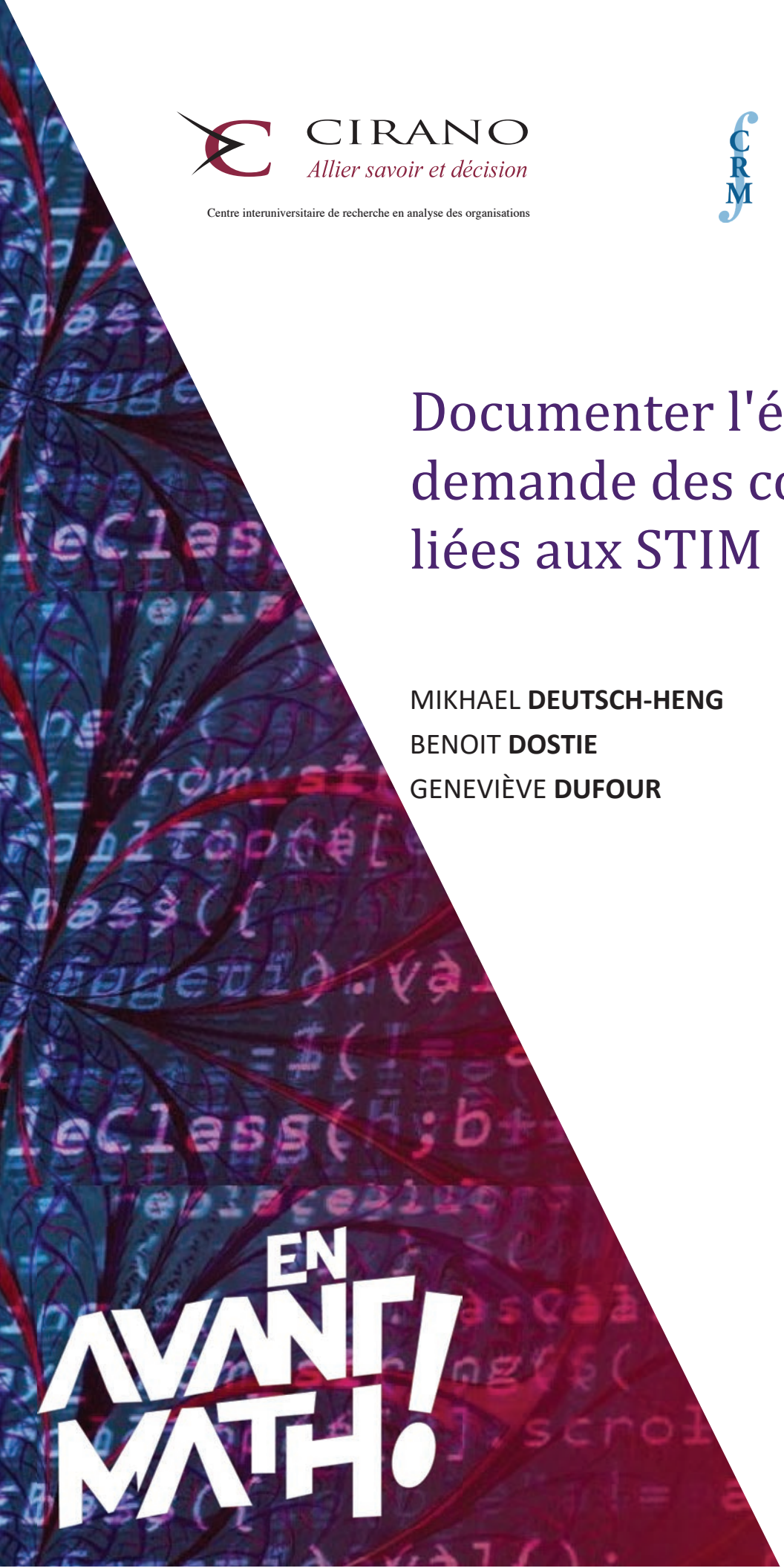
CIRANO
Allier savoir et décision

Centre interuniversitaire de recherche en analyse des organisations

CENTRE
DE RECHERCHES
MATHÉMATIQUES



Documenter l'évolution de la demande des compétences liées aux STIM

MIKHAEL **DEUTSCH-HENG**
BENOIT **DOSTIE**
GENEVIÈVE **DUFOUR**

Les rapports de projet sont destinés plus spécifiquement aux partenaires et à un public informé. Ils ne sont ni écrits à des fins de publication dans des revues scientifiques ni destinés à un public spécialisé, mais constituent un médium d'échange entre le monde de la recherche et le monde de la pratique.

Project Reports are specifically targeted to our partners and an informed readership. They are not destined for publication in academic journals nor aimed at a specialized readership, but are rather conceived as a medium of exchange between the research and practice worlds.

Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du gouvernement du Québec, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.

CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Quebec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the government of Quebec, and grants and research mandates obtained by its research teams.

Les partenaires du CIRANO – *CIRANO Partners*

Partenaires corporatifs – *Corporate Partners*
Autorité des marchés financiers
Banque de développement du Canada
Banque du Canada
Banque nationale du Canada
Bell Canada
BMO Groupe financier
Caisse de dépôt et placement du Québec
Énergir
Hydro-Québec
Innovation, Sciences et Développement économique Canada
Intact Corporation Financière
Investissements PSP
Manuvie Canada
Ministère de l'Économie, de la Science et de l'Innovation
Ministère des finances du Québec
Mouvement Desjardins
Power Corporation du Canada
Rio Tinto
Ville de Montréal

Partenaires universitaires – *Academic Partners*
École de technologie supérieure
École nationale d'administration publique
HEC Montréal
Institut national de la recherche scientifique
Polytechnique Montréal
Université Concordia
Université de Montréal
Université de Sherbrooke
Université du Québec
Université du Québec à Montréal
Université Laval
Université McGill

Le CIRANO collabore avec de nombreux centres et chaires de recherche universitaires dont on peut consulter la liste sur son site web. *CIRANO collaborates with many centers and university research chairs; list available on its website.*

© Janvier 2022. Mikhael Deutsch-Heng, Benoit Dostie et Geneviève Dufour. Tous droits réservés. *All rights reserved*. Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©. *Short sections may be quoted without explicit permission, if full credit, including © notice, is given to the source.*

Les idées et les opinions émises dans cette publication sont sous l'unique responsabilité des auteurs et ne représentent pas nécessairement les positions du CIRANO ou de ses partenaires. *The observations and viewpoints expressed in this publication are the sole responsibility of the authors; they do not necessarily represent the positions of CIRANO or its partners.*

ISSN 1499-8629 (version en ligne)

Documenter l'évolution de la demande des compétences liée aux STIM

Mikhael Deutsch-Heng[*], *Benoit Dostie*[†] *et Geneviève Dufour*[‡]

Avec la participation Marius Vigne

Résumé

Quel est l'impact des changements technologiques sur la demande de compétences ? Qu'en est-il pour les compétences plus particulièrement liées aux professions sciences, technologie, ingénierie et mathématiques ? Pour le déterminer, nous apparions les données occupationnelles des Recensements canadiens de 2006 et 2016 à des données détaillées qui associent à chaque occupation des mesures d'habileté et compétences requises pour occuper ces dernières. Nous trouvons que la demande des compétences liées aux mathématiques a augmenté pendant cette période, mais que l'augmentation est concentrée chez les professions STIM et les professions liées aux STIM. Nous trouvons aussi que les changements dans la demande de compétences s'observent à l'intérieur d'occupations définies finement, plutôt que par des changements dans la structure occupationnelle.

Abstract

What is the impact of technological change on the demand for skills? What about skills specifically related to STEM occupations? To determine this, we match occupational data from the 2006 and 2016 Canadian Censuses with detailed data that associate measures of skill and competencies required to occupy each occupation. We find that the demand for math-related skills has increased over this period, but that the increase is concentrated among STEM and STEM-related occupations. We also find that changes in skill demand are observed within finely defined occupations, rather than through changes in occupational structure.

Mots-clés : Changements technologiques, structure occupationnelle, compétences, STIM / Technological change, occupational structure, skills, STEM

[*] HEC Montréal
[†] HEC Montréal et CIRANO
[‡] CIRANO

Pour citer ce document / To quote this document

Deutsch-Heng, M., Dostie B. et Dufour G. (2022). Documenter l'évolution de la demande des compétences liée aux STIM (2022RP-03, CIRANO). https://doi.org/10.54932/HAJN9336

Sommaire

Quel est l'impact des changements technologiques sur la demande de compétences liées aux domaines des sciences, technologie, ingénierie et mathématiques (STIM) ? Plusieurs études prédisent que les changements technologiques, incluant la montée de l'utilisation de l'intelligence artificielle et de l'automatisation, vont avoir des effets importants sur la structure de l'emploi. Bien qu'il soit avisé d'être sceptique face à ces prévisions, il en demeure néanmoins que les changements technologiques ont eu et continueront d'avoir des impacts importants sur les compétences demandées sur le marché du travail.

Pour déterminer ces impacts, nous apparions les données occupationnelles des Recensements canadiens de 2006 et 2016 aux données détaillées du *Occupational Information Network* (O*NET), associant ainsi à chaque occupation des mesures d'habileté et compétences requises pour occuper ces dernières.[1] Nous construisons ensuite des indices de demande de ces attributs et analysons leur variation sur cette période.

Parmi les attributs étudiés, nous trouvons, en général, que la demande de compétences a augmenté entre 2006 et 2016, plus particulièrement les compétences en relations interpersonnelles et en créativité. Nous constatons aussi une hausse importante de la demande de compétences liées aux ordinateurs et l'électronique, et à l'administration des affaires. Les compétences liées aux mathématiques sont aussi en hausse, mais de façon moindre. Le changement dans la demande pour les compétences liées au travail physique est minime, voire en baisse.

Lorsque nous regardons l'évolution des attributs par une décomposition selon les professions qualifiées de STIM ou liées au STIM, tel que proposé dans la CNP 2016

1 Le *Occupational Information Network* (O*NET) est un système d'information sur les professions créées en 1998 par le Département du Travail des États-Unis.

Perspective STIM, nous observons alors une hausse importante de la demande des compétences liées aux mathématiques, incluant la facilité avec les nombres.

En examinant les différences de variation des indices entre les hommes et les femmes, et selon l'âge, nous notons que l'augmentation de l'attribut connaissance en mathématiques se concentre chez les hommes alors que les augmentations dans les compétences cognitives reliées aux professions STIM sont distribuées chez les hommes et les femmes. Nous constatons aussi une baisse dans la plupart de ces indices chez les individus plus âgés.

Nous trouvons aussi que les changements dans la demande de compétences s'observent à l'intérieur d'occupations définies finement, plutôt que par des changements dans la structure occupationnelle. Nous concluons que le changement technologique, du moins dans la période étudiée, a eu peu d'impacts sur la structure occupationnelle, par la création-destruction d'emplois, et plus d'impacts sur les compétences demandées à l'intérieur d'occupation finement définies.

Table des matières

Résumé 2

Mots-clés 3

Sommaire 4

Table des matières 6

Liste des figures 8

Liste des tableaux 9

Liste des graphiques 10

Introduction 11

1 Revue de littérature 13

1.1 Analyse des offres d'emploi 14

1.2 Enquêtes 18

1.3 Études basées sur O*NET 19

1.4 Conclusion 22

2 Données 23

2.1 Classification nationale des professions (CNP) 26

2.2 Recensements de 2006 et 2016 27

2.3 Classification des professions reflétant les compétences en STIM 28

2.4 Base de données O*NET 29

2.5 Conversion de la structure occupationnelle de 2006 33

2.6 Appariement de la classification O*NET à la CNP 35

2.7 Calcul de la valeur des attributs O*NET sélectionnés pour chaque occupation de la CNP 36

2.8 Données finales 37

3 Méthodologie 39

4 Résultats agrégés 40

5 Variation des attributs en lien avec les mathématiques selon le genre et l'âge . 44

6 Analyse des indices pour les professions STIM, les professions liées aux STIM et les autres professions 50

6.1 Les occupations STIM 51

6.2 Les occupations liées aux STIM 53

6.3 Comparaisons entre les occupations STIM, liées aux STIM et autres 53

7 Conclusion et pistes de réflexion 57

Bibliographie 60

Annexes 63

Annexe 1. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour l'ensemble des occupations 63

Annexe 2. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations STIM 64

Annexe 3. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations liées aux STIM 65

Annexe 4. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations autres que STIM 66

Annexe 5. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez les hommes 67

Annexe 6. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez les femmes 68

Annexe 7. Figures 69

Liste des figures

Figure 1. Indice Connaissance - Mathématiques 45
Figure 2. Indice Connaissance – Ordinateurs et électroniques 46
Figure 3. Indice Habileté cognitive - Raisonnement mathématiques 47
Figure 4. Indice Habileté cognitive - Facilité avec les nombres 48
Figure 5. Travail physique – Automatisation 69
Figure 6. Travail physique - Faire des gestes répétitifs 69
Figure 7. Travail physique: Rythme déterminé par l'équipement 70
Figure 8. Travail physique: Se pencher ou se tordre le corps 70
Figure 9. Interactions sociales - Coordonner ou diriger d'autres personnes 71
Figure 10. Interactions sociales - Être en contact avec d'autres personnes 71
Figure 11. Habiletés cognitives – Créativité 72
Figure 12. Habiletés cognitives - Facilité à concevoir des idées 72
Figure 13. Habiletés cognitives - Facilité avec les nombres 73
Figure 14. Habiletés cognitives – Mémorisation 73
Figure 15. Habiletés cognitives - Raisonnement déductif 74
Figure 16. Habiletés cognitives - Raisonnement mathématiques 74
Figure 17. Habiletés sociales - Compréhension écrite 75
Figure 18. Habiletés sociales - Compréhension orale 75
Figure 19. Habiletés sociales - Expression écrite 76
Figure 20. Habiletés sociales - Expression orale 76
Figure 21. Habiletés physiques et psychomotrices - Dextérité manuelle 77
Figure 22. Habiletés physiques et psychomotrices – Endurance 77
Figure 23. Habiletés physiques et psychomotrices - Coordination de plusieurs membres 78
Figure 24. Habiletés physiques et psychomotrices - Coordination globale du corps 79
Figure 25. Connaissances - Administration des affaires 80
Figure 26. Connaissances – Mathématiques 80
Figure 27. Connaissances – Mécanique 81
Figure 28. Connaissances - Ordinateurs et électronique 81

Liste des tableaux

Tableau 1. Utilisation des mathématiques selon le type de profession (%) 16
Tableau 2. Les variables les plus importantes pour les emplois du futur (É.-U.) 21
Tableau 3. Attributs O*NET sélectionnés 32
Tableau 4. Extrait de la structure occupationnelle de 2006 avant la conversion 34
Tableau 5. Extrait de la structure occupationnelle de 2006 après la conversion 34
Tableau 6. Extrait de la matrice de correspondance 36
Tableau 7. Les 10 attributs ayant les indices les plus élevés en 2016 pour l'ensemble des professions 41
Tableau 8. Variations des attributs étudiés entre 2006 et 2016 42
Tableau 9. Proportion du nombre de travailleurs par type d'occupations en 2016 . 50
Tableau 10. Variations des indices entre 2006 et 2016 52
Tableau 11. Variation des attributs en lien avec les mathématiques entre 2006 et 2016 par type d'occupations 54

Liste des graphiques

Graphique 1. Variation de l'indice de certains attributs entre 2006 et 2016 pour les occupations STIM, Liées aux STIM et autres. 55

Graphique 2. Variation de l'indice des attributs ayant connu des variations négatives entre 2006 et 2016 pour les occupations STIM, Liées aux STIM et autres..... 56

Introduction

Les enjeux liés à la formation et aux besoins du marché du travail, particulièrement dans le domaine des sciences, technologie, ingénierie et mathématiques (STIM) sont d'actualité.[2] En effet, comment améliorer l'adéquation entre la formation, le nombre de travailleurs disponibles, leur savoir-faire et les besoins du marché du travail ? Pour arriver à voir plus clair dans ces problématiques, il est primordial de mettre en lumière les besoins du marché du travail et de quantifier leur évolution à travers le temps.

