWT64, W_FSTURWT65, W_FSTURWT66, W_FSTURWT67,
W_FSTURWT68, W_FSTURWT69,

         W_FSTURWT70, W_FSTURWT71, W_FSTURWT72, W_FSTURWT73,
W_FSTURWT74, W_FSTURWT75,

         W_FSTURWT76, W_FSTURWT77, W_FSTURWT78, W_FSTURWT79,
W_FSTURWT80)



#####Recodage des valeurs manquantes######


#Variables catégorielles ST254Q01JA, ST254Q02JA, ST254Q03JA,
ST254Q04JA, ST254Q05JA et ST254Q06JA : recoder en NA la valeur 5 =
"i don't know"


CY08MSP_STU_QQQ_1 <- CY08MSP_STU_QQQ_1 %>%

  mutate(across(c(ST254Q01JA, ST254Q02JA, ST254Q03JA,

                  ST254Q04JA, ST254Q05JA, ST254Q06JA),

                ~ na_if(., 5)))
```

```
####Transformation de la variable ST004D01T en facteur####


CY08MSP_STU_QQQ_1$ST004D01T_F <- factor(CY08MSP_STU_QQQ_1$ST004D01T,
                                        levels = c(1,2), labels =
c("Femme","Homme"))



#####Recodage les variables pour analyses exploratoires et le modèle
H1.2#####


#Recoder les variables catégorielles ST326Q04JA, ST326Q05JA et
ST326Q06JA en ST326Q04JA_rec, ST326Q05JA_rec et ST326Q06JA_rec, avec
pour valeurs 1 = 1 ; 2 et 3 = 2 ; 4, 5 et 6 = 3 ; 7, 8 et 9 = 4


CY08MSP_STU_QQQ_1 <- CY08MSP_STU_QQQ_1 %>%
  mutate(
    ST326Q04JA_rec = case_when(
      ST326Q04JA == 1 ~ 1,
      ST326Q04JA %in% c(2,3) ~ 2,
      ST326Q04JA %in% c(4,5,6) ~ 3,
      ST326Q04JA %in% c(7,8,9) ~ 4,
      TRUE ~ NA_real_
    ),


    ST326Q05JA_rec = case_when(
      ST326Q05JA == 1 ~ 1,
      ST326Q05JA %in% c(2,3) ~ 2,
      ST326Q05JA %in% c(4,5,6) ~ 3,
      ST326Q05JA %in% c(7,8,9) ~ 4,
      TRUE ~ NA_real_
    ),


    ST326Q06JA_rec = case_when(
      ST326Q06JA == 1 ~ 1,
```

```
      ST326Q06JA %in% c(2,3) ~ 2,
      ST326Q06JA %in% c(4,5,6) ~ 3,
      ST326Q06JA %in% c(7,8,9) ~ 4,
      TRUE ~ NA_real_
    )
  )

#Transformation en facteurs de ST326Q04JA_rec, ST326Q05JA_rec et
ST326Q06JA_rec
CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q04JA_recF <- factor(
  CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q04JA_rec,
  levels = c(1,2,3,4),
  labels = c("Jamais", "≤2h", ">2 à ≤5h", ">5h")
)

CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q05JA_recF <- factor(
  CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q05JA_rec,
  levels = c(1,2,3,4),
  labels = c("Jamais", "≤2h", ">2 à ≤5h", ">5h")
)

CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q06JA_recF <- factor(
  CY08MSP_STU_QQQ_1$ST326Q06JA_rec,
  levels = c(1,2,3,4),
  labels = c("Jamais", "≤2h", ">2 à ≤5h", ">5h")
)



#####Construction des sous-échantillons par pays#####

#Espagne

Espagne <- subset(CY08MSP_STU_QQQ_1, CNT == "ESP")
```

```
#Hongrie

Hongrie <- subset(CY08MSP_STU_QQQ_1, CNT == "HUN")

#Irlande

Irlande <- subset(CY08MSP_STU_QQQ_1, CNT == "IRL")

#Pays-Bas

PaysBas <- subset(CY08MSP_STU_QQQ_1, CNT == "NLD")

#Slovénie

Slovenie <- subset(CY08MSP_STU_QQQ_1, CNT == "SVN")



####Construction des indices de mal-être pour chaque pays à l'aide
d'une AFCM####

###Indice de mal-être pour l'Espagne###

#Sélection des items

items_mal_etre_ESP <- Espagne[, c("WB154Q04HA",
                                  "WB154Q05HA",
                                  "WB154Q06HA",
                                  "WB154Q07HA",
                                  "WB154Q08HA",
                                  "WB154Q09HA")]
```

```
#Transformation des variables en facteurs

items_mal_etre_ESP[] <- lapply(items_mal_etre_ESP, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_mal_etre_ESP_complet <- na.omit(items_mal_etre_ESP)

#Calcul de l'AFCM

afcm_mal_etre_ESP <- MCA(items_mal_etre_ESP_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_mal_etre_ESP <- afcm_mal_etre_ESP$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Espagne$indice_mal_etre <- NA

Espagne$indice_mal_etre[complete.cases(items_mal_etre_ESP)] <-
scores_mal_etre_ESP

###Indice de mal-être pour la Hongrie###

#Sélection des items

items_mal_etre_HUN <- Hongrie[, c("WB154Q04HA",
                                  "WB154Q05HA",
                                  "WB154Q06HA",
                                  "WB154Q07HA",
                                  "WB154Q08HA",
                                  "WB154Q09HA")]
```

```
#Transformation des variables en facteurs

items_mal_etre_HUN[] <- lapply(items_mal_etre_HUN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_mal_etre_HUN_complet <- na.omit(items_mal_etre_HUN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_mal_etre_HUN <- MCA(items_mal_etre_HUN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_mal_etre_HUN <- afcm_mal_etre_HUN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Hongrie$indice_mal_etre <- NA

Hongrie$indice_mal_etre[complete.cases(items_mal_etre_HUN)] <-
scores_mal_etre_HUN

###Indice de mal-être pour l'Irlande###

#Sélection des items

items_mal_etre_IRL <- Irlande[, c("WB154Q04HA",
                                  "WB154Q05HA",
                                  "WB154Q06HA",
                                  "WB154Q07HA",
                                  "WB154Q08HA",
                                  "WB154Q09HA")]
```

```
#Transformation des variables en facteurs

items_mal_etre_IRL[] <- lapply(items_mal_etre_IRL, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_mal_etre_IRL_complet <- na.omit(items_mal_etre_IRL)

#Calcul de l'AFCM

afcm_mal_etre_IRL <- MCA(items_mal_etre_IRL_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_mal_etre_IRL <- afcm_mal_etre_IRL$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Irlande$indice_mal_etre <- NA

Irlande$indice_mal_etre[complete.cases(items_mal_etre_IRL)] <-
scores_mal_etre_IRL

###Indice de mal-être pour les Pays-Bas###

#Sélection des items

items_mal_etre_NLD <- PaysBas[, c("WB154Q04HA",
                                  "WB154Q05HA",
                                  "WB154Q06HA",
                                  "WB154Q07HA",
                                  "WB154Q08HA",
                                  "WB154Q09HA")]
```

```
#Transformation des variables en facteurs

items_mal_etre_NLD[] <- lapply(items_mal_etre_NLD, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_mal_etre_NLD_complet <- na.omit(items_mal_etre_NLD)

#Calcul de l'AFCM

afcm_mal_etre_NLD <- MCA(items_mal_etre_NLD_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_mal_etre_NLD <- afcm_mal_etre_NLD$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

PaysBas$indice_mal_etre <- NA

PaysBas$indice_mal_etre[complete.cases(items_mal_etre_NLD)] <-
scores_mal_etre_NLD

###Indice de mal-être pour la Slovénie###

#Sélection des items

items_mal_etre_SVN <- Slovenie[, c("WB154Q04HA",
                                   "WB154Q05HA",
                                   "WB154Q06HA",
                                   "WB154Q07HA",
                                   "WB154Q08HA",
                                   "WB154Q09HA")]
```

```
#Transformation des variables en facteurs

items_mal_etre_SVN[] <- lapply(items_mal_etre_SVN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_mal_etre_SVN_complet <- na.omit(items_mal_etre_SVN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_mal_etre_SVN <- MCA(items_mal_etre_SVN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_mal_etre_SVN <- afcm_mal_etre_SVN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Slovenie$indice_mal_etre <- NA

Slovenie$indice_mal_etre[complete.cases(items_mal_etre_SVN)] <-
scores_mal_etre_SVN



####Construction des indices d'usage numérique récréatif pour chaque
pays à l’aide d’une AFCM####
```

```
###Indice d'usage numérique récréatif pour l'Espagne###

#Sélection des items

items_recreatif_ESP <- Espagne[, c("ST326Q04JA",
                                   "ST326Q05JA",
                                   "ST326Q06JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_recreatif_ESP[] <- lapply(items_recreatif_ESP, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_recreatif_ESP_complet <- na.omit(items_recreatif_ESP)

#Calcul de l'AFCM

afcm_recreatif_ESP <- MCA(items_recreatif_ESP_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                          quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_recreatif_ESP <- afcm_recreatif_ESP$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Espagne$indice_recreatif <- NA

Espagne$indice_recreatif[complete.cases(items_recreatif_ESP)] <-
scores_recreatif_ESP
```

```
###Indice d'usage numérique récréatif pour la Hongrie###

#Sélection des items

items_recreatif_HUN <- Hongrie[, c("ST326Q04JA",
                                   "ST326Q05JA",
                                   "ST326Q06JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_recreatif_HUN[] <- lapply(items_recreatif_HUN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_recreatif_HUN_complet <- na.omit(items_recreatif_HUN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_recreatif_HUN <- MCA(items_recreatif_HUN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                          quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_recreatif_HUN <- afcm_recreatif_HUN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Hongrie$indice_recreatif <- NA

Hongrie$indice_recreatif[complete.cases(items_recreatif_HUN)] <-
scores_recreatif_HUN
```

```
###Indice d'usage numérique récréatif pour l'Irlande###

#Sélection des items

items_recreatif_IRL <- Irlande[, c("ST326Q04JA",
                                   "ST326Q05JA",
                                   "ST326Q06JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_recreatif_IRL[] <- lapply(items_recreatif_IRL, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_recreatif_IRL_complet <- na.omit(items_recreatif_IRL)