Cette question est d'autant plus importante dans un contexte de changements technologiques accélérés. Alors que beaucoup d'études focalisent sur l'impact de ces changements sur le niveau d'emploi, les changements technologiques risquent beaucoup plus d'avoir un impact sur la nature même du travail (Autor et Handel, 2013). L'objectif du présent rapport est donc de documenter l'évolution de la demande de compétences, plus particulièrement celles en lien avec les mathématiques.[3]

Lors de réunions de travail conduites au CIRANO avec divers partenaires, il est souvent ressorti que les entreprises ne connaissent pas ce dont elles ont besoin en termes de compétences. Souvent, dans les nouveaux postes, la description de tâches ainsi que les compétences nécessaires se fait à mesure que de nouvelles technologies sont adoptées.

Dans le cadre de l'étude actuelle, nous proposons de documenter et d'analyser l'évolution de la structure occupationnelle sur une période de 10 ans, soit entre 2006

2 Il n'existe pas de consensus sur la définition du terme STIM. Nous utilisons celle de Statistique Canada, qui stipule que les professions STIM sont celles où les travailleurs utilisent leurs connaissances en sciences, technologie, ingénierie et mathématiques pour comprendre leur travail ou résoudre des problèmes liés au travail.

3 Ce projet s'inscrit dans la programmation de recherche du partenariat entre le Centre de Recherches Mathématiques et le Centre Interuniversitaire de recherche en analyse des organisations (CIRANO). Ce partenariat a comme objectif d'identifier les éléments qui permettront d'accroître de façon considérable la force du Québec dans les domaines des STIM.

et 2016, une période riche en changements technologiques incluant l'émergence d'applications plus concrètes de nouvelles technologies incorporant de l'intelligence artificielle.

Pour ce faire, nous apparions les données occupationnelles détaillées des Recensements canadiens de 2006 et 2016 aux bases de données O*NET qui associent à chaque occupation des mesures d'habileté et compétences requises pour occuper cette dernière. Cet appariement suppose que les occupations peuvent être définies comme étant des ensembles de tâches, d'activités, et de compétences requises pour les occuper. Nous construisons ensuite des indices agrégés de la demande pour une compétence particulière et décomposons le changement dans l'indice entre 2006 et 2016 selon une méthode décrite par Freeman, Ganguli et Handel (2020). Cette méthode décompose la variation dans l'indice de compétences en deux parties 1) soit la variation de la demande pour la compétence à l'intérieur de l'occupation et 2) la variation provenant de changements dans la proportion de travailleurs occupant ces occupations.

Nos résultats montrent que l'importance des changements à l'intérieur des professions entre 2006 et 2016 au Canada est similaire à celle identifiée par Freeman *et coll*. (2020). La décomposition structurelle-résiduelle révèle que la variation au sein des professions est généralement bien supérieure à la variation causée par le déplacement des travailleurs entre les professions. De plus, nos résultats montrent que l'importance des attributs concernant les interactions sociales et les tâches cognitives non-routinières a fortement augmenté (encore plus chez les hommes que chez les femmes), alors que la croissance de l'importance des attributs en lien avec les tâches manuelles a été faible et parfois même négative.

La suite du rapport se divise en 7 sections. Dans un premier temps, nous faisons un survol de la littérature portant sur les impacts des changements technologiques sur le marché du travail et sur les compétences en demande. Dans un deuxième temps, nous présentons les données utilisées. Suivent la méthodologie, la présentation des résultats agrégés, des résultats différenciés par âge et par genre, et

de résultats spécifiques aux professions STIM et des professions liées aux STIM. Nous terminons par quelques pistes de réflexion.

1 Revue de littérature

Nous constatons que les nombreuses études s'intéressant à l'impact des changements technologiques sur le marché du travail évaluent principalement les pertes d'emploi liées à l'automatisation. Ces études proviennent autant du côté académique, des organismes internationaux, que du côté des *Think tanks* (groupes de réflexions). La majorité de ces études sont assez pessimistes et ne regardent que les risques à relativement court terme, et n'évaluent pas les effets positifs potentiels (voir Dostie et Dufour, 2020). Il existe des différences considérables quant aux prévisions faites sur les risques d'automatisation des professions. Cependant, bien que l'impact sur la structure du marché de l'emploi soit incertain, celui sur la nature des emplois se fait sentir de plus en plus.

De nombreux organismes tels l'OCDE, le CD Howe Institute, Brookfield Institute, World Economic Forum, et McKinsey, ont publié des rapports sur la question de l'impact de l'automatisation sur l'emploi. Ces travaux utilisent différentes méthodologies et sources de données pour tenter d'évaluer les impacts des changements technologiques sur la structure occupationnelle et sur la nature des occupations, et par conséquent l'évolution de la demande de compétence. Ce n'est pas l'objectif du présent rapport de résumer cette littérature, mais notons que Johal et Urban (2020) proposent une comparaison internationale des résultats principaux de 8 de ces rapports et concluent qu'il n'existe pas de consensus sur les risques pour les travailleurs de voir leur emploi automatisé.

Notre focus est plutôt sur l'impact du changement technologique sur la demande de compétence. Il existe principalement trois sources de données pour étudier l'évolution de la demande de compétence : d'abord par l'analyse des mots clefs des offres d'emplois, ensuite par des enquêtes auprès des entreprises et par l'utilisation

de bases de données telles le O*NET. Ces sources de données peuvent aussi être combinées. Nous discutons de ces trois méthodes en portant notre attention sur les résultats des études les utilisant.

1.1 Analyse des offres d'emploi

Des sites tels Burning Glass Technologies ou CareerBuilder.com collectent des données sur les offres d'emploi en ligne. Bissonnette et Roy (2022) présentent un bel exemple de méthodologie combinant l'utilisation de modèles économétriques simples avec des informations contenues dans les offres d'emploi pour identifier les compétences émergentes pour un domaine particulier, soit celui de l'animation pour le cinéma et la télévision. Ils retiennent l'importance des compétences relationnelles telles la communication et la créativité. Dans le cas des compétences techniques demandées, en plus des compétences plus générales comme la connaissance d'outil tels *Linux*, *Computer Graphics*, ou *Python*, ils identifient des compétences en lien à la connaissance de logiciels particuliers à ces industries tels que *Nuke*, *Shotgun* et *Maya*.

Vu et al. (2019) étudient quant à eux les différentes combinaisons de compétences numériques de 2012 à 2018 dénotant bien que les compétences numériques constituent un continuum. Ils mettent en évidence l'importance de tenir compte des combinaisons de compétences. De plus, bien que les employeurs recherchent des travailleurs connaissant des logiciels tels SQL, SAP et Java, les compétences en lien avec les outils numériques simples telle la suite Office restent les plus largement demandées.

Hershbein et Kahn (2018), toujours en utilisant des données tirées des offres d'emploi, démontrent que la polarisation des emplois selon le niveau de compétence augmente dans les régions métropolitaines les plus touchées par la récession et que l'effet est d'autant plus prononcé pour les emplois de type routinier cognitif. En utilisant les micros données de près de 100 millions d'offres d'emploi en ligne aux États-Unis de 2007 à 2015, ils dénotent un transfert de la production vers des emplois ou la technologie est utilisée pour des tâches routinières avec le support d'employés plus qualifiés.

Les résultats de Kogan *et coll.* (2020) concordent avec la plupart des constats de leurs prédécesseurs. Tout au long de l'horizon temporel de 1850-2010, les tâches routinières manuelles et les tâches non-routinières manuelles sont fortement exposées à l'innovation technologique. Les tâches associées aux interactions sociales, c'est-à-dire les tâches non-routinières cognitives et les tâches non-routinières manuelles, quant à elles le sont moins. Dans le cas des tâches non-routinières manuelles, cette exposition devient de plus en plus faible à partir de 1970, ce qui concorde avec la migration vers le secteur des services que décrivent Autor et Dorn (2013) et l'importance accrue des aptitudes sociales qu'observe Deming (2017).

Dans le même ordre d'idées, Atalay et coll. (2020) utilisent les informations contenues dans les offres d'emploi annoncées dans de grands journaux de trois grandes métropoles américaines de 1950 à 2000, et démontrent que le mouvement des tâches cognitives routinières et manuelles vers des tâches non routinières interactives et analytiques s'est produit au sein des occupations beaucoup plus que dans la structure occupationnelle. Ils reconnaissent aussi que les emplois de gestionnaires demandent de plus en plus de compétences en lien avec les relations interpersonnelles et l'esprit d'équipe.

Deming (2020) étudie les changements dans les compétences nécessaires pour les occupations dans les domaines des STIM de 2007 à 2019 en utilisant des descriptions de postes en ligne tirés de Burning Glass Technologies. Il démontre que les compétences STIM ont évolué rapidement au cours de la période étudiée. Cette évolution rapide tend à rendre désuètes certaines compétences, et la valeur des compétences acquises à l'université diminue rapidement. Ce phénomène pourrait expliquer que les diplômés des domaines STIM quittent les emplois de ce domaine après quelques années pour d'autres types emplois expliquant, en partie, l'impression du manque de travailleurs qualifiés dans ces domaines.

Une autre étude intéressante qui offre des résultats en lien direct avec les mathématiques est celle de Handel (2020) qui utilise des données de coupe transversale provenant de leur enquête *Survey of workplace Skills, Technology, and*

Management Practices (STAMP) et des données de Burning Glass sur l'utilisation des compétences en emploi. Il en ressort que la majorité des travailleurs utilisent des compétences de mathématiques dans tous les types d'occupations. Dans le *Tableau* 1, on remarque que ce sont dans les emplois des types *col bleu inférieur* et *dans les services* que l'utilisation des mathématiques est la plus faible. Même des notions relativement simples telles l'algèbre de base et la géométrie ne sont quasiment jamais utilisées dans le domaine des services. Cette étude ne permet pas par contre de voir l'évolution de l'utilisation des mathématiques dans le temps.

Tableau 1. Utilisation des mathématiques selon le type de profession (%)

	Ensemble des occupations	Col blanc supérieur	Col blanc inférieur	Col bleu supérieur	Col bleu inférieur	Services
Utilise des mathématiques	94	95	97	94	91	88
Addition-soustraction	86	93	90	87	78	73
Multiplication-division	78	89	82	81	65	57
Fraction, décimale	68	82	68	70	58	40
Fraction. décimale avancée	22	35	9	41	19	4
Algèbre de base	19	30	8	36	16	4
Géométrie	14	20	5	29	15	2
Statistiques	11	22	5	10	6	2
Algèbre complexe	9	14	3	16	8	2
Calcul différentiel et intégral	5	8	1	8	5	1

Note : Extrait de Handel (2020), page 19, tableau 2
Données de l'enquête STAMP 2005

Les compétences interpersonnelles que l'on nomme aussi *soft skills* sont plus difficiles à mesurer. La quasi-totalité des emplois implique des aspects interpersonnels. Handel (2020) remarque aussi que la mesure des compétences physiques est limitée et qu'il serait intéressant de pouvoir différencier entre les compétences simples et les tâches plus complexes, par exemple comme celles liées

avec des métiers. Les compétences cognitives sont selon eux les mieux mesurées en trois dimensions, niveau de complexité, type de compétence et la transférabilité de la compétence d'un emploi à l'autre. En conclusion, l'auteur propose une conceptualisation complexe des compétences cognitives et conclut que peu importe les données ou la méthodologie utilisées, il est impossible de couvrir tous les aspects liés aux compétences dans un emploi.

La collecte de donnée à partir des offres d'emploi en ligne a l'avantage de représenter les besoins des employeurs en temps réel. Aussi, cette technique, combinée à l'utilisation de méthodes statistiques liées à l'apprentissage machine pour la détection de mots clefs dans les annonces, permet la collecte d'une plus grande quantité de données et à moindre coût que par la tenue d'enquêtes. Cependant comme l'information provient des postes vacants, il est possible qu'une partie de l'évolution n'apparaisse pas, car elle se produit dans les postes existant déjà comblés.

Ainsi, Through the Looking Glass/ Assessing Skills Measures Using 21st Century Technologies (2020) démontre qu'il existe des différences entre les données recueillies par les offres d'emploi en ligne et celles recueillies par des enquêtes. Par exemple, les employeurs recrutent de façon différente selon les secteurs d'activités et leur taille. De plus, élément important, cette méthode ne permet pas de prioriser les compétences selon leur importance. En effet, il n'est pas possible d'identifier les compétences qui sont primordiales à l'emploi par rapport à celles qui sont secondaires. En terminant, cette méthodologie peut engendrer certains biais par l'omission de certaines informations, par exemple des compétences qui sont sous-entendues pour le poste. À titre d'exemple, les compétences pour un poste d'ingénieur ou de dentiste sont sous-entendues et ne seront pas énoncées dans l'annonce[4].