#Calcul de l'AFCM

afcm_recreatif_IRL <- MCA(items_recreatif_IRL_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                          quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_recreatif_IRL <- afcm_recreatif_IRL$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Irlande$indice_recreatif <- NA

Irlande$indice_recreatif[complete.cases(items_recreatif_IRL)] <-
scores_recreatif_IRL
```

```
###Indice d'usage numérique récréatif pour les Pays-Bas###

#Sélection des items

items_recreatif_NLD <- PaysBas[, c("ST326Q04JA",
                                   "ST326Q05JA",
                                   "ST326Q06JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_recreatif_NLD[] <- lapply(items_recreatif_NLD, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_recreatif_NLD_complet <- na.omit(items_recreatif_NLD)

#Calcul de l'AFCM

afcm_recreatif_NLD <- MCA(items_recreatif_NLD_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                          quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_recreatif_NLD <- afcm_recreatif_NLD$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

PaysBas$indice_recreatif <- NA

PaysBas$indice_recreatif[complete.cases(items_recreatif_NLD)] <-
scores_recreatif_NLD
```

```
###Indice d'usage numérique récréatif pour la Slovénie###

#Sélection des items

items_recreatif_SVN <- Slovenie[, c("ST326Q04JA",
                                    "ST326Q05JA",
                                    "ST326Q06JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_recreatif_SVN[] <- lapply(items_recreatif_SVN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_recreatif_SVN_complet <- na.omit(items_recreatif_SVN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_recreatif_SVN <- MCA(items_recreatif_SVN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                          quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_recreatif_SVN <- afcm_recreatif_SVN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Slovenie$indice_recreatif <- NA

Slovenie$indice_recreatif[complete.cases(items_recreatif_SVN)] <-
scores_recreatif_SVN
```

```
####Construction des indices d'usage numérique scolaire avec
AFCM####


###Indice d'usage numérique scolaire pour l'Espagne###


#Sélection des items


items_scolaire_ESP <- Espagne[, c("ST326Q01JA",
                                  "ST326Q02JA",
                                  "ST326Q03JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_scolaire_ESP[] <- lapply(items_scolaire_ESP, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_scolaire_ESP_complet <- na.omit(items_scolaire_ESP)


#Calcul de l'AFCM


afcm_scolaire_ESP <- MCA(items_scolaire_ESP_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_scolaire_ESP <- afcm_scolaire_ESP$ind$coord[,1]


#Ajout des scores au dataset


Espagne$indice_scolaire <- NA

Espagne$indice_scolaire[complete.cases(items_scolaire_ESP)] <-
scores_scolaire_ESP
```

```
###Indice d'usage numérique scolaire pour la Hongrie###

#Sélection des items

items_scolaire_HUN <- Hongrie[, c("ST326Q01JA",
                                  "ST326Q02JA",
                                  "ST326Q03JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_scolaire_HUN[] <- lapply(items_scolaire_HUN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_scolaire_HUN_complet <- na.omit(items_scolaire_HUN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_scolaire_HUN <- MCA(items_scolaire_HUN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_scolaire_HUN <- afcm_scolaire_HUN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Hongrie$indice_scolaire <- NA

Hongrie$indice_scolaire[complete.cases(items_scolaire_HUN)] <-
scores_scolaire_HUN
```

```
###Indice d'usage numérique scolaire pour l'Irlande###

#Sélection des items

items_scolaire_IRL <- Irlande[, c("ST326Q01JA",
                                  "ST326Q02JA",
                                  "ST326Q03JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_scolaire_IRL[] <- lapply(items_scolaire_IRL, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_scolaire_IRL_complet <- na.omit(items_scolaire_IRL)

#Calcul de l'AFCM

afcm_scolaire_IRL <- MCA(items_scolaire_IRL_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_scolaire_IRL <- afcm_scolaire_IRL$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Irlande$indice_scolaire <- NA

Irlande$indice_scolaire[complete.cases(items_scolaire_IRL)] <-
scores_scolaire_IRL
```

```
###Indice d'usage numérique scolaire pour les Pays-Bas###

#Sélection des items

items_scolaire_NLD <- PaysBas[, c("ST326Q01JA",
                                  "ST326Q02JA",
                                  "ST326Q03JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_scolaire_NLD[] <- lapply(items_scolaire_NLD, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_scolaire_NLD_complet <- na.omit(items_scolaire_NLD)

#Calcul de l'AFCM

afcm_scolaire_NLD <- MCA(items_scolaire_NLD_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_scolaire_NLD <- afcm_scolaire_NLD$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

PaysBas$indice_scolaire <- NA

PaysBas$indice_scolaire[complete.cases(items_scolaire_NLD)] <-
scores_scolaire_NLD
```

```
###Indice d'usage numérique scolaire pour la Slovénie###

#Sélection des items

items_scolaire_SVN <- Slovenie[, c("ST326Q01JA",
                                   "ST326Q02JA",
                                   "ST326Q03JA")]

#Transformation des variables en facteurs

items_scolaire_SVN[] <- lapply(items_scolaire_SVN, as.factor)

#Suppression des individus ayant au moins un NA

items_scolaire_SVN_complet <- na.omit(items_scolaire_SVN)

#Calcul de l'AFCM

afcm_scolaire_SVN <- MCA(items_scolaire_SVN_complet, ncp = 5,
quanti.sup = NULL,
                         quali.sup = NULL, graph = TRUE)

#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu

scores_scolaire_SVN <- afcm_scolaire_SVN$ind$coord[,1]

#Ajout des scores au dataset

Slovenie$indice_scolaire <- NA

Slovenie$indice_scolaire[complete.cases(items_scolaire_SVN)] <-
scores_scolaire_SVN
```

```
####Construction de l'indice de disponibilité en outils numériques
pour chaque pays à l’aide d’une AFCM####


###Indice de disponibilité pour l'Espagne###


#Sélection des items


items_dispo_ESP <- Espagne[, c("ST254Q01JA",
                               "ST254Q02JA",
                               "ST254Q03JA",
                               "ST254Q04JA",
                               "ST254Q05JA",
                               "ST254Q06JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_dispo_ESP[] <- lapply(items_dispo_ESP, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_dispo_ESP_complet <- na.omit(items_dispo_ESP)


#Calcul de l'AFCM


afcm_dispo_ESP <- MCA(items_dispo_ESP_complet, ncp = 5, quanti.sup =
NULL,
                      quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_dispo_ESP <- afcm_dispo_ESP$ind$coord[,1]
```

```
#Ajout des scores au dataset


Espagne$indice_dispo <- NA

Espagne$indice_dispo[complete.cases(items_dispo_ESP)] <-
scores_dispo_ESP


###Indice de disponibilité pour la Hongrie###


#Sélection des items


items_dispo_HUN <- Hongrie[, c("ST254Q01JA",
                               "ST254Q02JA",
                               "ST254Q03JA",
                               "ST254Q04JA",
                               "ST254Q05JA",
                               "ST254Q06JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_dispo_HUN[] <- lapply(items_dispo_HUN, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_dispo_HUN_complet <- na.omit(items_dispo_HUN)


#Calcul de l'AFCM


afcm_dispo_HUN <- MCA(items_dispo_HUN_complet, ncp = 5, quanti.sup =
NULL,
                      quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_dispo_HUN <- afcm_dispo_HUN$ind$coord[,1]
```

```
#Ajout des scores au dataset


Hongrie$indice_dispo <- NA

Hongrie$indice_dispo[complete.cases(items_dispo_HUN)] <-
scores_dispo_HUN


###Indice de disponibilité pour l'Irlande###


#Sélection des items


items_dispo_IRL <- Irlande[, c("ST254Q01JA",
                               "ST254Q02JA",
                               "ST254Q03JA",
                               "ST254Q04JA",
                               "ST254Q05JA",
                               "ST254Q06JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_dispo_IRL[] <- lapply(items_dispo_IRL, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_dispo_IRL_complet <- na.omit(items_dispo_IRL)


#Calcul de l'AFCM


afcm_dispo_IRL <- MCA(items_dispo_IRL_complet, ncp = 5, quanti.sup =
NULL,
                      quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_dispo_IRL <- afcm_dispo_IRL$ind$coord[,1]
```

```
#Ajout des scores au dataset


Irlande$indice_dispo <- NA

Irlande$indice_dispo[complete.cases(items_dispo_IRL)] <-
scores_dispo_IRL


###Indice de disponibilité pour les Pays-Bas###


#Sélection des items


items_dispo_NLD <- PaysBas[, c("ST254Q01JA",
                               "ST254Q02JA",
                               "ST254Q03JA",
                               "ST254Q04JA",
                               "ST254Q05JA",
                               "ST254Q06JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_dispo_NLD[] <- lapply(items_dispo_NLD, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_dispo_NLD_complet <- na.omit(items_dispo_NLD)


#Calcul de l'AFCM


afcm_dispo_NLD <- MCA(items_dispo_NLD_complet, ncp = 5, quanti.sup =
NULL,
                      quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_dispo_NLD <- afcm_dispo_NLD$ind$coord[,1]
```

```
#Ajout des scores au dataset


PaysBas$indice_dispo <- NA

PaysBas$indice_dispo[complete.cases(items_dispo_NLD)] <-
scores_dispo_NLD


###Indice de disponibilité pour la Slovénie###


#Sélection des items


items_dispo_SVN <- Slovenie[, c("ST254Q01JA",
                                "ST254Q02JA",
                                "ST254Q03JA",
                                "ST254Q04JA",
                                "ST254Q05JA",
                                "ST254Q06JA")]


#Transformation des variables en facteurs


items_dispo_SVN[] <- lapply(items_dispo_SVN, as.factor)


#Suppression des individus ayant au moins un NA


items_dispo_SVN_complet <- na.omit(items_dispo_SVN)


#Calcul de l'AFCM


afcm_dispo_SVN <- MCA(items_dispo_SVN_complet, ncp = 5, quanti.sup =
NULL,
                      quali.sup = NULL, graph = TRUE)


#Attribution d'un score de mal-être pour chaque individu


scores_dispo_SVN <- afcm_dispo_SVN$ind$coord[,1]
```

```
#Ajout des scores au dataset


Slovenie$indice_dispo <- NA
Slovenie$indice_dispo[complete.cases(items_dispo_SVN)] <-
scores_dispo_SVN



####Transformation des indices en une échelle de 0 à 100#####


###Indices de mal-être###


#Espagne


min_score_ml_ESP <- min(Espagne$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
max_score_ml_ESP <- max(Espagne$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)