[4] Assi, une grande partie du recrutement dans les domaines STIM se fait directement sur les campus. Des données sur la variation dans le temps de l'intensité de ce recrutement pourraient nous informer de la demande pour ces domaines précis. Mais nous n'avons pas de données à ce sujet.

1.2 Enquêtes

Une autre façon d'évaluer l'évolution de la demande de compétences est d'utiliser des données provenant d'enquêtes. Il existe un grand nombre d'enquêtes sur ces questions, cependant il s'avère difficile de comparer les travaux, les questionnaires et méthodologies qui varient grandement.

Une autre étude qui conclut que la transformation a lieu à l'intérieur des occupations beaucoup plus que dans la structure occupationnelle est celle de Arntz et ses collaborateurs (2016). Cette étude de l'OCDE utilise une approche basée sur les tâches composant les occupations et le temps que consacrent les travailleurs en utilisant les données de l'Évaluation des compétences des adultes de l'OCDE (PIAAC). Elle démontre que l'estimation des emplois à risque d'être automatisé est souvent surestimée parce que l'on considère un emploi à risque même lorsque seulement une partie des tâches qui le composent pourraient être automatisées.

Weaver et Osterman (2017) créent leur propre enquête pour des entreprises du secteur manufacturier aux États-Unis afin de mesurer directement les compétences demandées par les employeurs, ainsi que les difficultés d'embauche rencontrées par ces derniers.

Les auteurs concluent que la demande pour les compétences de haut niveau reste modeste et que la très grande majorité des entreprises, soit 75 %, ne rapportent pas de difficultés d'embauche. Les postes plus difficiles à pourvoir demandent des compétences de haut niveau en mathématiques et en lecture, alors que les postes demandant le même type de compétence en informatique ou résolution de problème ou en pensée critique ne posent pas de difficultés similaires.

Parmi les travaux faits par des organismes internationaux, notons ceux de Cedefop (2018) qui a collecté des données à travers l'enquête *European Job and Skills Survey* (ESJS) conduite en 2014. L'objectif de ces travaux est principalement de documenter les changements dans la demande de compétence pour les pays de l'Union européenne de 2015 à 2025. Bien que l'inadéquation semble temporaire,

certains groupes de citoyens sont plus à risque de ne pas suivre les avancements rapides de l'utilisation des technologies numériques, par exemple les personnes âgées, les femmes, les gens moins éduqués, au chômage, inactifs ou qui occupent des emplois demandant de faibles compétences.

La restructuration du marché de l'emploi entraînera une augmentation de la demande de compétences selon Cedefop (2018), principalement celles de résolution de problèmes, le travail d'équipe, la communication, la planification et l'organisation et être capable d'apprendre. Au Canada, les employeurs ont identifié les mêmes trois premières compétences comme étant les plus importantes. En plus, la résilience et les capacités analytiques apparaissent comme étant les plus prisées pour les organisations au niveau d'entrée selon le 2020 *Business Council Skills Survey*[5]. Une question similaire demandant aux travailleurs leur compétence la plus importante dans le cadre de leur premier emploi identifiait la communication, la résolution de problème et les compétences techniques en premier.

*1.3 Études basées sur O*NET*

Plusieurs autres études s'appuient, comme nous le faisons dans ce rapport, sur les données de O*NET. Rappelons que O*NET est un système d'information sur les professions créées en 1998 par le Département du Travail des États-Unis. C'est la source de données la plus exhaustive sur les tâches constituant une occupation et sur les connaissances nécessaires pour l'occuper. Elle est donc idéale pour étudier les changements dans les tâches et les compétences demandées sur le marché de l'emploi.

Ainsi, la base de données O*NET donne les caractéristiques des professions et les compétences requises pour l'exercer à l'aide d'un ensemble de descripteurs ou d'attributs. Ces attributs sont classés en une multitude de catégories qui décrivent les

[5] https://fsc-ccf.ca/research/2020-survey-on-employment-and-skills/

caractéristiques liées aux travailleurs ou les caractéristiques liées aux emplois. Parmi les attributs décrivant les caractéristiques liées aux travailleurs, on retrouve les habiletés (*Abilities*), les compétences (*Skills*), les connaissances (*Knowledge*) et le niveau d'éducation et de formation requis (*Education and Training*). Les attributs décrivant les caractéristiques liées aux emplois sont entre autres les activités du travail (*Work Activities*), les contextes de travail (*Work Context*) et les tâches (Tasks).

Les études utilisant les données de O*NET sont nombreuses. Notons Bakhshi, Downing, Osborne et Schneider (2017), qui utilisent des données sur 120 mesures de compétences, habiletés et connaissances nécessaires à certaines occupations pour trouver lesquelles seront les plus en demande en 2030. Pour ce faire, ils utilisent les informations obtenues lors d'atelier avec des experts de l'industrie, du gouvernement, et des domaines académique et social pour construire un modèle prédictif basé sur des techniques liées à l'apprentissage machine.

Les auteurs calculent les corrélations entre leur mesure des compétences et la demande qui montre, au Tableau 2, qu'aux États-Unis, les compétences interpersonnelles seraient particulièrement importantes pour les emplois du futur. En effet, les compétences *Capacité à diriger* et *Perception sociale* font partie des caractéristiques les plus importantes. De plus, les connaissances liées à celles-ci, telles que la psychologie la *sociologie et l'anthropologie* font aussi partie des variables les plus importantes. Finalement, les auteurs utilisant la distinction faite dans le O*NET remarquent que les compétences seront plus importantes, en général, que les connaissances et, plus particulièrement, les habiletés dans le futur.

Tableau 2. Les variables les plus importantes pour les emplois du futur (É.-U.)

	Variables O*NET	Categories	Corrélation
1	Stratégies d'apprentissage	Compétence	0.632
2	Psychologie	Connaissance	0.613
3	Capacité à diriger	Compétence	0.609
4	Perception sociale	Compétence	0.605
5	Sociologie et anthropologie	Connaissance	0.603
6	Éducation et formation	Connaissance	0.602
7	Coordination	Compétence	0.571
8	Originalité	Habileté	0.570
9	Fluidité des idées	Habileté	0.562
10	Apprentissage actif	Compétence	0.534

Source: Bakhshi, Downing, Osborne et Schneider (2017), p. 61, Table 14.

Vista (2020) utilise également les données de O*NET pour évaluer quelles compétences ou habiletés permettent la transition la plus efficace entre deux occupations. Il identifie les compétences et leur niveau dans le transfert des études à une profession, ou d'une profession à une autre pour des sous-groupes d'occupations. L'habilité en lien avec *la sensibilité aux problèmes,* c'est-à-dire la capacité à percevoir et prévoir un problème ressort comme l'un des éléments les plus importants dans chaque catégorie d'emploi étudiée. L'auteur regarde aussi la valeur de transfert des compétences, que nous pouvons aussi appeler compétences transversales. Comme dans Bakhshi, Downing, Osborne et Schneider (2017), les résultats de Vista (2020) démontrent que la perception sociale fait aussi partie des compétences les plus importantes. C'est également une des conclusions de l'OCDE (2019) qui stipule aussi que les emplois nécessitant des compétences sociales et émotionnelles sont moins à risque d'être remplacé par des technologies.

Freeman et al. (2020) présente l'analyse la plus proche de celle utilisée dans ce rapport. Ces auteurs mesurent la variation de 17 attributs d'emploi O*NET entre 2005 et 2015, soit une période qui chevauche les époques pré et post-intelligence artificielle. Ils décomposent ensuite ces variations selon qu'elles proviennent de

changements *au sein* des occupations ou de changements dus au déplacement *entre* les occupations à l'aide d'une analyse structurelle-résiduelle (*shift-share analysis*).

Les auteurs ont choisi des attributs liés à des caractéristiques d'emploi qui ont reçu une attention considérable dans la littérature concernant l'impact des changements technologiques sur le futur du travail : l'automatisation, la répétitivité du travail, la latitude décisionnelle, les relations interpersonnelles, le niveau d'éducation et les connaissances requises au sein d'une occupation. Freeman *et al*. (2020) notent deux particularités par rapport à la variation des attributs : 1) la plupart des variations sont modestes et 2) certaines des variations vont dans la direction opposée au consensus concernant le futur du travail. Par exemple, l'attribut concernant la répétitivité du travail aurait augmenté entre 2005 et 2015, alors que la liberté décisionnelle aurait diminué.

L'analyse structurelle-résiduelle révèle pour sa part que les changements *au sein* des organisations sont de loin le facteur déterminant de la variation des attributs, étant presque toujours d'une magnitude plus élevée que les changements *entre* les organisations. Dans les cas où la variation *au sein* des occupations et la variation *entre* les occupations sont de signes opposés, la variation *au sein* est plus grande. Freeman *et al.* (2020) s'interrogent ensuite à savoir s'il existe un lien entre le niveau d'un attribut – par exemple l'attribut *Automatisation* – pour une occupation spécifique en 2005 et la variation de la part de l'emploi total que représente cette occupation entre 2005 et 2015. Les auteurs observent que les attributs O*NET ne sont que faiblement corrélés avec la variation future de la part de l'emploi d'une occupation.

1.4 Conclusion

En conclusion, en matière d'évolution de la demande de compétences, la plupart des études montrent une hausse de la demande pour les compétences qui ne peuvent pas être automatisées telles les compétences sociales, celles en lien avec la créativité,

l'abstraction, la prise de décision complexe, la pensée critique et les relations interpersonnelles.

L'approche de mesure des compétences par l'utilisation de O*NET nous apparaît supérieure. D'une part, elle permet une codification complète de l'ensemble des occupations du marché du travail, et non seulement des postes vacants pour lesquels l'organisation recrute présentement. D'autre part, plusieurs compétences ou tâches demandées pour un emploi sous souvent implicites et ne figurent pas explicitement dans les offres d'emploi. C'est pour ces raisons, entre autres, que nous utilisons cette approche pour la suite.

2 Données

Nous utilisons deux types de données : les données du Recensement canadien et les fichiers O*NET. Nous apparions les données occupationnelles détaillées des Recensements canadiens de 2006 et 2016 à des données détaillées qui associent à chaque occupation des mesures d'habileté et compétences requises pour occuper ces dernières.

Les données de Recensement procurent l'information la plus exhaustive sur les professions occupées pour l'ensemble des travailleurs canadiens. Notre choix d'étudier la période 2006-2016 s'explique par certaines contraintes. Les fichiers O*NET ont été créés en 1998. Choisir un Recensement plus vieux aurait multiplié les difficultés de concordance intertemporelles entre les différentes classifications des professions utilisées par Statistique Canada. De plus, nous souhaitons étudier une période d'analyse assez longue pour pouvoir déceler les tendances de fond dans l'évolution du marché du travail. Notons finalement que cette période est riche en rebondissements technologiques, notamment la montée des technologies liées à

l'intelligence numérique, susceptibles d'avoir des impacts importants sur le marché du travail.

Nous sélectionnons 24 attributs O*NET que nous divisons en six catégories : 1) Travail physique, 2) Interactions sociales, 3) Habiletés cognitives, 4) Habiletés cognitives verbales, 5) Habiletés non-cognitives et 6) Connaissances. Les catégories 1 et 5 contiennent des attributs en lien avec les emplois plus intensifs en tâches manuelles, alors que les catégories 3 et 4 sont reliées aux tâches cognitives. La catégorie 2 est pour sa part formée d'attributs relatifs aux interactions sociales; les tâches impliquant ces dernières sont difficiles à automatiser puisqu'elles nécessitent souvent une proximité physique directe ainsi que la capacité d'interagir de façon spontanée, tant avec son environnement qu'avec d'autres individus (Acemoglu et Autor, 2011; Autor et Dorn, 2013). La catégorie 6, quant à elle, repose sur les connaissances.

Pour montrer l'évolution de la demande de compétences sur le marché du travail pour la période 2006-2016, nous utilisons l'information sur le nombre de travailleurs dans chaque occupation (selon la classification nationale des professions (CNP) tirées des Recensements que nous apparions à O*Net, un système américain de classification des professions qui mesure pour chacune d'entre elles les compétences et les habiletés nécessaires pour l'occuper. Nous présentons chacune de ces sources de données dans cette section et détaillons plus loin le travail d'appariement qui a dû être fait pour les relier entre elles.

Selon la version française de la Taxonomie des compétences et des capacités, élaborée par Emploi et Développement social Canada dans le but de rationaliser la terminologie de centaines de descripteurs professionnels (Emploi et Développement social Canada [EDSC], 2020[6]), les cinq termes suivants sont définis ainsi:

[6] Voir https://noc.esdc.gc.ca/TaxonomieCompetences/TaxonomieCompetencesBienvenue

- Compétences : Capacités développées dont une personne a besoin pour effectuer efficacement son travail, rôle, fonction ou tâche.

- Habiletés : Aptitudes, innées et développées, facilitant l'acquisition de connaissances et de compétences requises pour effectuer le travail attendu.

- Connaissances : Ensembles organisés d'information servant dans l'exécution des tâches et des activités dans un domaine particulier.

- Contexte de travail : Facteurs physiques, environnementaux et sociaux ayant une influence sur la nature du travail.

- Activités du travail : Types d'activités générales liées au travail.

Nous ajoutons à ces cinq catégories une traduction libre de la définition des tâches selon O*NET[7]:

Tâches : Activités spécifiques qui peuvent être uniques pour chaque occupation.

Ces définitions ont l'avantage d'être basées sur celles du système américain O*NET, qui est notre principale source d'information quant aux caractéristiques des professions.

Dans ce rapport nous utilisons les termes compétences ou attributs pour parler des compétences, habiletés, connaissances, contexte de travail, activités de travail et tâches.

Soulignons également la distinction entre les attributs qui décrivent des caractéristiques liées aux travailleurs (compétences, habiletés, connaissances) et les attributs qui décrivent des caractéristiques liées aux emplois (contexte de travail, activités du travail, tâches). Dans un contexte d'analyse de l'impact des changements technologiques sur le travail suite à la variation de divers attributs, cette distinction est importante. En effet, les implications d'une variation significative d'un attribut

[7] Voir https://www.onetonline.org/help/online/details

seront différentes dépendamment de si cet attribut concerne directement les travailleurs (par exemple une augmentation de l'importance des connaissances en informatique ou de l'habileté *raisonnement mathématiques*) ou si l'attribut concerne les emplois (par exemple une diminution du contexte de travail *Se pencher ou se tordre le corps* ou *Faire des gestes répétitifs*). Les variations de caractéristiques liées aux travailleurs pourraient potentiellement servir à mieux cerner les besoins de ceux-ci en matière de formation, alors que les variations de caractéristiques liées aux emplois offrent plutôt des pistes de réflexion quant à l'impact de l'innovation sur les occupations comme telles.

2.1 Classification nationale des professions (CNP)

Au Canada, les occupations sont regroupées selon la Classification nationale des professions (CNP), un système élaboré dans le cadre d'un partenariat collaboratif entre Emploi et Développement social Canada et Statistique Canada. Cette classification est utilisée par Statistique Canada dans toutes ses enquêtes sur le marché du travail. La CNP présente une structure systématique de classification qui catégorise l'ensemble des activités professionnelles au Canada. La version actuelle comprend environ 30 000 appellations d'emploi, qui sont ensuite organisées selon une structure hiérarchique à quatre niveaux. Le 1er niveau comprend 10 grandes catégories professionnelles, le 2e niveau est composé de 40 grands groupes, le 3e niveau est constitué de 140 groupes intermédiaires et enfin le 4e niveau se divise en 500 groupes de base.

Par exemple, la profession d'hygiéniste dentaire fait partie du groupe de base *3222 Hygiénistes et thérapeutes dentaires*, du groupe intermédiaire *322 Personnel technique en soins dentaires*, du grand groupe *32 Personnel technique des soins de santé* et de la grande catégorie professionnelle *3 Secteur de la santé*. Pour les fins de l'appariement entre les différentes sources de données, nous nous concentrons ici sur les 500 groupes de base, c'est-à-dire au niveau détaillé à quatre chiffres. Les groupes de base représentent une seule profession (*2112 Chimistes*) ou quelques professions regroupées ensemble (*2161 Mathématiciens, statisticiens et actuaires*). Le contenu de

la CNP est mis à jour tous les cinq ans et une révision structurelle est effectuée tous les dix ans.

2.2 Recensements de 2006 et 2016

Le Recensement de Statistique Canada, mené en mai tous les cinq ans, a pour but de dresser un portrait statistique détaillé de la population canadienne sur un ensemble de thèmes variés, tels la langue, la scolarité ou encore le travail. C'est à partir des Recensements de 2006 et de 2016 que nous obtiendrons les données de la structure occupationnelle du Canada. Les tableaux qui retiennent notre intérêt décomposent la population active âgée de 15 ans et plus selon la profession (CNP), la catégorie de travailleur, la situation d'activité, l'âge et le sexe.

Le Recensement de 2016 a été choisi puisque c'est le plus récent, alors que celui de 2006 a été sélectionné afin d'avoir un horizon temporel assez long pour que des changements puissent être détectés en matière de variation de la demande d'attributs. Idéalement, un recensement qui remonte à plus loin que 2006 aurait été pris, mais les problèmes de correspondance entre les différentes versions de la CNP se seraient multipliés. Au final, l'horizon temporel avec lequel nous travaillons correspond à celui de Freeman *et coll.* (2020); une période de référence de 10 ans semble donc appropriée.

Les données retenues pour notre analyse sont le nombre total de travailleurs pour chacune des catégories de la CNP, selon le sexe (hommes, femmes), et sept groupes d'âge définis par Statistique Canada (15-24 ans, 25-34 ans, 35-44 ans, 45-54 ans, 55-64 ans, 65-74 ans et 75 ans et plus). C'est donc dire que pour un même groupe de base de la CNP, par exemple *4312 Pompiers*, nous avons 24 catégories de travailleurs différentes : le nombre d'hommes, le nombre de femmes, le nombre total, le nombre d'hommes de 15-24 ans, le nombre de femmes de 15-24 ans, le nombre total de 15-24 ans, etc. par Statistique Canada.

Pour le Recensement de 2016, les données proviennent du tableau 98-400-X201691. Pour le Recensement de 2006, une demande de données personnalisées a été faite directement auprès de Statistique Canada.

2.3 Classification des professions reflétant les compétences en STIM

Statistique Canada a proposé, pour consultation, une nouvelle version du CNP 2016, 1.2 reflétant la transformation de la composition des emplois qui nécessitent de plus en plus de compétences dans les domaines des sciences, technologie, ingénierie et mathématiques.

Cette version préliminaire de la variante CNP 2016 Perspective STIM regroupe le contenu de la CNP 2016 version 1 en trois parties (1) les professions STIM, (2) les professions liées aux STIM et (3) les professions autres que STIM. Plus précisément, Statistique Canada définit les trois groupes comme suit[8] :

- Les professions STIM qui génèrent des avancées et créent des innovations grâce à l'application des connaissances et de l'expertise d'un ou plusieurs des domaines de la science, de la technologie, de l'ingénierie et des mathématiques (STIM) en tant que fonction centrale de la profession. Exemple de profession : (2113) Géoscientifiques et océanographes, (2114) Météorologues et climatologues et (2115) Autres professionnels/professionnelles des sciences physiques.

- Les professions liées aux STIM qui requièrent l'application des connaissances et de l'expertise d'un ou plusieurs des domaines de la science, de la technologie, de l'ingénierie et des mathématiques (STIM) afin de s'acquitter de fonctions essentielles liées à ces professions. Exemple de profession : (2153) Urbanistes et planificateurs/planificatrices de l'utilisation des sols (2154)

8 Pour la liste complète des professions identifiées comme STIM, veuillez consulter le site de Statistique Canada https://www.statcan.gc.ca/fra/sujets/norme/cnp/avis/stim01/prelim

Arpenteurs-géomètres/arpenteuses-géomètres et (2222) Inspecteurs/inspectrices des produits agricoles et de la pêche.

- Les professions autres que STIM qui requièrent l'application de connaissances et de compétences dans un ou plusieurs des domaines autres que le STIM afin de s'acquitter de fonctions centrales liées à la profession. Cette catégorie comprend une grande variété de domaines professionnels tels que la haute gestion, le droit, la culture, les loisirs, les opérations et la vente. Cette catégorie comprend également les professions pouvant nécessiter des connaissances ou une expertise acquise dans le cadre d'études ou de la formation formelle et non formelle. Exemple de profession : (1253) Techniciens/techniciennes à la gestion des documents, (1311) Techniciens/techniciennes en comptabilité et teneurs/teneuses de livres et (1312) Experts/expertes en sinistres et rédacteurs/rédactrices sinistres.

Nous avons utilisé cette classification des professions pour regarder quelles étaient les différences dans la variation de la demande de compétences, selon le groupe de professions identifié par Statistique Canada.

*2.4 Base de données O*NET*

Tel que mentionné précédemment, O*NET est un système d'information sur les professions créées en 1998 par le ministère du Travail des États-Unis (*U.S. Department of Labor*). O*NET possède sa propre classification des professions, intitulée O*NET-SOC, parce qu'elle reprend la *Standard Occupation Classification* (SOC) du Bureau de la statistique américain (*Bureau of Labor Statistics* ou BLS). La SOC est l'équivalent américain de la CNP canadienne.

La base de données O*NET « décrit les caractéristiques des professions à partir d'un ensemble de descripteurs définis exhaustivement… » (Hart, 2010). Les descripteurs sont classés en une multitude de catégories; parmi celles-ci, nous en retiendrons trois : les habiletés (*Abilities*), les connaissances (*Knowledge*) et le

contexte de travail (*Work Context*). Ces catégories comportent un nombre variable d'attributs : au total, on dénombre 52 habiletés, 33 connaissances et 55 contextes de travail. Pour toutes les professions de O*NET-SOC, ces attributs se voient attribuer une valeur selon une échelle et des critères bien précis. Par exemple, la profession *11-1011.00 Chief Executives* pourrait se voir attribuer une cote de 4,5 pour l'habileté *Compréhension écrite*, une cote de 4 pour la connaissance *Mathématiques* et une cote de 2 pour le contexte de travail *Automatisation*. Les valeurs attribuées aux différents attributs proviennent de questionnaires; ceux-ci sont complétés par un certain nombre de titulaires (*job incumbents*), d'analystes du travail ou d'experts occupationnels (*occupational experts*). Chaque catégorie d'attribut possède son propre questionnaire : il y a un questionnaire « Habiletés », un questionnaire « Connaissances » et un questionnaire « Contexte de travail ».

Les questionnaires « Habiletés » et « Connaissances » comportent deux questions pour chaque attribut : « À quel point est-ce que cette habileté/connaissance est importante pour votre travail actuel ? » sur une échelle de 1 à 5, et « Quel niveau de cette habileté/connaissance est requis pour effectuer votre travail ? » sur une échelle de 1 à 7. Le questionnaire « Habiletés » est rempli presque exclusivement par des analystes du travail, alors que le questionnaire « Connaissances » est complété en majorité par des titulaires, avec un nombre non-négligeable d'analystes du travail et d'experts occupationnels qui s'occupent des professions où il est plus difficile de rejoindre des titulaires.

Le questionnaire portant sur le contexte de travail est un peu différent : il ne comporte qu'une seule question par attribut, mais la question et la signification de l'échelle varient d'un attribut à l'autre. Par exemple, la question portant sur l'attribut *Automatisation* est la suivante : « À quel point est-ce que votre travail est automatisé ? » avec une échelle où 1 = pas du tout automatisé, 2 = un peu automatisé, 3 = moyennement automatisé, 4 = très automatisé et 5 = complètement automatisé. Pour un autre attribut, tel que *Répétition des tâches*, la question et l'échelle seront différentes : « Dans le cadre de votre travail, combien de temps passez-vous à

effectuer des mouvements répétitifs ? » avec une échelle où 1 = jamais, 2 = moins de la moitié du temps, 3 = la moitié du temps, 4 = plus de la moitié du temps et 5 = continuellement ou presque continuellement. Tout comme le questionnaire « Connaissances », le questionnaire « Contexte de travail » est majoritairement rempli par des titulaires, avec la contribution d'analystes du travail et d'experts occupationnels pour les professions où les titulaires sont plus difficiles à rejoindre.

Dans le cadre de notre analyse, nous retenons 22 attributs O*NET : 4 connaissances, 4 contextes de travail et 14 habiletés, que nous classons en 6 catégories de la manière suivante :

Tableau 3. Attributs O*NET sélectionnés

Attributs O*NET	
Travail physique	*Habiletés sociales*
(1) Automatisation*	(13) Compréhension écrite
(2) Faire des gestes répétitifs*	(14) Compréhension orale
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	(15) Expression écrite
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	(16) Expression orale
Interactions sociales	*Habiletés physiques et psychomotrices*
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	(17) Dextérité manuelle
(6) Être en contact avec d'autres personnes	(18) Endurance
	(19) Coordination de plusieurs membres
Habiletés cognitives	(20) Coordination globale du corps
(7) Créativité	
(8) Facilité à concevoir des idées	*Connaissances*
(9) Facilité avec les nombres	(21) Administration des affaires*
(10) Mémorisation	(22) Mathématiques*
(11) Raisonnement déductif	(23) Mécanique*
(12) Raisonnement mathématiques	(24) Ordinateurs et électronique*

Note : L'astérisque (*) indique les attributs étudiés dans le Freeman *et coll.* (2020)

Nous reprenons d'abord les 4 connaissances (*Connaissances*) et les 4 contextes de travail (*Travail physique*) du tableau 1 de Freeman *et al.* (2020, p. 396), qui mentionnent que ces attributs – en particulier l'automatisation et la répétitivité des tâches – ont fait l'objet d'une attention considérable en ce qui a trait au futur du travail. La littérature mettant en relief la complémentarité entre les changements technologiques et les compétences/habiletés des travailleurs est vaste.

Notons parmi les attributs en lien avec les mathématiques la connaissance *mathématiques (22)* et deux habiletés cognitives soient *la facilité avec les nombres (9)* et *le raisonnement mathématiques (12).*

De son côté, Deming (2017) a documenté l'importance accrue des aptitudes sociales dans le marché du travail entre 1980 et 2012, une période de référence qui chevauche partiellement la nôtre. C'est dans cette optique que nous ajoutons à notre

analyse 14 habiletés que nous classons en quatre catégories : *Habiletés artistiques, habiletés cognitives, habiletés physiques* et *habiletés sociales*.

Pour les attributs d'habiletés et de connaissances, nous nous concentrons uniquement sur les résultats de la question d'importance, qui peuvent prendre une valeur de 1 (pas important) à 5 (extrêmement important) puisque c'est la méthode que privilégie Freeman *et coll.* (2020). En ce qui concerne les contextes de travail, Freeman *et coll.* (2020) ont d'abord décidé de les mesurer en prenant la proportion des répondants qui se situent dans les deux catégories les plus hautes sur l'échelle de 1 à 5 (donc la proportion de répondants qui ont indiqué 4 ou 5 dans le questionnaire). Ils ont ensuite obtenu des résultats très similaires en répliquant leur analyse avec la réponse moyenne des répondants (Freeman *et al*. 2020) et c'est cette méthode que nous privilégions dans la présente étude. Cette façon de procéder permet d'obtenir des résultats qui sont davantage comparables d'un attribut à l'autre, puisqu'ils sont tous mesurés sur la même échelle de 1 à 5, au lieu d'avoir des valeurs entre 0 et 1 pour les quatre contextes de travail et des valeurs entre 1 et 5 pour les habiletés et les connaissances.

La base de données O*NET est mise à jour sur une base continue, mais irrégulière; certaines années comptent 4 mises à jour alors que d'autres en ont qu'une. Afin de mesurer l'évolution de la demande de divers attributs entre 2006 et 2016, nous utilisons les versions O*NET 10.0 (2006) et O*NET 20.1 (2016).

2.5 Conversion de la structure occupationnelle de 2006

La première étape de la construction de notre base de données consiste à mettre les structures occupationnelles des Recensements de 2006 et 2016 sous une même classification. En effet, la structure de la CNP a complètement été révisée en 2011, de sorte que les données du Recensement de 2006 (classées selon la CNP-S 2006) ne sont pas directement comparables avec les données du Recensement de 2016 (classées selon la CNP 2016).