Espagne$indice_mal_etre_rec <-
  (Espagne$indice_mal_etre - min_score_ml_ESP) /
  (max_score_ml_ESP - min_score_ml_ESP) * 100


#Hongrie


min_score_ml_HUN <- min(Hongrie$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
max_score_ml_HUN <- max(Hongrie$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)


Hongrie$indice_mal_etre_rec <-
  (Hongrie$indice_mal_etre - min_score_ml_HUN) /
  (max_score_ml_HUN - min_score_ml_HUN) * 100


#Irlande


min_score_ml_IRL <- min(Irlande$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
max_score_ml_IRL <- max(Irlande$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
```

```
Irlande$indice_mal_etre_rec <-
  (Irlande$indice_mal_etre - min_score_ml_IRL) /
  (max_score_ml_IRL - min_score_ml_IRL) * 100

#Pays-Bas

min_score_ml_NDL <- min(PaysBas$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
max_score_ml_NDL <- max(PaysBas$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)

PaysBas$indice_mal_etre_rec <-
  (PaysBas$indice_mal_etre - min_score_ml_NDL) /
  (max_score_ml_NDL - min_score_ml_NDL) * 100

#Slovénie

min_score_ml_SVN <- min(Slovenie$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)
max_score_ml_SVN <- max(Slovenie$indice_mal_etre, na.rm = TRUE)

Slovenie$indice_mal_etre_rec <-
  (Slovenie$indice_mal_etre - min_score_ml_SVN) /
  (max_score_ml_SVN - min_score_ml_SVN) * 100

###Indices d'usage récréatif###

#Espagne

min_score_recre_ESP <- min(Espagne$indice_recreatif, na.rm = TRUE)
max_score_recre_ESP <- max(Espagne$indice_recreatif, na.rm = TRUE)

Espagne$indice_recreatif_rec <-
  (Espagne$indice_recreatif - min_score_recre_ESP) /
  (max_score_recre_ESP - min_score_recre_ESP) * 100
```

```
#Hongrie

min_score_recre_HUN <- min(Hongrie$indice_recreatif, na.rm = TRUE)
max_score_recre_HUN <- max(Hongrie$indice_recreatif, na.rm = TRUE)

Hongrie$indice_recreatif_rec <-
  (Hongrie$indice_recreatif - min_score_recre_HUN) /
  (max_score_recre_HUN - min_score_recre_HUN) * 100

#Irlande

min_score_recre_IRL <- min(Irlande$indice_recreatif, na.rm = TRUE)
max_score_recre_IRL <- max(Irlande$indice_recreatif, na.rm = TRUE)

Irlande$indice_recreatif_rec <-
  (Irlande$indice_recreatif - min_score_recre_IRL) /
  (max_score_recre_IRL - min_score_recre_IRL) * 100

#Pays-Bas

min_score_recre_NDL <- min(PaysBas$indice_recreatif, na.rm = TRUE)
max_score_recre_NDL <- max(PaysBas$indice_recreatif, na.rm = TRUE)

PaysBas$indice_recreatif_rec <-
  (PaysBas$indice_recreatif - min_score_recre_NDL) /
  (max_score_recre_NDL - min_score_recre_NDL) * 100

#Slovénie

min_score_recre_SVN <- min(Slovenie$indice_recreatif, na.rm = TRUE)
max_score_recre_SVN <- max(Slovenie$indice_recreatif, na.rm = TRUE)

Slovenie$indice_recreatif_rec <-
```

```
  (Slovenie$indice_recreatif - min_score_recre_SVN) /
  (max_score_recre_SVN - min_score_recre_SVN) * 100

###Indices d'usage scolaire###

#Espagne

min_score_scol_ESP <- min(Espagne$indice_scolaire, na.rm = TRUE)
max_score_scol_ESP <- max(Espagne$indice_scolaire, na.rm = TRUE)

Espagne$indice_scolaire_rec <-
  (Espagne$indice_scolaire - min_score_scol_ESP) /
  (max_score_scol_ESP - min_score_scol_ESP) * 100

#Hongrie

min_score_scol_HUN <- min(Hongrie$indice_scolaire, na.rm = TRUE)
max_score_scol_HUN <- max(Hongrie$indice_scolaire, na.rm = TRUE)

Hongrie$indice_scolaire_rec <-
  (Hongrie$indice_scolaire - min_score_scol_HUN) /
  (max_score_scol_HUN - min_score_scol_HUN) * 100

#Irlande

min_score_scol_IRL <- min(Irlande$indice_scolaire, na.rm = TRUE)
max_score_scol_IRL <- max(Irlande$indice_scolaire, na.rm = TRUE)

Irlande$indice_scolaire_rec <-
  (Irlande$indice_scolaire - min_score_scol_IRL) /
  (max_score_scol_IRL - min_score_scol_IRL) * 100
```

```
#Pays-Bas

min_score_scol_NDL <- min(PaysBas$indice_scolaire, na.rm = TRUE)
max_score_scol_NDL <- max(PaysBas$indice_scolaire, na.rm = TRUE)

PaysBas$indice_scolaire_rec <-
  (PaysBas$indice_scolaire - min_score_scol_NDL) /
  (max_score_scol_NDL - min_score_scol_NDL) * 100

#Slovénie

min_score_scol_SVN <- min(Slovenie$indice_scolaire, na.rm = TRUE)
max_score_scol_SVN <- max(Slovenie$indice_scolaire, na.rm = TRUE)

Slovenie$indice_scolaire_rec <-
  (Slovenie$indice_scolaire - min_score_scol_SVN) /
  (max_score_scol_SVN - min_score_scol_SVN) * 100

###Indice de disponibilié###

#Espagne

min_score_dispo_ESP <- min(Espagne$indice_dispo, na.rm = TRUE)
max_score_dispo_ESP <- max(Espagne$indice_dispo, na.rm = TRUE)

Espagne$indice_dispo_rec <-
  (Espagne$indice_dispo - min_score_dispo_ESP) /
  (max_score_dispo_ESP - min_score_dispo_ESP) * 100

#Hongrie

min_score_dispo_HUN <- min(Hongrie$indice_dispo, na.rm = TRUE)
max_score_dispo_HUN <- max(Hongrie$indice_dispo, na.rm = TRUE)
```

```
Hongrie$indice_dispo_rec <-
  (Hongrie$indice_dispo - min_score_dispo_HUN) /
  (max_score_dispo_HUN - min_score_dispo_HUN) * 100

#Irlande

min_score_dispo_IRL <- min(Irlande$indice_dispo, na.rm = TRUE)
max_score_dispo_IRL <- max(Irlande$indice_dispo, na.rm = TRUE)

Irlande$indice_dispo_rec <-
  (Irlande$indice_dispo - min_score_dispo_IRL) /
  (max_score_dispo_IRL - min_score_dispo_IRL) * 100

#Pays-Bas

min_score_dispo_NDL <- min(PaysBas$indice_dispo, na.rm = TRUE)
max_score_dispo_NDL <- max(PaysBas$indice_dispo, na.rm = TRUE)

PaysBas$indice_dispo_rec <-
  (PaysBas$indice_dispo - min_score_dispo_NDL) /
  (max_score_dispo_NDL - min_score_dispo_NDL) * 100

#Slovénie

min_score_dispo_SVN <- min(Slovenie$indice_dispo, na.rm = TRUE)
max_score_dispo_SVN <- max(Slovenie$indice_dispo, na.rm = TRUE)

Slovenie$indice_dispo_rec <-
  (Slovenie$indice_dispo - min_score_dispo_SVN) /
  (max_score_dispo_SVN - min_score_dispo_SVN) * 100
```

```
####Création d'un design pondéré pour chaque sous-échantillon
national####


#Espagne


Espagne$constante <- 1


design_ESP <- svrepdesign(
  weights = ~W_FSTUWT,
  repweights = Espagne[, paste0("W_FSTURWT", 1:80)],
  type = "Fay",
  rho = 0.5,
  data = Espagne,
  combined.weights = TRUE
)


#Hongrie


Hongrie$constante <- 1


design_HUN <- svrepdesign(
  weights = ~W_FSTUWT,
  repweights = Hongrie[, paste0("W_FSTURWT", 1:80)],
  type = "Fay",
  rho = 0.5,
  data = Hongrie,
  combined.weights = TRUE
)
```

```
#Irlande

Irlande$constante <- 1

design_IRL <- svrepdesign(
  weights = ~W_FSTUWT,
  repweights = Irlande[, paste0("W_FSTURWT", 1:80)],
  type = "Fay",
  rho = 0.5,
  data = Irlande,
  combined.weights = TRUE
)

#Pays-Bas

PaysBas$constante <- 1

design_NLD <- svrepdesign(
  weights = ~W_FSTUWT,
  repweights = PaysBas[, paste0("W_FSTURWT", 1:80)],
  type = "Fay",
  rho = 0.5,
  data = PaysBas,
  combined.weights = TRUE
)

#Slovénie

Slovenie$constante <- 1

design_SVN <- svrepdesign(
  weights = ~W_FSTUWT,
  repweights = Slovenie[, paste0("W_FSTURWT", 1:80)],
```

```
  type = "Fay",
  rho = 0.5,
  data = Slovenie,
  combined.weights = TRUE
)
```

Analyses descriptives et exploratoires

```
####N pondéré par pays####

#Espagne

svytotal(~constante, design_ESP)

#Hongrie

svytotal(~constante, design_HUN)

#Irlande

svytotal(~constante, design_IRL)

#Pays-Bas

svytotal(~constante, design_NLD)

#Slovénie

svytotal(~constante, design_SVN)
```

```
####Distributions et proportions pondérées du genre####

#Espagne

svymean(~ST004D01T_F, design_ESP)

svytable(~ST004D01T_F, design_ESP)

#Hongrie

svymean(~ST004D01T_F, design_HUN)

svytable(~ST004D01T_F, design_HUN)

#Irlande

svymean(~ST004D01T_F, design_IRL)

svytable(~ST004D01T_F, design_IRL)

#Pays-Bas

svymean(~ST004D01T_F, design_NLD)

svytable(~ST004D01T_F, design_NLD)

#Slovénie

svymean(~ST004D01T_F, design_SVN)

svytable(~ST004D01T_F, design_SVN)
```

```
####Âge moyen pondéré et écart-type####

#Espagne

svymean(~AGE, design_ESP)

svyvar(~AGE, design_ESP)
sqrt(svyvar(~AGE, design_ESP))

#Hongrie

svymean(~AGE, design_HUN)

svyvar(~AGE, design_HUN)
sqrt(svyvar(~AGE, design_HUN))

#Irlande

svymean(~AGE, design_IRL)

svyvar(~AGE, design_IRL)
sqrt(svyvar(~AGE, design_IRL))

#Pays-Bas

svymean(~AGE, design_NLD)

svyvar(~AGE, design_NLD)
sqrt(svyvar(~AGE, design_NLD))

#Slovénie

svymean(~AGE, design_SVN)
```

```
svyvar(~AGE, design_SVN)
sqrt(svyvar(~AGE, design_SVN))


####ESCS moyen pondéré + écart-type####

#Espagne

svymean(~ESCS, design_ESP, na.rm = TRUE)

svyvar(~ESCS, design_ESP, na.rm = TRUE)
sqrt(svyvar(~ESCS, design_ESP, na.rm = TRUE))

#Hongrie

svymean(~ESCS, design_HUN, na.rm = TRUE)

svyvar(~ESCS, design_HUN, na.rm = TRUE)
sqrt(svyvar(~ESCS, design_HUN, na.rm = TRUE))

#Irlande

svymean(~ESCS, design_IRL, na.rm = TRUE)

svyvar(~ESCS, design_IRL, na.rm = TRUE)
sqrt(svyvar(~ESCS, design_IRL, na.rm = TRUE))

#Pays-Bas

svymean(~ESCS, design_NLD, na.rm = TRUE)

svyvar(~ESCS, design_NLD, na.rm = TRUE)
```

```
sqrt(svyvar(~ESCS, design_NLD, na.rm = TRUE))

#Slovénie

svymean(~ESCS, design_SVN, na.rm = TRUE)

svyvar(~ESCS, design_SVN, na.rm = TRUE)
sqrt(svyvar(~ESCS, design_SVN, na.rm = TRUE))



####AFCM des indices de mal-être, usages et disponibilité####

###Indice de mal-être###

#Espagne

summary(afcm_mal_etre_ESP)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_mal_etre_ESP$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_mal_etre_ESP$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_mal_etre_ESP$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM mal-être
Espagne")
```

```
#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_mal_etre_ESP$var$contrib

#Hongrie

summary(afcm_mal_etre_HUN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_mal_etre_HUN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_mal_etre_HUN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_mal_etre_HUN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM mal-être
Hongrie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_mal_etre_HUN$var$contrib

#Irlande

summary(afcm_mal_etre_IRL)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_mal_etre_IRL$eig
```

```
#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_mal_etre_IRL$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_mal_etre_IRL$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM mal-être
Irlande")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_mal_etre_IRL$var$contrib

#Pays-Bas

summary(afcm_mal_etre_NLD)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_mal_etre_NLD$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_mal_etre_NLD$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_mal_etre_NLD$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM mal-être
Pays-Bas")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_mal_etre_NLD$var$contrib
```

```
#Slovénie

summary(afcm_mal_etre_SVN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_mal_etre_SVN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_mal_etre_SVN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_mal_etre_SVN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM mal-être
Slovénie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_mal_etre_SVN$var$contrib



###Indice d'usage numérique récréatif###

#Espagne

summary(afcm_recreatif_ESP)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_recreatif_ESP$eig
```

```
#Histogramme des valeurs propres


barplot(afcm_recreatif_ESP$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_recreatif_ESP$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
récréatif Espagne")


#Contributions des différentes modalités à la construction des axes


afcm_recreatif_ESP$var$contrib


#Hongrie


summary(afcm_recreatif_HUN)


#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée


afcm_recreatif_HUN$eig


#Histogramme des valeurs propres


barplot(afcm_recreatif_HUN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_recreatif_HUN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
récréatif Hongrie")


#Contributions des différentes modalités à la construction des axes


afcm_recreatif_HUN$var$contrib
```

```
#Irlande

summary(afcm_recreatif_IRL)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_recreatif_IRL$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_recreatif_IRL$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_recreatif_IRL$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
récréatif Irlande")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_recreatif_IRL$var$contrib

#Pays-Bas

summary(afcm_recreatif_NLD)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_recreatif_NLD$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_recreatif_NLD$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_recreatif_NLD$eig),
```

```
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
récréatif Pays-Bas")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_recreatif_NLD$var$contrib

#Slovénie

summary(afcm_recreatif_SVN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_recreatif_SVN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_recreatif_SVN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_recreatif_SVN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
récréatif Slovénie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_recreatif_SVN$var$contrib
```

```
###Indice d'usage numérique scolaire###

#Espagne

summary(afcm_scolaire_ESP)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_scolaire_ESP$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_scolaire_ESP$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_scolaire_ESP$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
scolaire Espagne")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_scolaire_ESP$var$contrib

#Hongrie

summary(afcm_scolaire_HUN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_scolaire_HUN$eig
```

```
#Histogramme des valeurs propres


barplot(afcm_scolaire_HUN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_scolaire_HUN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
scolaire Hongrie")


#Contributions des différentes modalités à la construction des axes


afcm_scolaire_HUN$var$contrib


#Irlande


summary(afcm_scolaire_IRL)


#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée


afcm_scolaire_IRL$eig


#Histogramme des valeurs propres


barplot(afcm_scolaire_IRL$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_scolaire_IRL$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
scolaire Irlande")


#Contributions des différentes modalités à la construction des axes


afcm_scolaire_IRL$var$contrib
```

```
#Pays-Bas

summary(afcm_scolaire_NLD)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_scolaire_NLD$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_scolaire_NLD$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_scolaire_NLD$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
scolaire Pays-Bas")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_scolaire_NLD$var$contrib

#Slovénie

summary(afcm_scolaire_SVN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_scolaire_SVN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_scolaire_SVN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_scolaire_SVN$eig),
```

```
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres - AFCM usage
scolaire Slovénie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_scolaire_SVN$var$contrib



###Indice de disponibilité numérique###

#Espagne

summary(afcm_dispo_ESP)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_dispo_ESP$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_dispo_ESP$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_dispo_ESP$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres -
        AFCM disponibilité numérique Espagne")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_dispo_ESP$var$contrib
```

```
#Hongrie

summary(afcm_dispo_HUN)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_dispo_HUN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_dispo_HUN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_dispo_HUN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres -
        AFCM disponibilité numérique Hongrie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_dispo_HUN$var$contrib

#Irlande

summary(afcm_dispo_IRL)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_dispo_IRL$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_dispo_IRL$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_dispo_IRL$eig),
```

```
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres -
        AFCM disponibilité numérique Irlande")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_dispo_IRL$var$contrib

#Pays-Bas

summary(afcm_dispo_NLD)

#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_dispo_NLD$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_dispo_NLD$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_dispo_NLD$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres -
        AFCM disponibilité numérique Pays-Bas")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_dispo_NLD$var$contrib

#Slovénie

summary(afcm_dispo_SVN)
```

```
#Valeurs propres et pourcentages de l'inertie expliquée

afcm_dispo_SVN$eig

#Histogramme des valeurs propres

barplot(afcm_dispo_SVN$eig[,2],
        names.arg = 1:nrow(afcm_dispo_SVN$eig),
        xlab = "Dimensions",
        ylab = "Pourcentage d'inertie",
        main = "Histogramme des valeurs propres -
        AFCM disponibilité numérique Slovénie")

#Contributions des différentes modalités à la construction des axes

afcm_dispo_SVN$var$contrib



####Validité de l'indice de mal-être####

#Espagne

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_mal_etre_ESP_complet[] <- lapply(items_mal_etre_ESP_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_ml_ESP <- psych::polychoric(items_mal_etre_ESP_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_ml_ESP, n.obs = nrow(Espagne), fm = "minres",
fa = "fa")
```

```
#AFE (1 facteur)
AFE_ml_ESP <- fa(poly_mat_ml_ESP,
                 nfactors = 1,
                 n.obs = nrow(Espagne),
                 fm = "minres",
                 rotate = "none")

print(AFE_ml_ESP, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_ml_ESP <- psych::alpha(poly_mat_ml_ESP, n.obs = nrow(Espagne))
alpha_ml_ESP$total

#Hongrie

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés
items_mal_etre_HUN_complet[] <- lapply(items_mal_etre_HUN_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique
poly_mat_ml_HUN <- psych::polychoric(items_mal_etre_HUN_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)
fa.parallel(poly_mat_ml_HUN, n.obs = nrow(Hongrie), fm = "minres",
fa = "fa")

#AFE (1 facteur)
AFE_ml_HUN <- fa(poly_mat_ml_HUN,
                 nfactors = 1,
                 n.obs = nrow(Hongrie),
                 fm = "minres",
```

```
                  rotate = "none")

print(AFE_ml_HUN, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_ml_HUN <- psych::alpha(poly_mat_ml_HUN, n.obs = nrow(Hongrie))
alpha_ml_HUN$total

#Irlande

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés
items_mal_etre_IRL_complet[] <- lapply(items_mal_etre_IRL_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique
poly_mat_ml_IRL <- psych::polychoric(items_mal_etre_IRL_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)
fa.parallel(poly_mat_ml_IRL, n.obs = nrow(Irlande), fm = "minres",
fa = "fa")

#AFE (1 facteur)
AFE_ml_IRL <- fa(poly_mat_ml_IRL,
                  nfactors = 1,
                  n.obs = nrow(Irlande),
                  fm = "minres",
                  rotate = "none")

print(AFE_ml_IRL, cut = 0.30)
```

```
#Alpha ordinal

alpha_ml_IRL <- psych::alpha(poly_mat_ml_IRL, n.obs = nrow(Irlande))
alpha_ml_IRL$total

#Pays-Bas

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés
items_mal_etre_NLD_complet[] <- lapply(items_mal_etre_NLD_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique
poly_mat_ml_NLD <- psych::polychoric(items_mal_etre_NLD_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)
fa.parallel(poly_mat_ml_NLD, n.obs = nrow(PaysBas), fm = "minres",
fa = "fa")

#AFE (1 facteur)
AFE_ml_NLD <- fa(poly_mat_ml_NLD,
                 nfactors = 1,
                 n.obs = nrow(PaysBas),
                 fm = "minres",
                 rotate = "none")

print(AFE_ml_NLD, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_ml_NLD <- psych::alpha(poly_mat_ml_NLD, n.obs = nrow(PaysBas))
alpha_ml_NLD$total
```

```
#Slovénie


#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)