Il s'agit donc de convertir la structure occupationnelle du Recensement de 2006 vers la CNP de 2016, afin d'obtenir des données comparables d'un recensement à l'autre. Dans la majorité des cas, la conversion entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016 se fait de façon assez directe :

Tableau 4. Extrait de la structure occupationnelle de 2006 avant la conversion

Profession		Total	Hommes	Femmes
B514	Réceptionnistes et standardistes	145 965	9020	136945
B522	Commis à la saisie de données	52 840	10 400	42440
B523	Opérateur d'équipement d'éditique et personnel assimilé	3 725	1355	2370
B524	Téléphonistes	11 975	2810	9135

Source: Classification nationale des professions (CNP-S2006)

Tableau 5. Extrait de la structure occupationnelle de 2006 après la conversion

Profession		Total	Hommes	Femmes
1414	Réceptionnistes et standardistes	157 940	11 830	146 110
1422	Commis à la saisie de données	52 840	10400	42440
1423	Opérateur d'équipement d'éditique et personnel assimilé	3725	1355	2370

Source: Classification nationale des professions (CNP-S2006 et CNP-2016)

Il arrive parfois qu'il soit impossible d'effectuer une conversion parfaite; par exemple, lorsqu'une profession de la CNP-S 2006 est séparée en plusieurs nouvelles professions dans la CNP 2016. Il s'agit donc de décider de façon subjective quoi faire avec le nombre de travailleurs. Si l'impact de la conversion imparfaite est jugé majeur, les professions affectées seront considérées « problématiques » et seront exclues de notre analyse. Si au contraire l'impact de la conversion imparfaite est jugé mineur, les professions affectées ne seront pas écartées.

L'exercice décrit au cours des précédents paragraphes est effectué manuellement pour les 520 groupes de base de la CNP-S 2006. Le résultat final est une structure occupationnelle de 2006 qui est classée selon les 500 groupes de base de la CNP 2016 et qui est donc directement comparable avec la structure occupationnelle de 2016. Une version plus détaillée de la méthode utilisée pour réaliser la construction des données est disponible dans Deutsch-Heng (2021).

*2.6 Appariement de la classification O*NET à la CNP*

Une fois les données de la structure occupationnelle des Recensements de 2006 et de 2016 classées sous la CNP 2016, il faut maintenant les rendre comparables avec les informations du système O*NET. Ce dernier possède sa propre classification des occupations, O*NET-SOC, qui est révisée de façon irrégulière. La version O*NET 10.0 utilise la O*NET-SOC 2006 alors que la version O*NET 20.3 utilise la O*NET-SOC 2010. Il faut donc effectuer une correspondance entre la CNP 2016 et ces deux versions de O*NET-SOC afin de pouvoir associer les valeurs d'O*NET 10.0 à la structure occupationnelle du Recensement de 2006 et les valeurs d'O*NET 20.3 à la structure occupationnelle du Recensement de 2016.

Pour ce faire, nous effectuons d'abord une correspondance entre la CNP 2016 et la O*NET-SOC 2010 à l'aide de la passerelle existante de la Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship (2018). Cette passerelle associe au moins une occupation de O*NET-SOC 2010 à chaque occupation de la CNP 2016; comme la classification O*NET est beaucoup plus granulaire, il arrive souvent qu'une même occupation de la CNP ait plusieurs correspondances O*NET.

Nous utilisons ensuite les passerelles disponibles sur le site web d'O*NET [9] afin de passer de O*NET-SOC 2010 à O*NET-SOC 2009 puis de O*NET-SOC 2009 à O*NET-SOC 2006. Au final, nous obtenons une matrice de correspondance avec toutes les

[9] Voir U.S. Department of Labor/Employment and Training Administration, s.d.-a et s.d.-b

occupations de la CNP 2016 et les occupations correspondantes de O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006.

*2.7 Calcul de la valeur des attributs O*NET sélectionnés pour chaque occupation de la CNP*

Nous avons maintenant une matrice de correspondance entre la CNP 2016 et les classifications O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006. C'est à l'aide de cette matrice et des fichiers O*NET 10.0 et 20.3 que nous allons assigner une valeur à nos 22 attributs O*NET pour chacune des professions de la CNP.

Tableau 6. Extrait de la matrice de correspondance

CNP 2016		O*NET-SOC 2010		O*NET-SOC 2006
11	11-1031.00	Législateurs	11-1031.00	Législateurs
12	11-1011.00	Cadres supérieurs - Administration publique	11-1011.00	Cadres supérieurs - Administration publique
12	11-1011.03	Directeurs du développement durable	Nd	nd
12	11-1021.00	Directeurs généraux et des opérations	11-1021.00	Directeurs généraux et des opérations
2112	19-2031.00	Chimistes	19-2031.00	Chimistes
2133	17-2071.00	Ingénieurs électriques	17-2072.00	Ingénieurs électriques
2133	17-2071.00	Ingénieurs électriques	17-2072.00	Ingénieurs électriques

Traduction libre des termes

Dans plusieurs des cas, la correspondance est simple et l'occupation de la CNP correspond à une seule et même occupation sous les deux classifications O*NET.

Il arrive aussi souvent qu'une même occupation de la CNP corresponde à plus d'une occupation O*NET; c'est le cas par exemple de *2133 Ingénieur(e)s électricien(ne)s et électronicien(ne)s*, qui correspond aux occupations O*NET *17-2071.00 Electrical Engineers* et *17-2072.00 Electronics Engineers*. Dans ce cas, la valeur

de l'attribut *Créativité* sera donc égale à 3.25 en 2016; cette valeur est obtenue en faisant la moyenne du score des occupations *17-2071.00 Electrical Engineers* et *17-2072.00 Electronics Engineers* du fichier O*NET 20.3. La valeur de 3.01 pour 2006 est obtenue de la même façon à partir du fichier O*NET 10.0.

Parfois, une occupation de la CNP correspond à une occupation de la O*NET-SOC 2010 qui n'existait pas sous la O*NET-SOC 2006; c'est le cas de *0012 Cadres supérieur(e)s - administration publique* qui selon la matrice correspond aux trois occupations de la O*NET-SOC 2010 suivantes : *11-1011.00 Chief Executives*, *11-1011.03 Chief Sustainability Officers* et *11-1021.00 General and Operations Managers*. Comme l'occupation *11-1011.03 Chief Sustainability Officers* n'existe pas sous la O*NET-SOC 2006, nous l'écartons complètement du calcul, pour 2016 comme pour 2006. La valeur de l'attribut *Créativité* de l'occupation *0012 Cadres supérieur(e)s - administration publique* sera donc la moyenne des scores des occupations *11-1011.00 Chief Executives* et *11-1021.00 General and Operations Managers* dans les fichiers O*NET 20.3 et O*NET 10.0.

Enfin, certaines occupations de la CNP correspondent à des occupations O*NET pour lesquelles il n'y a pas de données dans le fichier O*NET 20.3 et/ou le fichier O*NET 10.0. C'est le cas de l'occupation de la CNP *0011 Membres des corps législatifs*, qui correspond à l'occupation O*NET *11-1031.00 Legislators*. Comme il n'y a pas de données pour cette dernière dans les fichiers O*NET 20.3 et O*NET 10.0, nous n'avons pas d'autre choix que d'écarter complètement *0011 Membres des corps législatifs* de notre analyse. Nous répétons cet exercice pour les 500 occupations de la CNP 2016 et pour les 22 attributs O*NET sélectionnés. Pour plus de détails sur la méthodologie de conversion, voir Deutsch-Heng (2021).

2.8 Données finales

Suite à la démarche expliquée précédemment, nous obtenons deux tableaux de 446 x 22 qui contiennent la valeur des 22 attributs O*NET pour les 446 occupations

de la CNP 2016 pour nos deux années de référence ainsi que deux tableaux de 446 x 24 qui contiennent le nombre de travailleurs de nos 24 groupes démographiques pour les 446 occupations de la CNP 2016 pour nos deux années de référence. Il est important de noter que le nombre d'occupations retenues dans notre analyse structurelle-résiduelle est de 446 puisque 54 des 500 groupes de base de la CNP 2016 ont dû être écartés lors de la construction de la base de données : 23 occupations ont été mises de côté à cause d'une conversion imparfaite de la CNP-S 2006 vers la CNP 2016 et 31 occupations ont été retirées puisque leur(s) équivalent(s) O*NET n'avai(en)t pas de données disponibles dans la version O*NET 10.0 et/ou O*NET 20.3.

Les données finales comportent l'information sur les attributs O*NET des professions couvrant 85.7 % des travailleurs canadiens en 2006 et 86.6 % en 2016. Ce taux de couverture est légèrement plus élevé pour les hommes et les travailleurs plus jeunes.

3 Méthodologie

Nous montrons dans cette section la construction d'un indice de demande agrégée pour chaque compétence, et comment interpréter les changements dans cet indice pour la période 2006-2016.

Définissons tout d'abord A_{pt} comme étant la valeur de l'attribut O*NET A de la profession de la CNP 2016 p à l'année t, et W_{pt} comme étant la proportion de la population active qui fait partie de la profession p à l'année t. L'indice agrégé de l'attribut, c'est-à-dire la valeur de l'attribut pour l'ensemble de la population active, sera donc :

$$A_t = \sum \quad A_{pt} W_{pt}$$

En d'autres mots, on obtient l'indice agrégé d'un attribut en pondérant sa valeur pour chaque profession de la CNP selon la structure occupationnelle à l'année t. Définissons maintenant ΔA_p comme étant la variation de la valeur de l'attribut pour la profession p, et ΔA comme étant la variation de l'attribut pour l'ensemble de la population active. En d'autres mots, ΔA est la variation de l'indice de demande agrégée entre nos deux années de référence. Nous avons donc:

$$\Delta A_p = A_{p2016} - A_{p2006}$$

$$\Delta A = A_{2016} - A_{2006}$$

De même, ΔW_p est la variation de la proportion de la population active qui fait partie de la profession p entre 2006 et 2016 :

$$\Delta W_p = W_{p2016} - W_{p2006}$$

Par conséquent, il est possible d'effectuer une analyse structurelle-résiduelle en décomposant la variation des indices agrégés entre 2006 et 2016 comme suit :

$$\Delta A = \sum \ \Delta A_p W_{p2006} + \sum \ \Delta W_p A_{p2006} + \sum \ \Delta A_p \Delta W_p$$

Le premier terme de l'équation ci-dessus représente la contribution de la variation des attributs *au sein des professions* (ΔA_p), pondérée par la proportion de la population active qui fait partie de la profession lors de la première année de référence (W_{p2006}). Le deuxième terme de la décomposition représente la contribution de la variation de la proportion de travailleurs *entre les professions* (ΔW_p), pondérée par la valeur de A lors de la première année de référence (A_{p2006}). Finalement, le troisième terme est un terme d'interaction qui capture la variation résiduelle.

4 Résultats agrégés

Le *Tableau* 7 montre tout d'abord les attributs ayant les indices les plus élevés en 2016 parmi les 24 attributs sélectionnés pour l'ensemble des professions. De ceux-ci (6) *être en contact avec d'autres personnes,* (5) *coordonner ou diriger d'autres personnes* ainsi que des attributs liés à la communication, (14) *compréhension orale* et (13) *compréhension écrite*, et (16) *expression orale* se trouvent en haut de la liste, confirmant l'importance des compétences de communications et de relations interpersonnelles. Notons que (22) mathématiques occupe le 9e rang (*Tableau* 7).

Tableau 7. Les 10 attributs ayant les indices les plus élevés en 2016 pour l'ensemble des professions

Attributs O*NET	2016
(6) Être en contact avec d'autres personnes	4,412
(14) Compréhension orale	3,712
(16) Expression orale	3,670
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,521
(13) Compréhension écrite	3,414
(11) Raisonnement déductif	3,396
(15) Expression écrite	3,186
(2) Faire des gestes répétitifs	3,112
(22) Mathématiques	**2,989**
(21) Administration des affaires	2,952

Cependant, l'aspect qui nous intéresse dans le présent rapport est d'évaluer la variation agrégée des indices entre 2006 et 2016 afin de documenter l'évolution dans la demande des compétences, ici mesurée par le proxy des attributs. Le tableau 8 présente la variation totale de tous les attributs dans la période analysée.

Les deux attributs ayant connu la plus forte croissance entre 2006 et 2016, pour l'ensemble des professions, sont celles des interactions sociales, soit *(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes* et *(6) Être en contact avec d'autres personnes*. Sans surprise les compétences en lien avec l'utilisation de l'ordinateur et l'électronique (24) ont aussi connu une hausse importante.

Tableau 8. Variations des attributs étudiés entre 2006 et 2016

Attributs	Variation
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	0,410
(6) Être en contact avec d'autres personnes	0,304
(24) Ordinateurs et électronique (21)	0,244
Administration des affaires	0,238
(8) Facilité à concevoir des idées (7)	0,233
Créativité	0,195
(12) Raisonnement mathématiques	**0,116**
(22) Mathématiques	**0,090**
(15) Expression écrite	0,086
(2) Faire des gestes répétitifs	0,079
(3) Rythme déterminé par l'équipement	0,078
(11) Raisonnement déductif	0,068
(9) Facilité avec les nombres	**0,062**
(14) Compréhension orale	0,056
(16) Expression orale	0,032
(13) Compréhension écrite	0,032
(18) Endurance	0,029
(19) Coordination de plusieurs membres	0,022
(4) Se pencher ou se tordre le corps	0,012
(10) Mémorisation	0,010
(23) Mécanique	0,005
(1) Automatisation	-0,024
(20) Coordination globale du corps	-0,049
(17) Dextérité manuelle	-0,069

Note : nous avons identifié en gras les attributs en liens directs avec les mathématiques

Il est intéressant de constater que l'indice de l'attribut de *(20) l'automatisation* a diminué de 0,024, ce qui semble contre-intuitif face aux craintes souvent véhiculées dans la littérature. Nous verrons cependant plus loin des explications possibles à ce résultat. Les indices en liaison aux attributs des habiletés physiques et psychomotrices ont aussi diminué, soit *(17) dextérité manuelle* de -0,069 et *(20) la coordination globale du corps* avec -0,049.

En regardant plus attentivement les attributs en lien avec les mathématiques, soit *(12) Raisonnement mathématiques, (22) Mathématiques et (9) Facilité avec les nombres,* nous constatons une augmentation qui les situe en milieu de peloton de tous nos attributs. Ainsi, bien que la demande augmente pour ces compétences, rien ne

laisse présager à ce stade-ci que l'augmentation est supérieure à la moyenne d'un marché du travail où la demande de compétences augmente en général.

Le tableau en annexe 1 présente la décomposition de la variation de l'indice selon la méthodologie présentée plus haut (Freeman *et coll.*, 2020). C'est-à-dire que la variation de l'indice peut être décomposée entre les changements qui se produisent à l'intérieur de l'occupation, soit la modification dans les tâches que comporte une occupation, ou la variation peut provenir d'un changement dans la proportion de travailleurs qui occupent des postes pour cet attribut. Nous pouvons constater que pour la majorité des attributs étudiés, la variation au sein des professions est plus importante que la variation dans la proportion de travailleurs dans la profession, à l'exception de trois attributs : (10) *mémorisation, (14) compréhension orale et (13) compréhension* écrite, (16) *expression orale* et (20) *coordination globale du corps*.

La croissance est très prononcée au sein de l'occupation pour les attributs relatifs aux habilités sociales : (*5) coordonnée ou diriger d'autres personnes (0,388), (6) être en contact avec d'autres personnes (0,282)*, et deux attributs étudiés en lien avec les connaissances ressortent aussi avec des variations importantes au sein des professions, soit *(24) ordinateur et électronique (0,227) et (21) administration des affaires (0,211).*

En résumé, nos résultats sont cohérents avec la perception selon laquelle le marché du travail demande plus de compétences avec les changements technologiques, sans augmentation plus particulièrement prononcée pour les compétences plus liées aux professions STIM. Dans presque tous les cas, les changements de la demande de compétence sont plus prononcés à l'intérieur des professions définies de façon très précise plutôt qu'entre les occupations, ce qui nous fait dire, similairement à Freeman et al (2020), que ces changements influent plus sur la composition des tâches à l'intérieur des emplois plutôt que par un processus de création-destruction d'emplois qui causerait des mouvements de travailleurs entre différentes occupations.

5 Variation des attributs en lien avec les mathématiques selon le genre et l'âge

Les tableaux des annexes 5 et 6 montrent les indices et la décomposition pour les hommes et les femmes. Nous portons cependant notre attention ici sur les résultats présentés dans l'annexe 7 où nous présentons graphiquement l'évolution selon l'âge et le genre des 24 attributs sélectionnés pour cette étude.

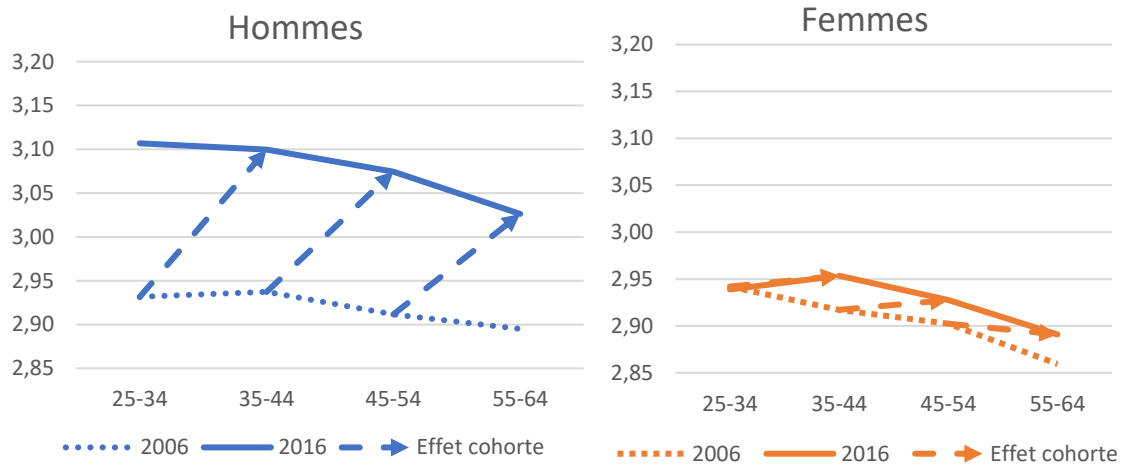
Les figures suivantes illustrent l'évolution de l'indice de connaissance mathématiques entre 25 et 64 pour les hommes et pour les femmes. La ligne pleine montre l'évolution selon le cycle de vie pour 2016 et la ligne pointillée fait de même pour 2006. Les flèches pointillées montrent quant à elle les effets cohortes. Par exemple, si on fait abstraction des changements dans la participation au marché du travail dans le temps, et des effets de composition, les personnes observées dans le groupe de 25-34 ans en 2006 seront observées dans le groupe des 35-44 en 2016.

Alors que la comparaison du groupe des 25-34 à celui des 35-44 pour une même année de recensement montre l'effet de cycle de vie sur la demande de la compétence, les effets cohortes représentés graphiquement captent à la fois l'évolution de la demande pour l'attribut selon le cycle de vie et l'évolution temporelle due au changement technologique. À noter, les graphiques hommes et femmes sont sur la même échelle pour faciliter les comparaisons selon le genre. Cependant, l'échelle varie selon l'attribut pour améliorer la visibilité des différents effets.

Nous illustrons plus en détail ces différents effets en portant notre attention sur les attributs se rapportant aux professions STIM, soit (*22) mathématiques, (12) raisonnement mathématiques, et (9) facilité avec les nombres* en étudiant comment ils varient selon l'âge et si cette évolution diffère entre les hommes et les femmes.

La Figure 1 montre cette évolution pour l'indice de connaissances (22) *mathématiques*. Notons tout d'abord que l'évolution selon l'âge est similaire entre les hommes et les femmes, l'indice allant en diminuant en vieillissant.

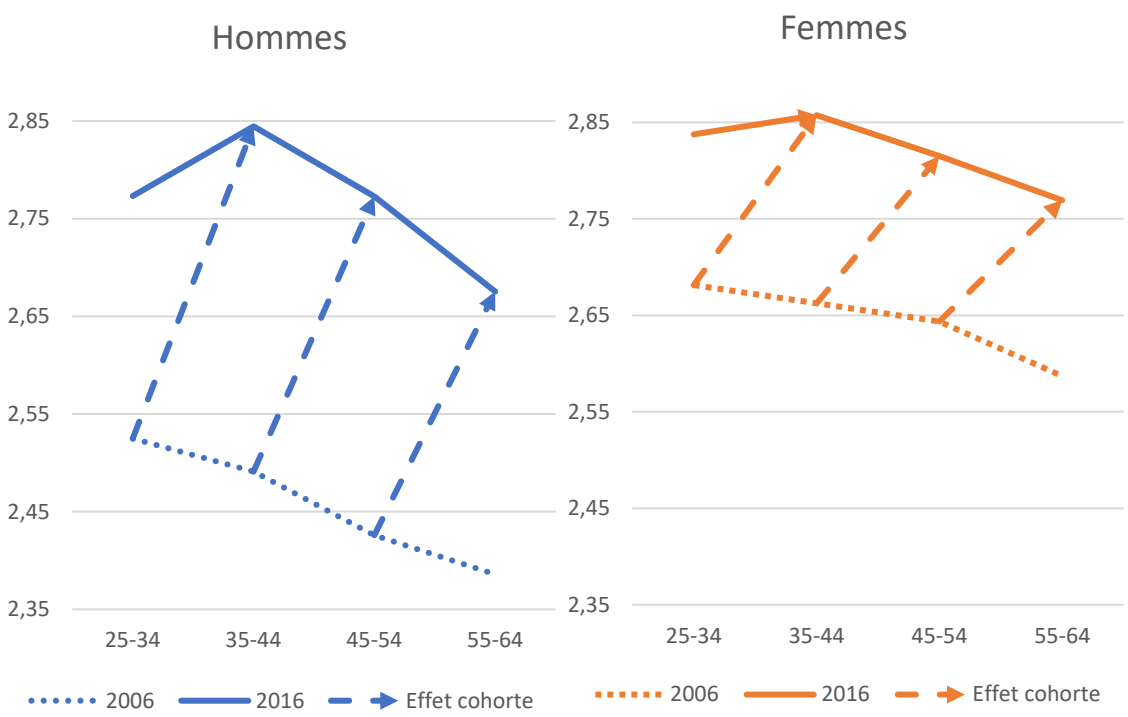
Figure 1. Indice Connaissance - Mathématiques



Les changements sur 10 ans sont en revanche fortement différenciés entre les hommes et les femmes : nous constatons une forte hausse de la demande pour les connaissances en mathématiques pour les hommes alors que la hausse est somme toute minime pour les femmes.

Il est instructif de contraster ces changements à ceux observés pour les autres attributs de connaissances. Par exemple, à la Figure 2, les changements observés pour la demande de connaissances en *Ordinateurs et électroniques (24)* sont à la fois plus importants et plus similaires entre les hommes et les femmes. Dans ce dernier cas, on constate même que le marché du travail converge pour les deux genres, les hommes rattrapant les femmes au niveau de cet attribut.

Figure 2. Indice Connaissance – Ordinateurs et électroniques



Il en est de même pour l'attribut de connaissances pour lequel la demande a le plus augmenté, soit les connaissances en *administration des affaires (21)* (Figure 25 en annexe). Dans ce dernier cas, les variations selon l'âge sont contraires aux connaissances mathématiques, la demande de connaissance en administration des affaires augmentant avec l'âge, probablement à cause du passage des travailleurs à des postes plus en lien avec la gestion pour les travailleurs plus âgés. Nous présentons ces mêmes graphiques pour les autres attributs en annexes.

En résumé, pour ce qui est des connaissances en (22) *mathématiques*, bien que la demande pour ces connaissances augmente dans le temps, cette augmentation est moindre que pour les connaissances en administration des affaires ou en ordinateurs et électroniques. De plus, cette hausse est fortement inégale entre les hommes et les femmes, contrairement aux autres connaissances mentionnées plus tôt.

Les deux autres attributs plus en lien avec les professions STIM sont les habiletés cognitives (12) *Raisonnement mathématiques* (Figure 3) et (9) *Facilité avec les nombres* (Figure 4). Il est évident que l'évolution par cohorte et par âge est similaire pour les deux attributs. L'évolution par âge est similaire à celle observée pour les connaissances en mathématiques, l'attribut étant moins en demande pour les travailleurs plus vieux. Nous constatons aussi une hausse temporelle de la demande pour l'attribut qui, contrairement aux connaissances en mathématiques, est plus égalitaire entre les hommes et les femmes.

Notons aussi que même si la différence des courbes entre les hommes et les femmes est plus grande en 2006 qu'en 2016, il existe une différence plus grande entre les courbes 2006 qu'entre les courbes de 2016, montrant ainsi une convergence de la demande de l'attribut entre les deux genres.

Figure 3. Indice Habileté cognitive - Raisonnement mathématiques

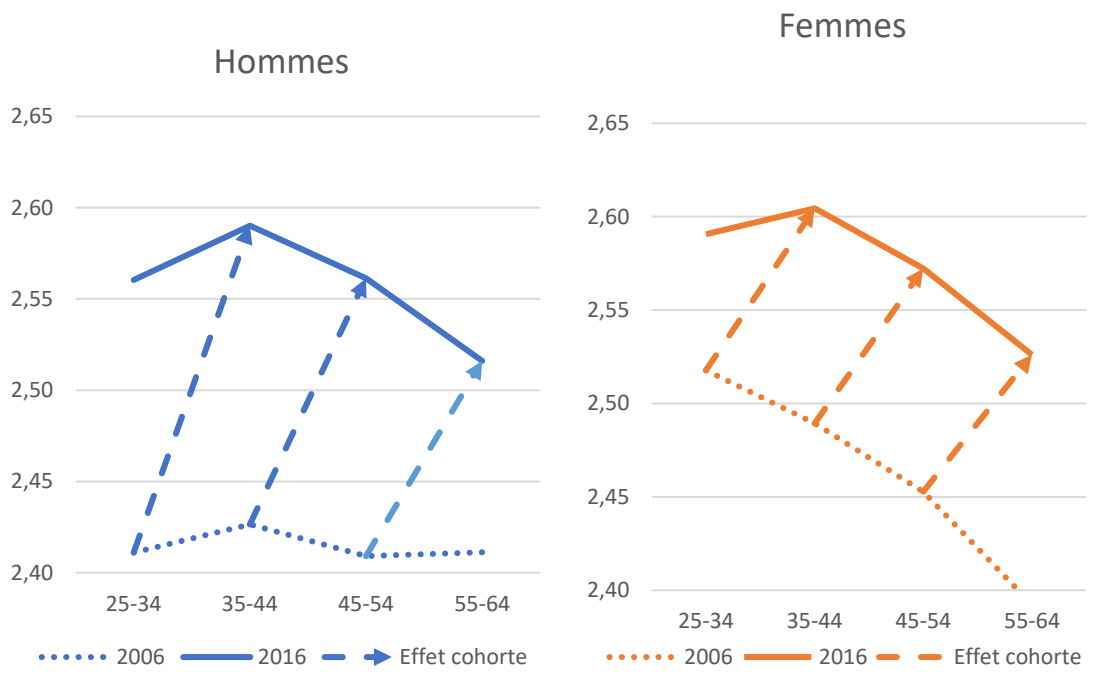
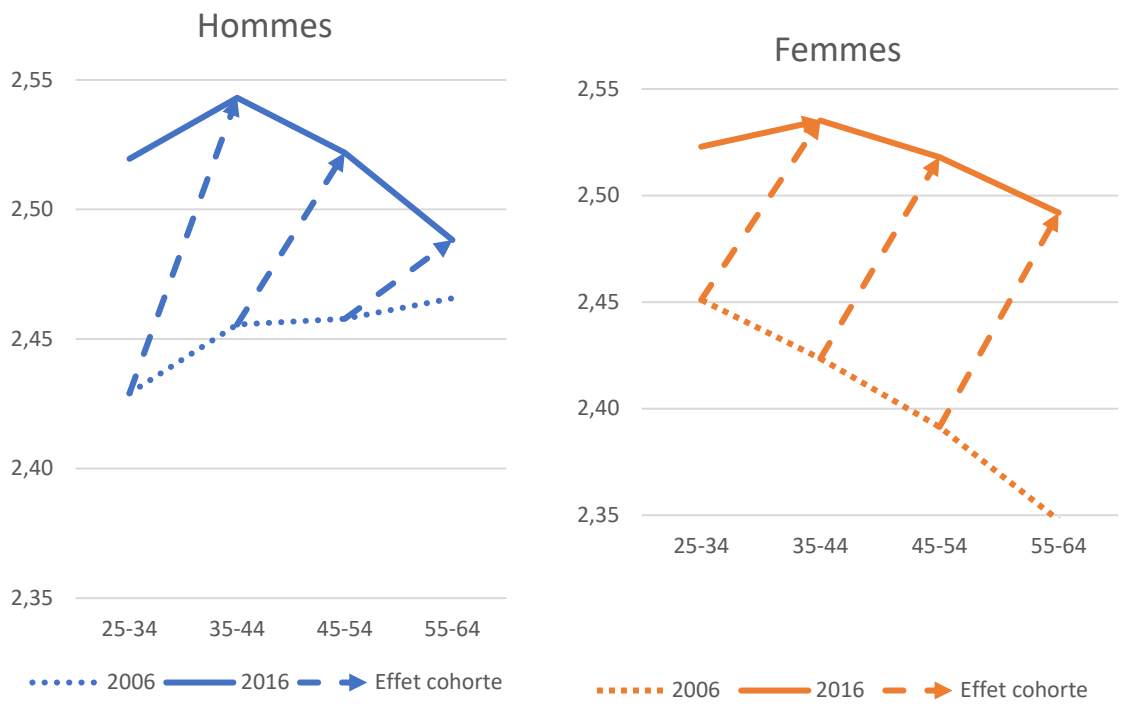


Figure 4. Indice Habileté cognitive - Facilité avec les nombres



Si nous comparons l'évolution de la demande pour ces attributs plus en lien avec les professions STIM à l'évolution observée pour les autres habiletés cognitives dans l'Annexe 7, p. ex. la créativité (Figure 11), la facilité à concevoir des idées (Figure 12), la mémorisation (Figure 14) ou le raisonnement déductif (Figure 15), nous obtenons deux conclusions principales.