#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_mal_etre_SVN_complet[] <- lapply(items_mal_etre_SVN_complet,
ordered)


#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_ml_SVN <- psych::polychoric(items_mal_etre_SVN_complet)$rho


#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_ml_SVN, n.obs = nrow(Slovenie), fm = "minres",
fa = "fa")


#AFE (1 facteur)

AFE_ml_SVN <- fa(poly_mat_ml_SVN,
                 nfactors = 1,
                 n.obs = nrow(Slovenie),
                 fm = "minres",
                 rotate = "none")


print(AFE_ml_SVN, cut = 0.30)


#Alpha ordinal


alpha_ml_SVN <- psych::alpha(poly_mat_ml_SVN, n.obs =
nrow(Slovenie))

alpha_ml_SVN$total
```

```
####Validation de l'indice de disponibilité numérique####

#Espagne

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_dispo_ESP_complet[] <- lapply(items_dispo_ESP_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_dispo_ESP <- psych::polychoric(items_dispo_ESP_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_dispo_ESP, n.obs = nrow(Espagne), fm =
"minres", fa = "fa")

#AFE (1 facteur)

AFE_dispo_ESP <- fa(poly_mat_dispo_ESP,
                    nfactors = 1,
                    n.obs = nrow(Espagne),
                    fm = "minres",
                    rotate = "none")

print(AFE_dispo_ESP, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_dispo_ESP <- psych::alpha(poly_mat_dispo_ESP, n.obs =
nrow(Espagne))
```

```
alpha_dispo_ESP$total


#Hongrie


#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)


#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_dispo_HUN_complet[] <- lapply(items_dispo_HUN_complet,
ordered)


#Calcul de la matrice de corrélations polychorique


poly_mat_dispo_HUN <- psych::polychoric(items_dispo_HUN_complet)$rho


#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)


fa.parallel(poly_mat_dispo_HUN, n.obs = nrow(Hongrie), fm =
"minres", fa = "fa")


#AFE (1 facteur)


AFE_dispo_HUN <- fa(poly_mat_dispo_HUN,
                    nfactors = 1,
                    n.obs = nrow(Hongrie),
                    fm = "minres",
                    rotate = "none")


print(AFE_dispo_HUN, cut = 0.30)


#Alpha ordinal


alpha_dispo_HUN <- psych::alpha(poly_mat_dispo_HUN, n.obs =
nrow(Hongrie))

alpha_dispo_HUN$total
```

```
#Irlande

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_dispo_IRL_complet[] <- lapply(items_dispo_IRL_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_dispo_IRL <- psych::polychoric(items_dispo_IRL_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_dispo_IRL, n.obs = nrow(Irlande), fm =
"minres", fa = "fa")

#AFE (1 facteur)

AFE_dispo_IRL <- fa(poly_mat_dispo_IRL,
                    nfactors = 1,
                    n.obs = nrow(Irlande),
                    fm = "minres",
                    rotate = "none")

print(AFE_dispo_IRL, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_dispo_IRL <- psych::alpha(poly_mat_dispo_IRL, n.obs =
nrow(Irlande))
alpha_dispo_IRL$total
```

```
#Pays-Bas

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_dispo_NLD_complet[] <- lapply(items_dispo_NLD_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_dispo_NLD <- psych::polychoric(items_dispo_NLD_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_dispo_NLD, n.obs = nrow(PaysBas), fm =
"minres", fa = "fa")

#AFE (1 facteur)

AFE_dispo_NLD <- fa(poly_mat_dispo_NLD,
                    nfactors = 1,
                    n.obs = nrow(PaysBas),
                    fm = "minres",
                    rotate = "none")

print(AFE_dispo_NLD, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_dispo_NLD <- psych::alpha(poly_mat_dispo_NLD, n.obs =
nrow(PaysBas))
alpha_dispo_NLD$total
```

```
#Slovénie

#Analyse factorielle exploratoire (corrélations polychorique)

#S'assurer que les items sont bien ordonnés

items_dispo_SVN_complet[] <- lapply(items_dispo_SVN_complet,
ordered)

#Calcul de la matrice de corrélations polychorique

poly_mat_dispo_SVN <- psych::polychoric(items_dispo_SVN_complet)$rho

#Vérification du nombre de facteurs (analyse parallèle)

fa.parallel(poly_mat_dispo_SVN, n.obs = nrow(Slovenie), fm =
"minres", fa = "fa")

#AFE (1 facteur)

AFE_dispo_SVN <- fa(poly_mat_dispo_SVN,
                    nfactors = 1,
                    n.obs = nrow(Slovenie),
                    fm = "minres",
                    rotate = "none")

print(AFE_dispo_SVN, cut = 0.30)

#Alpha ordinal

alpha_dispo_SVN <- psych::alpha(poly_mat_dispo_SVN, n.obs =
nrow(Slovenie))
alpha_dispo_SVN$total
```

```
####Validité de l'indice d'usage numérique récréatif####

#Définir le modèle

model_recreatif <- '
UsageRecreatif =~ ST326Q04JA +
                  ST326Q05JA +
                  ST326Q06JA
'
#Espagne

#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)

#Estimer la CFA

fit_recreatif_ESP <- cfa(model_recreatif,
                         data = items_recreatif_ESP_complet,
                         ordered =
colnames(items_recreatif_ESP_complet),
                         estimator = "WLSMV")

#Résumé complet

summary(fit_recreatif_ESP,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)

#Alpha de Cronbach

items_recreatif_ESP_num <- items_recreatif_ESP_complet
items_recreatif_ESP_num[] <- lapply(items_recreatif_ESP_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_recreatif_ESP_num)
```

```
#Hongrie

#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)

#Estimer la CFA

fit_recreatif_HUN <- cfa(model_recreatif,
                         data = items_recreatif_HUN_complet,
                         ordered =
colnames(items_recreatif_HUN_complet),
                         estimator = "WLSMV")

#Résumé complet

summary(fit_recreatif_HUN,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)

#Alpha de Cronbach

items_recreatif_HUN_num <- items_recreatif_HUN_complet
items_recreatif_HUN_num[] <- lapply(items_recreatif_HUN_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_recreatif_HUN_num)

#Irlande

#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)

#Estimer la CFA

fit_recreatif_IRL <- cfa(model_recreatif,
                         data = items_recreatif_IRL_complet,
```

```
                          ordered =
colnames(items_recreatif_IRL_complet),
                          estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_recreatif_IRL,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)


#Alpha de Cronbach


items_recreatif_IRL_num <- items_recreatif_IRL_complet
items_recreatif_IRL_num[] <- lapply(items_recreatif_IRL_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_recreatif_IRL_num)


#Pays-Bas


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_recreatif_NLD <- cfa(model_recreatif,
                          data = items_recreatif_NLD_complet,
                          ordered =
colnames(items_recreatif_NLD_complet),
                          estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_recreatif_NLD,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)
```

```
#Alpha de Cronbach


items_recreatif_NLD_num <- items_recreatif_NLD_complet

items_recreatif_NLD_num[] <- lapply(items_recreatif_NLD_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))

alpha(items_recreatif_NLD_num)


#Slovénie


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_recreatif_SVN <- cfa(model_recreatif,
                         data = items_recreatif_SVN_complet,
                         ordered =
colnames(items_recreatif_SVN_complet),
                         estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_recreatif_SVN,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)


#Alpha de Cronbach


items_recreatif_SVN_num <- items_recreatif_SVN_complet

items_recreatif_SVN_num[] <- lapply(items_recreatif_SVN_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))

alpha(items_recreatif_SVN_num)
```

```
####Validité de l'indice d'usage numérique scolaire####

#Définir le modèle

model_scolaire <- '
UsageScolaire =~ ST326Q01JA +
                 ST326Q02JA +
                 ST326Q03JA
'
#Espagne

#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)

#Estimer la CFA

fit_scolaire_ESP <- cfa(model_scolaire,
                        data = items_scolaire_ESP_complet,
                        ordered =
colnames(items_scolaire_ESP_complet),
                        estimator = "WLSMV")

#Résumé complet

summary(fit_scolaire_ESP,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)

#Alpha de Cronbach

items_scolaire_ESP_num <- items_scolaire_ESP_complet
items_scolaire_ESP_num[] <- lapply(items_scolaire_ESP_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_scolaire_ESP_num)
```

```
#Hongrie


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_scolaire_HUN <- cfa(model_scolaire,
                        data = items_scolaire_HUN_complet,
                        ordered =
colnames(items_scolaire_HUN_complet),
                        estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_scolaire_HUN,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)


#Alpha de Cronbach


items_scolaire_HUN_num <- items_scolaire_HUN_complet
items_scolaire_HUN_num[] <- lapply(items_scolaire_HUN_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_scolaire_HUN_num)


#Irlande


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_scolaire_IRL <- cfa(model_scolaire,
                        data = items_scolaire_IRL_complet,
```

```
                        ordered =
colnames(items_scolaire_IRL_complet),
                        estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_scolaire_IRL,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)


#Alpha de Cronbach


items_scolaire_IRL_num <- items_scolaire_IRL_complet
items_scolaire_IRL_num[] <- lapply(items_scolaire_IRL_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))
alpha(items_scolaire_IRL_num)


#Pays-Bas


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_scolaire_NLD <- cfa(model_scolaire,
                        data = items_scolaire_NLD_complet,
                        ordered =
colnames(items_scolaire_NLD_complet),
                        estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_scolaire_NLD,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)
```

```
#Alpha de Cronbach


items_scolaire_NLD_num <- items_scolaire_NLD_complet

items_scolaire_NLD_num[] <- lapply(items_scolaire_NLD_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))

alpha(items_scolaire_NLD_num)


#Slovénie


#Analyse factorielle confirmatoire (CFA)


#Estimer la CFA


fit_scolaire_SVN <- cfa(model_scolaire,
                        data = items_scolaire_SVN_complet,
                        ordered =
colnames(items_scolaire_SVN_complet),
                        estimator = "WLSMV")


#Résumé complet


summary(fit_scolaire_SVN,
        fit.measures = TRUE,
        standardized = TRUE)


#Alpha de Cronbach


items_scolaire_SVN_num <- items_scolaire_SVN_complet

items_scolaire_SVN_num[] <- lapply(items_scolaire_SVN_num,
function(x) as.numeric(as.character(x)))

alpha(items_scolaire_SVN_num)
```

```
####Moyenne pondérée et écart-type de l'indice mal-être (recodé de 0
à 100)####

#Espagne

svymean(~indice_mal_etre_rec, design_ESP, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_mal_etre_rec, design_ESP, na.rm = TRUE))

#Hongrie

svymean(~indice_mal_etre_rec, design_HUN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_mal_etre_rec, design_HUN, na.rm = TRUE))

#Irlande

svymean(~indice_mal_etre_rec, design_IRL, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_mal_etre_rec, design_IRL, na.rm = TRUE))

#Pays-Bas

svymean(~indice_mal_etre_rec, design_NLD, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_mal_etre_rec, design_NLD, na.rm = TRUE))

#Slovénie

svymean(~indice_mal_etre_rec, design_SVN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_mal_etre_rec, design_SVN, na.rm = TRUE))
```

```
####Histogramme de l’indice de mal-être (recodé de 0 à 100)####

#Espagne

svyhist(~indice_mal_etre_rec,
        design = design_ESP,
        main = "Distribution du mal-être (Espagne)",
        xlab = "Score AFCM")

#Hongrie

svyhist(~indice_mal_etre_rec,
        design = design_HUN,
        main = "Distribution du mal-être (Hongrie)",
        xlab = "Score AFCM")

#Irlande

svyhist(~indice_mal_etre_rec,
        design = design_IRL,
        main = "Distribution du mal-être (Irlande)",
        xlab = "Score AFCM")

#Pays-Bas

svyhist(~indice_mal_etre_rec,
        design = design_NLD,
        main = "Distribution du mal-être (Pays-Bas)",
        xlab = "Score AFCM")

#Slovénie

svyhist(~indice_mal_etre_rec,
```

```
        design = design_SVN,
        main = "Distribution du mal-être (Slovénie)",
        xlab = "Score AFCM")


####Moyenne pondérée de l'indice d'usage numérique récréatif (0-
100)####

#Espagne

svymean(~indice_recreatif_rec, design_ESP, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_recreatif_rec, design_ESP, na.rm = TRUE))

#Hongrie

svymean(~indice_recreatif_rec, design_HUN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_recreatif_rec, design_HUN, na.rm = TRUE))

#Irlande

svymean(~indice_recreatif_rec, design_IRL, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_recreatif_rec, design_IRL, na.rm = TRUE))

#Pays-Bas

svymean(~indice_recreatif_rec, design_NLD, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_recreatif_rec, design_NLD, na.rm = TRUE))

#Slovénie
```

```
svymean(~indice_recreatif_rec, design_SVN, na.rm = TRUE)


sqrt(svyvar(~indice_recreatif_rec, design_SVN, na.rm = TRUE))



####Histogramme de l’indice d'usage numérique récréatif (recodé de 0
à 100)####


#Espagne


svyhist(~indice_recreatif_rec,
        design = design_ESP,
        main = "Distribution de l'usage numérique récréatif
(Espagne)",
        xlab = "Score AFCM")


#Hongrie


svyhist(~indice_recreatif_rec,
        design = design_HUN,
        main = "Distribution de l'usage numérique récréatif
(Hongrie)",
        xlab = "Score AFCM")


#Irlande


svyhist(~indice_recreatif_rec,
        design = design_IRL,
        main = "Distribution de l'usage numérique récréatif
(Irlande)",
        xlab = "Score AFCM")


#Pays-Bas
```

```
svyhist(~indice_recreatif_rec,
        design = design_NLD,
        main = "Distribution de l'usage numérique récréatif (Pays-
Bas)",
        xlab = "Score AFCM")

#Slovénie

svyhist(~indice_recreatif_rec,
        design = design_SVN,
        main = "Distribution de l'usage numérique récréatif
(Slovénie)",
        xlab = "Score AFCM")



####Moyenne pondérée de l'indice d'usage numérique scolaire (0-
100)####

#Espagne

svymean(~indice_scolaire_rec, design_ESP, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_scolaire_rec, design_ESP, na.rm = TRUE))

#Hongrie

svymean(~indice_scolaire_rec, design_HUN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_scolaire_rec, design_HUN, na.rm = TRUE))

#Irlande

svymean(~indice_scolaire_rec, design_IRL, na.rm = TRUE)
```

```
sqrt(svyvar(~indice_scolaire_rec, design_IRL, na.rm = TRUE))

#Pays-Bas

svymean(~indice_scolaire_rec, design_NLD, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_scolaire_rec, design_NLD, na.rm = TRUE))

#Slovénie

svymean(~indice_scolaire_rec, design_SVN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_scolaire_rec, design_SVN, na.rm = TRUE))



####Histogramme de l’indice d'usage numérique scolaire (recodé de 0
à 100)####

#Espagne

svyhist(~indice_scolaire_rec,
        design = design_ESP,
        main = "Distribution de l'usage numérique scolaire
(Espagne)",
        xlab = "Score AFCM")

#Hongrie

svyhist(~indice_scolaire_rec,
        design = design_HUN,
        main = "Distribution de l'usage numérique scolaire
(Hongrie)",
        xlab = "Score AFCM")
```

```
#Irlande


svyhist(~indice_scolaire_rec,
        design = design_IRL,
        main = "Distribution de l'usage numérique scolaire
(Irlande)",
        xlab = "Score AFCM")


#Pays-Bas


svyhist(~indice_scolaire_rec,
        design = design_NLD,
        main = "Distribution de l'usage numérique scolaire (Pays-
Bas)",
        xlab = "Score AFCM")


#Slovénie


svyhist(~indice_scolaire_rec,
        design = design_SVN,
        main = "Distribution de l'usage numérique scolaire
(Slovénie)",
        xlab = "Score AFCM")



####Moyenne pondérée de l'indice de disponibilité numérique (0-
100)####


#Espagne


svymean(~indice_dispo_rec, design_ESP, na.rm = TRUE)


sqrt(svyvar(~indice_dispo_rec, design_ESP, na.rm = TRUE))
```

```
#Hongrie

svymean(~indice_dispo_rec, design_HUN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_dispo_rec, design_HUN, na.rm = TRUE))

#Irlande

svymean(~indice_dispo_rec, design_IRL, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_dispo_rec, design_IRL, na.rm = TRUE))

#Pays-Bas

svymean(~indice_dispo_rec, design_NLD, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_dispo_rec, design_NLD, na.rm = TRUE))

#Slovénie

svymean(~indice_dispo_rec, design_SVN, na.rm = TRUE)

sqrt(svyvar(~indice_dispo_rec, design_SVN, na.rm = TRUE))



####Histogramme de l'indice de disponibilité numérique (recodé de 0
à 100)####

#Espagne

svyhist(~indice_dispo_rec,
        design = design_ESP,
```

```
        main = "Distribution de disponibilité numérique (Espagne)",
        xlab = "Score AFCM")

#Hongrie

svyhist(~indice_dispo_rec,
        design = design_HUN,
        main = "Distribution de disponibilité numérique (Hongrie)",
        xlab = "Score AFCM")

#Irlande

svyhist(~indice_dispo_rec,
        design = design_IRL,
        main = "Distribution de disponibilité numérique (Irlande)",
        xlab = "Score AFCM")

#Pays-Bas

svyhist(~indice_dispo_rec,
        design = design_NLD,
        main = "Distribution de disponibilité numérique (Pays-Bas)",
        xlab = "Score AFCM")

#Slovénie

svyhist(~indice_dispo_rec,
        design = design_SVN,
        main = "Distribution de disponibilité numérique (Slovénie)",
        xlab = "Score AFCM")
```

```
####Comparaison du mal-être entre filles et garçons####


###Comparaison des moyennes pondérées###


#Espagne


svyby(~indice_mal_etre_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_ESP,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Hongrie


svyby(~indice_mal_etre_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_HUN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Irlande


svyby(~indice_mal_etre_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_IRL,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Pays-Bas


svyby(~indice_mal_etre_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_NLD,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Slovénie


svyby(~indice_mal_etre_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_SVN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)
```

```
###T test pondéré###

#Espagne

svyttest(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F, design = design_ESP)

#Hongrie

svyttest(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F, design = design_HUN)

#Irlande

svyttest(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F, design = design_IRL)

#Pays-Bas

svyttest(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F, design = design_NLD)

#Slovénie

svyttest(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F, design = design_SVN)


###Boxplot du mal-être par genre###

#Espagne

svyboxplot(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_ESP,
           main = "Mal-être par genre (Espagne)")
```

```
#Hongrie

svyboxplot(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_HUN,
           main = "Mal-être par genre (Hongrie)")

#Irlande

svyboxplot(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_IRL,
           main = "Mal-être par genre (Irlande)")

#Pays-Bas

svyboxplot(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_NLD,
           main = "Mal-être par genre (Pays-Bas)")

#Slovénie
svyboxplot(indice_mal_etre_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_SVN,
           main = "Mal-être par genre (Slovénie)")



####Comparaison de l'usage numérique récréatif entre filles et
garçons####

###Comparaison des moyennes pondérées###

#Espagne

svyby(~indice_recreatif_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_ESP,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)
```

```
#Hongrie


svyby(~indice_recreatif_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_HUN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Irlande


svyby(~indice_recreatif_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_IRL,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Pays-Bas


svyby(~indice_recreatif_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_NLD,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)


#Slovénie


svyby(~indice_recreatif_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_SVN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)



###T test pondéré###


#Espagne


svyttest(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F, design = design_ESP)


#Hongrie


svyttest(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F, design = design_HUN)
```

```
#Irlande

svyttest(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F, design = design_IRL)

#Pays-Bas

svyttest(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F, design = design_NLD)

#Slovénie

svyttest(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F, design = design_SVN)


###Boxplot de l'usage numérique récréatif par genre###

#Espagne

svyboxplot(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_ESP,
           main = "Usage numérique récréatif par genre (Espagne)")

#Hongrie

svyboxplot(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_HUN,
           main = "Usage numérique récréatif par genre (Hongrie)")

#Irlande

svyboxplot(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_IRL,
           main = "Usage numérique récréatif par genre (Irlande)")
```

```
#Pays-Bas

svyboxplot(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_NLD,
           main = "Usage numérique récréatif par genre (Pays-Bas)")

#Slovénie

svyboxplot(indice_recreatif_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_SVN,
           main = "Usage numérique récréatif par genre (Slovénie)")



####Comparaison de l'usage numérique scolaire entre filles et
garçons####

###Comparaison des moyennes pondérées###

#Espagne

svyby(~indice_scolaire_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_ESP,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)

#Hongrie

svyby(~indice_scolaire_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_HUN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)