Premièrement, les hausses observées pour les attributs plus en lien avec les STIM sont moins élevées que celles des attributs en lien avec la créativité. De plus, pour ces dernières ces compétences sont plus féminines, même si la tendance est à la convergence (l'augmentation pour les hommes est plus élevée que pour les femmes).

Deuxièmement, alors que l'augmentation de la demande pour les habiletés cognitives liées aux STIM est observée pour les hommes et pour les femmes, les changements sont différents pour les deux dernières habiletés cognitives, Mémorisation et Raisonnement déductif. Dans le premier cas, on observe une baisse

(même si minime) pour les hommes et une légère augmentation pour les femmes, indiquant une divergence selon le genre. Pour l'habileté cognitive raisonnement déductif, nous observons une forte hausse pour les hommes de tous les groupes d'âge et une augmentation moyenne nulle pour les femmes, la demande augmentant pour les plus jeunes et diminuant pour les plus âgées.

6 Analyse des indices pour les professions STIM, les professions liées aux STIM et les autres professions

Le *Tableau* 9 présente la proportion des travailleurs par type d'occupation selon la version préliminaire de la variante CNP 2016 Perspective STIM. Une fois les manipulations des données terminées, c'est-à-dire une fois l'élimination des occupations qui ne se transfèrent pas lors de la conversion du NOC-2006 au NOC-2016, ainsi que de la suppression des occupations qui n'ont pas de données valides pour le classement des attributs de 2006 ou de 2016, nous avons classé les occupations restantes. En 2016, les professions STIM représentent 4 % des occupations (7 % pour les hommes et 2 % pour les femmes), les professions liées aux STIM 17 % et 65 % pour les professions autres que STIM. Fait intéressant à noter est la différence importante qu'il existe dans la représentation des femmes et des hommes. Les femmes occupent davantage des postes autres que STIM, 72 % par rapport à 58 %, alors que les hommes sont plus présents dans les occupations liées aux STIM et STIM.

Tableau 9. Proportion du nombre de travailleurs par type d'occupation en 2016

	Total	Homme	Femme
Autres que STIM	65%	58%	72%
Liées au STIM	17%	23%	10%
STIM	4%	7%	2%

Notons par ailleurs que ces proportions ont très peu changé entre 2006 et 2016. Le pourcentage des femmes dans les professions STIM est stable à 2 %, mais celui dans les professions liées au STIM est passé de 9 % à 10 %. Pour les hommes, la fraction dans les professions STIM a augmenté de 1 % et celle dans les professions autres que STIM a baissé de 1 %.

6.1 Les occupations STIM

Pour les occupations STIM tel que défini dans la section précédente, les attributs les plus importants en 2016 étaient, comme pour l'ensemble des occupations, *(6) être en contact avec d'autres personnes,* cependant l'attribut *(24) ordinateur et électronique* arrive au 2e rang. À noter que pour les professions STIM l'attribut mathématiques arrive au 5e rang et le raisonnement mathématiques au 10e rang.

Il est important de constater que pour ces occupations, la variation des compétences liées aux mathématiques est très importante. En effet, (9) *Facilité avec les nombres,* (12) *Raisonnement mathématiques*, (22) *Mathématiques* arrivent au premier, 2e et 4e rang respectivement. L'augmentation de l'indice de l'attribut (9) *Facilité avec les nombres* est relativement très importante par rapport aux autres variations avec 0,635. (Voir les tableaux dans les annexes 2, 3 et 4).

Si on regarde la décomposition de la variation des indices pour les professions STIM, on remarque que concernant les attributs physiques, la variation est principalement due à une augmentation de l'attribut au sein de la profession, alors que pour les interactions sociales, la variation est due à une augmentation de la proportion de travailleurs dans ces occupations. Pour les habiletés cognitives, notons une forte augmentation de l'indice de l'attribut *(12) Raisonnement mathématiques (0,273)* au sein des occupations. Les variations dans les attributs en lien avec les habiletés sociales sont faibles. Notons aussi la croissance au sein des professions des indices des attributs *(22) Mathématiques (0,233)* et *(24) Ordinateur et électronique (0,117)*.

Tableau 10. Variations des indices entre 2006 et 2016

Professions STIM		Professions liées aux STIM		Professions autres que STIM	
(9) Facilité avec les nombres	0,635	(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	0,633	(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	0,376
(12) Raisonnement mathématiques	0,303	(6) Être en contact avec d'autres personnes	0,395	(6) Être en contact avec d'autres personnes	0,302
(2) Faire des gestes répétitifs*	0,269	(21) Administration des affaires*	0,387	(21) Administration des affaires*	0,211
(22) Mathématiques*	0,262	(24) Ordinateurs et électronique*	0,362	(24) Ordinateurs et électronique*	0,210
(8) Facilité à concevoir des idées	0,152	(8) Facilité à concevoir des idées	0,354	(8) Facilité à concevoir des idées	0,202
(24) Ordinateurs et électronique*	0,116	(3) Rythme déterminé par l'équipement*	0,345	(7) Créativité	0,172
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	0,047	**(12) Raisonnement mathématiques**	0,321	(11) Raisonnement déductif	0,077
(21) Administration des affaires*	0,036	(19) Coordination de plusieurs membres	0,317	(15) Expression écrite	0,068
(23) Mécanique*	0,032	(7) Créativité	0,314	(14) Compréhension orale	0,053
(6) Être en contact avec d'autres personnes	0,026	**(22) Mathématiques***	0,313	**(12) Raisonnement mathématiques**	0,043
(18) Endurance	0,023	**(9) Facilité avec les nombres**	0,285	(13) Compréhension écrite	0,041
(15) Expression écrite	0,020	(2) Faire des gestes répétitifs*	0,212	(2) Faire des gestes répétitifs*	0,038
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	0,017	(18) Endurance	0,191	(16) Expression orale	0,033
(13) Compréhension écrite	0,014	(15) Expression écrite	0,156	**(22) Mathématiques***	0,019
(20) Coordination globale du corps	0,007	(1) Automatisation*	0,123	(3) Rythme déterminé par l'équipement*	0,016
(7) Créativité	0,003	(4) Se pencher ou se tordre le corps*	0,105	(10) Mémorisation	0,010
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	0,002	(23) Mécanique*	0,097	(18) Endurance	-0,004
(1) Automatisation*	-0,027	(14) Compréhension orale	0,089	(4) Se pencher ou se tordre le corps*	-0,007
(14) Compréhension orale	-0,029	(11) Raisonnement déductif	0,080	(23) Mécanique*	-0,028
(17) Dextérité manuelle	-0,082	(16) Expression orale	0,063	**(9) Facilité avec les nombres**	-0,040
(16) Expression orale	-0,096	(20) Coordination globale du corps	0,061	(19) Coordination de plusieurs membres	-0,042
(10) Mémorisation	-0,120	(10) Mémorisation	0,032	(1) Automatisation*	-0,060
(19) Coordination de plusieurs membres	-0,153	(17) Dextérité manuelle	0,008	(20) Coordination globale du corps	-0,075
(11) Raisonnement déductif	-0,192	(13) Compréhension écrite	-0,015	(17) Dextérité manuelle	-0,094

6.2 Les occupations liées aux STIM

Contrairement aux professions identifiées comme étant STIM, les attributs des professions liées aux STIM (les professions qui requièrent l'application des connaissances et de l'expertise des domaines STIM) ayant le plus augmenté entre 2006 et 2016 sont en lien avec les interactions sociales, soient *(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes* et *(6) Être en contact avec d'autres personnes*. Ces deux attributs ressortent aussi comme étant les plus importants pour ce type de professions en 2016.

Lorsque l'on regarde la décomposition des changements dans les attributs pour les professions liées aux STIM, on peut clairement voir que les modifications de l'indice proviennent de l'augmentation au sein des occupations et très peu d'une variation de la proportion de travailleurs.

Notons que les indices les plus importants des attributs pour les occupations autres que STIM sont plus en relation avec les interactions sociales et la communication.

6.3 Comparaisons entre les occupations STIM, liées aux STIM et autres

En s'attardant aux variations des attributs STIM, soient ceux en lien avec les mathématiques, nous remarquons que la variation des indices est élevée pour les occupations STIM et les occupations liées aux STIM, aussi la *Facilité avec les nombres* (9) a diminué pour les occupations autres que STIM alors que c'est celle qui a le plus augmenté dans toutes les variations pour les occupations en lien avec les STIM. En fait, ce sont pour ce type d'occupations que les variations sont les plus importantes (*Tableau* 11).

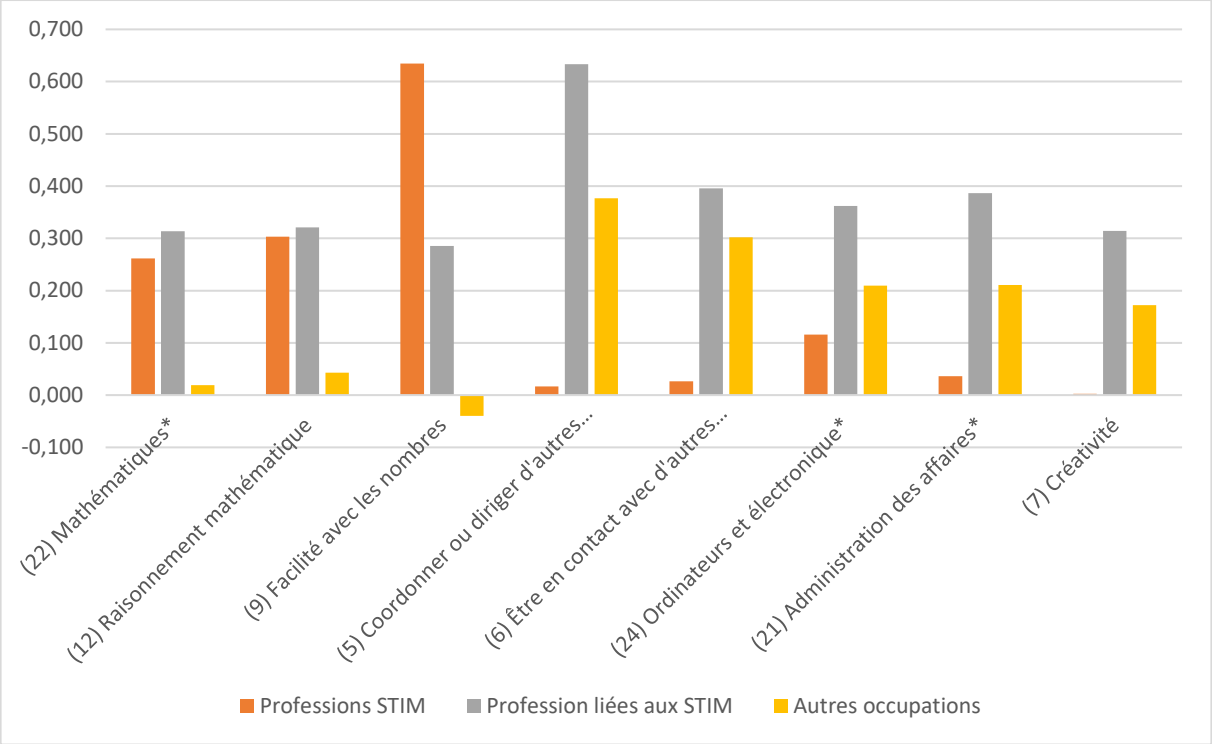
Tableau 11. Variation des attributs en lien avec les mathématiques entre 2006 et 2016 par type d'occupation

Attributs	Ensemble des occupations	Occupations STIM	Occupations liées aux STIM	Autres occupations
(22) Mathématiques	0,090	0,262	0,313	0,019
(12) Raisonnement mathématiques	0,116	0,303	0,321	0,043
(9) Facilité avec les nombres	0,062	0,635	0,285	-0,040

Le Graphique 1 présente la variation de certains attributs pour la période 2006 à 2016. Les variations des indices des attributs en lien avec les interactions sociales sont relativement faibles pour les professions STIM alors que celles-ci sont importantes pour les deux autres catégories d'occupation. La variation de l'indice de l'attribut créativité est presque nul pour les occupations STIM.

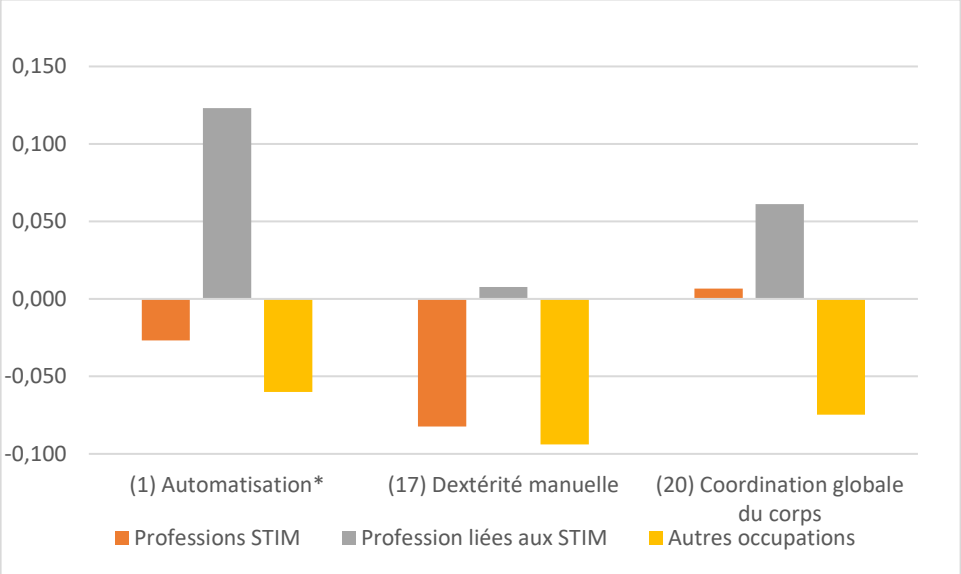
Les occupations en lien avec les STIM ont aussi connu des hausses importantes des indices des attributs relatifs aux mathématiques, mais on constate que les autres attributs comparés sont aussi très forts, en particulier les attributs en lien avec les interactions sociales.