#Irlande

svyby(~indice_scolaire_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_IRL,
FUN = svymean,
```

```
      na.rm = TRUE)

#Pays-Bas

svyby(~indice_scolaire_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_NLD,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)

#Slovénie

svyby(~indice_scolaire_rec, by = ~ST004D01T_F, design = design_SVN,
FUN = svymean,
      na.rm = TRUE)



###T test pondéré###

#Espagne

svyttest(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F, design = design_ESP)

#Hongrie

svyttest(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F, design = design_HUN)

#Irlande

svyttest(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F, design = design_IRL)

#Pays-Bas

svyttest(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F, design = design_NLD)
```

```
#Slovénie

svyttest(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F, design = design_SVN)


###Boxplot de l'usage numérique scolaire par genre###

#Espagne

svyboxplot(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_ESP,
           main = "Usage numérique scolaire par genre (Espagne)")

#Hongrie

svyboxplot(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_HUN,
           main = "Usage numérique scolaire par genre (Hongrie)")

#Irlande

svyboxplot(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_IRL,
           main = "Usage numérique scolaire par genre (Irlande)")

#Pays-Bas

svyboxplot(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_NLD,
           main = "Usage numérique scolaire par genre (Pays-Bas)")
```

```
#Slovénie

svyboxplot(indice_scolaire_rec ~ ST004D01T_F,
           design = design_SVN,
           main = "Usage numérique scolaire par genre (Slovénie)")


####Tableau descriptif complet (moyennes par genre)####

#Espagne

svyby(~ESCS + AGE + indice_mal_etre_rec
      + indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec,
      ~ST004D01T_F,
      design_ESP,
      svymean,
      na.rm = TRUE)

#Hongrie

svyby(~ESCS + AGE + indice_mal_etre_rec
      + indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec,
      ~ST004D01T_F,
      design_HUN,
      svymean,
      na.rm = TRUE)

#Irlande

svyby(~ESCS + AGE + indice_mal_etre_rec
      + indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec,
      ~ST004D01T_F,
      design_IRL,
```

```
      svymean,
      na.rm = TRUE)

#Pays-Bas

svyby(~ESCS + AGE + indice_mal_etre_rec
      + indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec,
      ~ST004D01T_F,
      design_NLD,
      svymean,
      na.rm = TRUE)

#Slovénie

svyby(~ESCS + AGE + indice_mal_etre_rec
      + indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec,
      ~ST004D01T_F,
      design_SVN,
      svymean,
      na.rm = TRUE)
```

Tests d'hypothèses

```
####H1 : Usage récréatif des écrans et mal-être psychologique####

#Espagne

modele_H1_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_ESP)
```

```
summary(modele_H1_ESP)

#Hongrie

modele_H1_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_HUN)

summary(modele_H1_HUN)

#Irlande

modele_H1_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_IRL)

summary(modele_H1_IRL)

#Pays-Bas

modele_H1_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_NLD)
```

```
summary(modele_H1_NLD)

#Slovénie

modele_H1_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_SVN)

summary(modele_H1_SVN)


###R² pondéré###

#Espagne

1 - (deviance(modele_H1_ESP) / modele_H1_ESP$null.deviance)

#Hongrie

1 - (deviance(modele_H1_HUN) / modele_H1_HUN$null.deviance)

#Irlande

1 - (deviance(modele_H1_IRL) / modele_H1_IRL$null.deviance)

#Pays-Bas

1 - (deviance(modele_H1_NLD) / modele_H1_NLD$null.deviance)
```

```
#Slovénie

1 - (deviance(modele_H1_SVN) / modele_H1_SVN$null.deviance)


###Test de Wald###

#Espagne

regTermTest(modele_H1_ESP, ~ indice_recreatif_rec)

#Hongrie

regTermTest(modele_H1_HUN, ~ indice_recreatif_rec)

#Irlande

regTermTest(modele_H1_IRL, ~ indice_recreatif_rec)

#Pays-Bas

regTermTest(modele_H1_NLD, ~ indice_recreatif_rec)

#Slovénie

regTermTest(modele_H1_SVN, ~ indice_recreatif_rec)


###Coefficient plot H1###

#Extraction des coefficients

modeles_H1 <- list(
```

```
  Espagne = modele_H1_ESP,
  Hongrie = modele_H1_HUN,
  Irlande = modele_H1_IRL,
  PaysBas = modele_H1_NLD,
  Slovenie = modele_H1_SVN
)

coef_H1 <- purrr::map_df(
  modeles_H1,
  ~ broom::tidy(.x, conf.int = TRUE),
  .id = "Pays"
) %>%
  dplyr::filter(term == "indice_recreatif_rec")

#Graphique H1

ggplot(coef_H1, aes(x = estimate, y = Pays)) +
  geom_point(size = 3) +
  geom_errorbar(aes(xmin = conf.low, xmax = conf.high), width = 0.2)
+
  geom_vline(xintercept = 0, linetype = "dashed") +
  labs(
    x = "Coefficient (IC 95%)",
    y = "",
    title = "Association entre usage numérique récréatif et mal-être
psychologique"
  ) +
  theme_minimal()
```

```
####H2 : Comparaison des usages récréatifs et scolaires####

#Espagne

modele_H2_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + indice_scolaire_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_ESP)

summary(modele_H2_ESP)

#Hongrie

modele_H2_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + indice_scolaire_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_HUN)

summary(modele_H2_HUN)

#Irlande

modele_H2_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + indice_scolaire_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
```

```
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_IRL)

summary(modele_H2_IRL)

#Pays-Bas

modele_H2_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + indice_scolaire_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_NLD)

summary(modele_H2_NLD)

#Slovénie

modele_H2_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ indice_recreatif_rec
                        + indice_scolaire_rec
                        + ST004D01T_F
                        + AGE
                        + ESCS
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_SVN)

summary(modele_H2_SVN)
```

```
###R² pondéré###

#Espagne

1 - (deviance(modele_H2_ESP) / modele_H2_ESP$null.deviance)

#Hongrie

1 - (deviance(modele_H2_HUN) / modele_H2_HUN$null.deviance)

#Irlande

1 - (deviance(modele_H2_IRL) / modele_H2_IRL$null.deviance)

#Pays-Bas

1 - (deviance(modele_H2_NLD) / modele_H2_NLD$null.deviance)

#Slovénie

1 - (deviance(modele_H2_SVN) / modele_H2_SVN$null.deviance)


###Test de Wald###

#Espagne

regTermTest(modele_H2_ESP,
            ~indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec)
```

```
#Comparaison des coefficients récréatif et scolaire

svycontrast(modele_H2_ESP,
            quote(indice_recreatif_rec - indice_scolaire_rec))

#Hongrie

regTermTest(modele_H2_HUN,
            ~indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec)

#Comparaison des coefficients récréatif et scolaire

svycontrast(modele_H2_HUN,
            quote(indice_recreatif_rec - indice_scolaire_rec))

#Irlande

regTermTest(modele_H2_IRL,
            ~indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec)

#Comparaison des coefficients récréatif et scolaire

svycontrast(modele_H2_IRL,
            quote(indice_recreatif_rec - indice_scolaire_rec))

#Pays-Bas

regTermTest(modele_H2_NLD,
            ~indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec)
```

```
#Comparaison des coefficients récréatif et scolaire

svycontrast(modele_H2_NLD,
            quote(indice_recreatif_rec - indice_scolaire_rec))

#Slovénie

regTermTest(modele_H2_SVN,
            ~indice_recreatif_rec + indice_scolaire_rec)

#Comparaison des coefficients récréatif et scolaire

svycontrast(modele_H2_SVN,
            quote(indice_recreatif_rec - indice_scolaire_rec))


### Coefficient plot H2###

#Extraction des coefficients

modeles_H2 <- list(
  Espagne = modele_H2_ESP,
  Hongrie = modele_H2_HUN,
  Irlande = modele_H2_IRL,
  PaysBas = modele_H2_NLD,
  Slovenie = modele_H2_SVN
)

coef_H2 <- purrr::map_df(
  modeles_H2,
  ~ broom::tidy(.x, conf.int = TRUE),
  .id = "Pays"
) %>%
```

```
  dplyr::filter(term %in% c("indice_recreatif_rec",
                            "indice_scolaire_rec"))

coef_H2 <- coef_H2 %>%
  mutate(Type_usage = dplyr::recode(
    term,
    "indice_recreatif_rec" = "Usage récréatif",
    "indice_scolaire_rec" = "Usage scolaire"
  ))

#Graphique H2

ggplot(coef_H2, aes(x = estimate, y = Pays, shape = Type_usage)) +
  geom_point(size = 3, position = position_dodge(width = 0.5)) +
  geom_errorbarh(aes(xmin = conf.low, xmax = conf.high),
                 position = position_dodge(width = 0.5),
                 width = 0.2) +
  geom_vline(xintercept = 0, linetype = "dashed") +
  labs(
    x = "Coefficient (IC 95%)",
    y = "",
    shape = "Type d'usage",
    title = "Comparaison des usages numériques récréatifs et
scolaires"
  ) +
  theme_minimal()


####H1.2 : Effet de la période d'usage récréatif des écrans####

#Espagne

modele_H12_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ ST326Q04JA_recF
```

```
                          + ST326Q05JA_recF
                          + ST326Q06JA_recF
                          + ST004D01T_F
                          + AGE
                          + ESCS
                          + indice_dispo_rec,
                          design = design_ESP)

summary(modele_H12_ESP)

#Hongrie

modele_H12_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ ST326Q04JA_recF
                          + ST326Q05JA_recF
                          + ST326Q06JA_recF
                          + ST004D01T_F
                          + AGE
                          + ESCS
                          + indice_dispo_rec,
                          design = design_HUN)

summary(modele_H12_HUN)

#Irlande

modele_H12_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ ST326Q04JA_recF
                          + ST326Q05JA_recF
                          + ST326Q06JA_recF
                          + ST004D01T_F
                          + AGE
                          + ESCS
                          + indice_dispo_rec,
                          design = design_IRL)
```

```
summary(modele_H12_IRL)

#Pays-Bas

modele_H12_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ ST326Q04JA_recF
                         + ST326Q05JA_recF
                         + ST326Q06JA_recF
                         + ST004D01T_F
                         + AGE
                         + ESCS
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_NLD)

summary(modele_H12_NLD)

#Slovénie

modele_H12_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec ~ ST326Q04JA_recF
                         + ST326Q05JA_recF
                         + ST326Q06JA_recF
                         + ST004D01T_F
                         + AGE
                         + ESCS
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_SVN)

summary(modele_H12_SVN)
```

```
###Test de Wald pour comparer les 3 blocs de coefficients###

#Espagne

#école = semaine

linearHypothesis(
  modele_H12_ESP,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q05JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q05JA_recF>5h")
)

#école = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_ESP,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#semaine = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_ESP,
  c("ST326Q05JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q05JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)
```

```
#Hongrie

#école = semaine

linearHypothesis(
  modele_H12_HUN,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q05JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q05JA_recF>5h")
)

#école = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_HUN,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#semaine = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_HUN,
  c("ST326Q05JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q05JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#Irlande

#école = semaine
```

```
linearHypothesis(
  modele_H12_IRL,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q05JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q05JA_recF>5h")
)

#école = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_IRL,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#semaine = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_IRL,
  c("ST326Q05JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q05JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#Pays-Bas

#école = semaine

linearHypothesis(
  modele_H12_NLD,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q05JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h",
```

```
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q05JA_recF>5h")
)

#école = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_NLD,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#semaine = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_NLD,
  c("ST326Q05JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q05JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#Slovénie

#école = semaine

linearHypothesis(
  modele_H12_SVN,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q05JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q05JA_recF>5h")
)
```

```
#école = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_SVN,
  c("ST326Q04JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q04JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q04JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)

#semaine = weekend

linearHypothesis(
  modele_H12_SVN,
  c("ST326Q05JA_recF≤2h = ST326Q06JA_recF≤2h",
    "ST326Q05JA_recF>2 à ≤5h = ST326Q06JA_recF>2 à ≤5h",
    "ST326Q05JA_recF>5h = ST326Q06JA_recF>5h")
)



###Coefficient plot H1.2###

#Extraction des coefficients
modeles_H12 <- list(
  Espagne = modele_H12_ESP,
  Hongrie = modele_H12_HUN,
  Irlande = modele_H12_IRL,
  PaysBas = modele_H12_NLD,
  Slovenie = modele_H12_SVN
)

coef_H12 <- purrr::map_df(
  modeles_H12,
  ~ broom::tidy(.x, conf.int = TRUE),
```

```
  .id = "Pays"
) %>%
  dplyr::filter(stringr::str_detect(term,
"ST326Q04JA_recF|ST326Q05JA_recF|ST326Q06JA_recF"))

coef_H12 <- coef_H12 %>%
  mutate(
    Moment = case_when(
      stringr::str_detect(term, "ST326Q04JA") ~ "École",
      stringr::str_detect(term, "ST326Q05JA") ~ "Semaine",
      stringr::str_detect(term, "ST326Q06JA") ~ "Week-end"
    )
  )

#Graphique H1.2

ggplot(coef_H12, aes(x = estimate, y = term, color = Moment)) +
  geom_point(position = position_dodge(width = 0.6)) +
  geom_errorbarh(aes(xmin = conf.low, xmax = conf.high),
                 width = 0.2,
                 position = position_dodge(width = 0.6)) +
  geom_vline(xintercept = 0, linetype = "dashed") +
  labs(
    x = "Coefficient (IC 95%)",
    y = "",
    title = "Effet selon le moment d'usage récréatif"
  ) +
  facet_wrap(~ Pays) +
  theme_minimal()
```

```
####Interactions####

###Usage récréatif x Genre###

#Espagne

recreXgenre_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                          ~ indice_recreatif_rec * ST004D01T_F
                          + AGE
                          + ESCS
                          + indice_dispo_rec,
                          design = design_ESP)

summary(recreXgenre_ESP)

regTermTest(recreXgenre_ESP, ~ indice_recreatif_rec:ST004D01T_F)

#Hongrie

recreXgenre_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                          ~ indice_recreatif_rec * ST004D01T_F
                          + AGE
                          + ESCS
                          + indice_dispo_rec,
                          design = design_HUN)

summary(recreXgenre_HUN)

regTermTest(recreXgenre_HUN, ~ indice_recreatif_rec:ST004D01T_F)

#Irlande

recreXgenre_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec
```

```
                            ~ indice_recreatif_rec * ST004D01T_F
                            + AGE
                            + ESCS
                            + indice_dispo_rec,
                            design = design_IRL)

summary(recreXgenre_IRL)

regTermTest(recreXgenre_IRL, ~ indice_recreatif_rec:ST004D01T_F)

#Pays-Bas

recreXgenre_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                            ~ indice_recreatif_rec * ST004D01T_F
                            + AGE
                            + ESCS
                            + indice_dispo_rec,
                            design = design_NLD)

summary(recreXgenre_NLD)

regTermTest(recreXgenre_NLD, ~ indice_recreatif_rec:ST004D01T_F)

#Slovénie

recreXgenre_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                            ~ indice_recreatif_rec * ST004D01T_F
                            + AGE
                            + ESCS
                            + indice_dispo_rec,
                            design = design_SVN)

summary(recreXgenre_SVN)
```

```
regTermTest(recreXgenre_SVN, ~ indice_recreatif_rec:ST004D01T_F)


###Usage récréatif x ESCS###

#Espagne

recreXESCS_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_recreatif_rec * ESCS
                         + AGE
                         + ST004D01T_F
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_ESP)

summary(recreXESCS_ESP)

svycontrast(
  recreXESCS_ESP,
  quote(indice_recreatif_rec + `indice_recreatif_rec:ESCS`)
)

#Hongrie

recreXESCS_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_recreatif_rec * ESCS
                         + AGE
                         + ST004D01T_F
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_HUN)

summary(recreXESCS_HUN)

svycontrast(
```

```
  recreXESCS_HUN,
  quote(indice_recreatif_rec + `indice_recreatif_rec:ESCS`)
)

#Irlande

recreXESCS_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_recreatif_rec * ESCS
                         + AGE
                         + ST004D01T_F
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_IRL)

summary(recreXESCS_IRL)

svycontrast(
  recreXESCS_IRL,
  quote(indice_recreatif_rec + `indice_recreatif_rec:ESCS`)
)

#Pays-Bas

recreXESCS_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_recreatif_rec * ESCS
                         + AGE
                         + ST004D01T_F
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_NLD)

summary(recreXESCS_NLD)

svycontrast(
  recreXESCS_NLD,
```

```
  quote(indice_recreatif_rec + `indice_recreatif_rec:ESCS`)
)

#Slovénie

recreXESCS_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_recreatif_rec * ESCS
                         + AGE
                         + ST004D01T_F
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_SVN)

summary(recreXESCS_SVN)

svycontrast(
  recreXESCS_SVN,
  quote(indice_recreatif_rec + `indice_recreatif_rec:ESCS`)
)


###Usage scolaire x Genre###

#Espagne

scolXgenre_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_scolaire_rec * ST004D01T_F
                         + AGE
                         + ESCS
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_ESP)

summary(scolXgenre_ESP)
```

```
regTermTest(scolXgenre_ESP, ~ indice_scolaire_rec:ST004D01T_F)

#Hongrie

scolXgenre_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_scolaire_rec * ST004D01T_F
                         + AGE
                         + ESCS
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_HUN)

summary(scolXgenre_HUN)

regTermTest(scolXgenre_HUN, ~ indice_scolaire_rec:ST004D01T_F)

#Irlande

scolXgenre_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_scolaire_rec * ST004D01T_F
                         + AGE
                         + ESCS
                         + indice_dispo_rec,
                         design = design_IRL)

summary(scolXgenre_IRL)

regTermTest(scolXgenre_IRL, ~ indice_scolaire_rec:ST004D01T_F)

#Pays-Bas

scolXgenre_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                         ~ indice_scolaire_rec * ST004D01T_F
                         + AGE
```

```
                            + ESCS
                            + indice_dispo_rec,
                            design = design_NLD)

summary(scolXgenre_NLD)

regTermTest(scolXgenre_NLD, ~ indice_scolaire_rec:ST004D01T_F)

#Slovénie

scolXgenre_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                            ~ indice_scolaire_rec * ST004D01T_F
                            + AGE
                            + ESCS
                            + indice_dispo_rec,
                            design = design_SVN)

summary(scolXgenre_SVN)

regTermTest(scolXgenre_SVN, ~ indice_scolaire_rec:ST004D01T_F)


###Usage scolaire x ESCS###

#Espagne

scolXESCS_ESP <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                           ~ indice_scolaire_rec * ESCS
                           + AGE
                           + ST004D01T_F
                           + indice_dispo_rec,
                           design = design_ESP)
```

```
summary(scolXESCS_ESP)

svycontrast(
  scolXESCS_ESP,
  quote(indice_scolaire_rec + `indice_scolaire_rec:ESCS`)
)

#Hongrie

scolXESCS_HUN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                        ~ indice_scolaire_rec * ESCS
                        + AGE
                        + ST004D01T_F
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_HUN)

summary(scolXESCS_HUN)

svycontrast(
  scolXESCS_HUN,
  quote(indice_scolaire_rec + `indice_scolaire_rec:ESCS`)
)

#Irlande

scolXESCS_IRL <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                        ~ indice_scolaire_rec * ESCS
                        + AGE
                        + ST004D01T_F
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_IRL)

summary(scolXESCS_IRL)
```

```
svycontrast(
  scolXESCS_IRL,
  quote(indice_scolaire_rec + `indice_scolaire_rec:ESCS`)
)

#Pays-Bas

scolXESCS_NLD <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                        ~ indice_scolaire_rec * ESCS
                        + AGE
                        + ST004D01T_F
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_NLD)

summary(scolXESCS_NLD)

svycontrast(
  scolXESCS_NLD,
  quote(indice_scolaire_rec + `indice_scolaire_rec:ESCS`)
)

#Slovénie

scolXESCS_SVN <- svyglm(indice_mal_etre_rec
                        ~ indice_scolaire_rec * ESCS
                        + AGE
                        + ST004D01T_F
                        + indice_dispo_rec,
                        design = design_SVN)

summary(scolXESCS_SVN)
```

```
svycontrast(
  scolXESCS_SVN,
  quote(indice_scolaire_rec + `indice_scolaire_rec:ESCS`)
)
```

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN
Faculté des sciences économiques, sociales, politiques et de communication
École des sciences politiques et sociales (PSAD)
Place Montesquieu, 1 bte L2.08.05, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgique | **www.uclouvain.be/psad**