Graphique 1. Variation de l'indice de certains attributs entre 2006 et 2016 pour les occupations STIM, Liées aux STIM et autres.



Nous avons aussi regardé certains indices ayant connu des baisses, particulièrement (1) *l'Automatisation*, (17) *la Dextérité manuelle* et (20) *la Coordination globale du corps*. On constate dans le Graphique 2 que ces attributs ont connu des baisses pour les professions STIM et autres, alors qu'ils ont augmenté pour les professions liées aux STIM. Nous pouvons émettre l'hypothèse que les emplois qui étaient le plus à risque d'être automatisés l'ont été, ainsi le nombre de travailleurs à risque, ceux qui occupaient ces emplois précédemment, a diminué, car il y a moins de travailleurs qui occupent ces postes, ceux-ci ayant été abolis. Par exemple, si auparavant 10 travailleurs étaient nécessaires sur une unité de production et que suite à l'automatisation de certaines tâches seulement 3 sont maintenant requis, le nombre total de travailleurs dans ces occupations à risque d'automatisation a diminué. L'effet est donc sur la répartition des travailleurs.

Graphique 2. Variation de l'indice des attributs ayant connu des variations négatives entre 2006 et 2016 pour les occupations STIM, Liées aux STIM et autres



Nous retenons que les indices et leur variation entre 2006 et 2016 varient grandement selon le type de professions (STIM, liées au STIM et autre que STIM). Les variations des attributs en lien avec les mathématiques sont très importantes pour les professions STIM et liées au STIM.

7 Conclusion et pistes de réflexion

De nombreuses recherches sur les impacts des changements technologiques sur le marché de l'emploi et sur les compétences qui seront demandées dans le futur ont été effectuées au cours des dernières années. La pénurie de main-d'œuvre dans de nombreux secteurs, ou du moins l'inadéquation entre l'offre et la demande de main-d'œuvre, exacerbée par la pandémie, devient de plus en plus une priorité pour les politiques publiques. Cette situation s'avère néfaste pour les entreprises, ralentissant la croissance économique et risque d'avoir des conséquences importantes sur l'économie du Québec à plus long terme. Il devient alors primordial de pouvoir assurer une formation initiale et de la formation continue adaptée aux besoins changeants du marché. Sans oublier la requalification des travailleurs en cours de vie pour couvrir l'aspect des changements dans la structure occupationnelle.

De là l'importance d'identifier les tendances quant aux compétences en demande sur le marché de l'emploi. Dans ce rapport nous avons documenté l'évolution récente de la demande des compétences sur le marché de l'emploi canadien. Pour ce faire, nous avons apparié les données occupationnelles des Recensements canadiens de 2006 et 2016 à des données détaillées tirées de O*NET afin de construire des indices de demande des compétences.

Nous avons constaté qu'en général, les attributs ayant les indices les plus élevés en 2016 confirment l'importance des compétences de communications et de relations interpersonnelles. De plus, la demande de compétences a augmenté, pour l'ensemble des professions, entre 2006 et 2016, plus particulièrement les compétences de coordonner et diriger les autres, être en contact avec d'autres personnes, ordinateurs et l'électronique et à l'administration des affaires. Sans surprise, la demande pour les compétences liées au travail physique a diminué.

Lorsque l'on se concentre sur les compétences liées aux mathématiques, nous constatons qu'elles sont aussi en hausse, mais de façon moindre pour l'ensemble des professions. Cependant, pour les professions identifiées STIM et liées au STIM

l'augmentation de la demande des attributs en lien avec les mathématiques est importante, particulièrement l'indice de facilité avec les nombres.

Notons cependant une différence importante entre les hommes et les femmes en lien avec la hausse de la demande des attributs en lien avec les mathématiques. Dans le cas des habiletés cognitives, comme la facilité avec les nombres, nous voyons une hausse de l'attribut pour les deux genres. Mais pour les connaissances en mathématiques, la hausse est concentrée chez les hommes. Cette hausse différenciée risque de rendre encore plus difficile les efforts d'attirer les femmes dans ces occupations.

En terminant, nous trouvons, comme c'est le cas dans la littérature, que les changements dans la demande de compétences s'observent à l'intérieur d'occupations définies finement, plutôt que par des changements dans la structure occupationnelle. Plutôt que de s'inquiéter de l'impact des changements technologiques sur le nombre d'emplois disponibles, les efforts devraient être affectés à l'étude des tâches qui composent un emploi et comment ces tâches évoluent dans le temps.

Face à la hausse de la demande pour plusieurs attributs en lien avec les habiletés cognitives ou sociales, il est primordial que les travailleurs puissent avoir accès à différentes méthodes de formation (en ligne, parrainée par l'employeur, autoformation, en classe) pour pouvoir adapter leur portefeuille de compétences aux demandes changeantes du marché du travail. En réponse à des inadéquations temporaires, les politiques publiques peuvent ainsi avoir un rôle informationnel à jouer pour identifier les compétences en demande et faciliter l'appariement entre les travailleurs voulant améliorer leurs compétences et les formations pertinentes.

Des études subséquentes pourraient vérifier comment le marché du travail s'ajuste suite à la hausse de la demande de compétences chez certaines occupations, par exemple par des hausses de salaire, et vérifier si les salaires diminuent dans les occupations exigeant des compétences ou comportant des tâches dont la demande est

à la baisse. D'autres études pourraient faire le lien entre le choix de domaine d'études, le choix occupationnel subséquent, et comment ces choix s'ajustent suite aux changements dans la demande de compétences tels que déduits des changements dans les salaires relatifs des différentes occupations.

Bibliographie

Acemoglu, D. et Autor, D.H. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. *Handbook of Labor Economics,* vol. 4, pp. 1043-1171. https://economics.mit.edu/files/7006 .

Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis.

Atalay, E., Phongthiengtham, P., Sotelo, S. et Tannenbaum, D. (2020). The evolution of work in the United States. *American Economic Journal: Applied Economics, 12*(2), 1-34. https://doi.org/10.1257/app.20190070 .

Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the U.S. labor market. *American economic review*, *103*(5), 1553-97. https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553 .

Autor, D. H., & Handel, M. J. (2013). Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of labor Economics*, *31*(S1), S59-S96.

Bakhshi, H., Downing, J., Osborne, M. and Schneider, P. (2017). The Future of Skills: Employment in 2030. London: Pearson and Nesta. 124 page.

Bissonnette, L. et Roy, C. (2022). Détecter les compétences émergentes en utilisant l'information contenue dans les offres d'emploi : une courte introduction à l'utilisation de textes en économétrie. Dans B. Dostie et C. Haeck (dir.), Le Québec économique 10. Compétences et transformation du marché du travail (12, p. YY-ZZ). CIRANO.

Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship (BII+E) (2018). *NOC to O*Net Crosswalk*. https://github.com/BrookfieldIIE/NOC_ONet_Crosswalk

Cedefop (2018). Insights into skill shortages and skill mismatch: learning from Cedefop's European skills and jobs survey. Luxembourg: Publications Office. Cedefop reference series; No 106. http://data.europa.eu/doi/10.2801/645011

Deming, D. J. (2017). The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *The Quarterly Journal of Economics. 132*(4), 1593-1640. https://doi.org/10.1093/qje/qjx022 .

Deming, D. J., & Noray, K. (2020). Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers. The Quarterly Journal of Economics, 135(4), 1965-2005.

Deutsch-Heng, M. (2021). Comment le travail des Canadiens a évolué entre 2006 et 2016: une analyse structurelle-résiduelle selon l'âge et le sexe, *Mémoire de M.Sc.* HEC Montréal.

Dostie, B. & Dufour, G. (2020). Transformation numérique et formation continue, Le Québec économique : Perspectives et défis de la transformation numérique, *8*, 221-246). CIRANO.

Environics Institute for Survey Research, Ottawa, Ontario: Public Policy Forum, Diversity Institute at Ryerson University and Future Skills Centre (2020). Adapting to the Changing World of Work: Final Report from the ,2020 Survey on Employment and Skills.

Freeman, R. B., Ganguli, I. & Michael J. Handel, M.J. (2020). Within-Occupation Changes Dominate Changes in What Workers Do: A Shift-Share Decomposition, 2005–2015, *AEA Papers and Proceedings*, *110*, 393-399. https://doi.org/10.1257/pandp.20201005 .

Handel, M. J. (2020). Job Skill Requirements: Levels and Trends. MPRA Paper 100590, University Library of Munich, Germany. https://ideas.repec.org/p/pra/mprapa/100590.html

Hart, S. A. (2010). *O*NET, le système américain d'information sur les professions*, Observatoire compétences-emplois. https://oce.uqam.ca/onet-le-systeme-americain-dinformation-sur-les-professions-une-innovation-a-connaitre/ .

Hershbein, B. et Kahn, L. B. (2018). Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings." American Economic Review, 108 (7): 1737-72.DOI: 10.1257/aer.20161570

Kogan, L., Papanikolaou, D., Schmidt, L., & Seegmiller, B. (2020). Technology-Skill Complementary and Labor Displacement: Evidence from Linking Two Centuries of Patents with Occupations. https://doi.org/10.2139/ssrn.3585676 .

Labour Market Information Council (2020, June). Through the looking glass: assessing skills measures using 21st century technologies, LMI insights, (32), Ottawa. Viewed 30 Nov 2021, https://lmic-cimt.ca/publications-all/lmi-insight-report-no-32-through-the-looking-glass-assessing-skills-measures-using-21st-century-technologies/ .

OECD (2019). Getting Skills Right: Creating responsive adult learning systems. www.oecd.org/employment/emp/adult-learning-systems-2019.pdf

O*NET (juin 2006). *O*NET 10.0 Database*. https://www.onetcenter.org/dl_files/db_10_0.zip .

Statistique Canada (2015). Concordance entre la Classification nationale des professions pour statistiques (CNP-S) 2006 et la Classification nationale des professions (CNP) 2011. https://www.statcan.gc.ca/fra/sujets/norme/cnp/2011/cnp-s2006-cnp2011

Statistique Canada (2018). *Tableaux des données, Recensement 2016.* https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/catalogue/98-400-X2016291

Statistique Canada. (2019). Variante de la CNP 2016 version1.2- Perspective Science, technologie, Ingénierie et Mathématiques-Version préliminaire. https://www.statcan.gc.ca/fra/sujets/norme/cnp/avis/stim01/prelim

Statistique Canada (2020). *La Classification nationale des professions (CNP) 2016* https://noc.esdc.gc.ca/LaStructure/Hierarchie/9b671d2fad9d48a1b2cd1ed82f2b2545?objectid=%2Fd0IGA6qD8JPRfoj5UCjpg%3D%3D

Statistique Canada (2020). https://www.statcan.gc.ca/fra/consultation/2019/cnpstim

https://www.statcan.gc.ca/fra/sujets/norme/cnp/avis/stim01

Urban, M. C., et Johal, S. (2020). Understanding the Future Skills: Trends and Global Policy Responses. Public Policy Forum.

U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration (USDOL/ETA), (2006, December). *O*NET 10.0 Database*. https://www.onetcenter.org/db_releases.html

U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration (USDOL/ETA), (2016, October). *O*NET 20.3 Database*. https://www.onetcenter.org/db_releases.html

U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration (USDOL/ETA), (avril 2016). *O*NET 20.3 Database*. https://www.onetcenter.org/dl_files/database/db_20_3_excel.zip

Vista, A. (2020, April). Data-Driven Identification of Skills for the Future: 21st-Century Skills for the 21st-Century Workforce. *SAGE Open*. doi:10.1177/2158244020915904

Vu, V., Lamb, C., & Willoughby, R. (2019). I, Human: Digital and Soft Skills in a New Economy. *Brookfield Institute for Innovation Entrepreneurship*. https://brookfieldinstitute.ca/i-human-the-digital-and-soft-skills-driving-canadas-labour-market/ .

Weaver, A. et Osterman, P. (2017) Skill Demands and Mismatch in U.S. *Manufacturing, ILR Review*, *70*, 275 – 307. http://web.mit.edu/osterman/www/SkillDemandsAndMismatch.pdf

World Economic Forum. (2020). The Future of Jobs Report 2020. Geneva: World Economic Forum.

Annexes

*Annexe 1. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour l'ensemble des occupations*

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation	2,232	2,208	-0,024	-0,002	-0,024	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs	3,033	3,112	0,079	0,102	-0,025	0,002
(3) Rythme déterminé par l'équipement	1,817	1,895	0,078	0,148	-0,043	-0,027
(4) Se pencher ou se tordre le corps	2,413	2,424	0,012	0,031	-0,015	-0,004
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,111	3,521	0,410	0,388	0,057	-0,034
(6) Être en contact avec d'autres personnes	4,108	4,412	0,304	0,282	0,053	-0,030
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	2,507	2,702	0,195	0,168	0,036	-0,009
(8) Facilité à concevoir des idées	2,529	2,762	0,233	0,205	0,029	-0,001
(9) Facilité avec les nombres	2,439	2,500	0,062	0,049	-0,008	0,020
(10) Mémorisation	2,388	2,398	0,010	-0,005	0,017	-0,002
(11) Raisonnement déductif	3,328	3,396	0,068	0,045	0,028	-0,006
(12) **Raisonnement mathématiques**	**2,422**	**2,537**	**0,116**	**0,105**	**0,000**	**0,011**
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,382	3,414	0,032	0,007	0,018	0,007
(14) Compréhension orale	3,656	3,712	0,056	0,029	0,045	-0,017
(15) Expression écrite	3,100	3,186	0,086	0,056	0,033	-0,003
(16) Expression orale	3,638	3,670	0,032	0,004	0,052	-0,024
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	2,537	2,468	-0,069	-0,029	-0,039	-0,002
(18) Endurance	1,975	2,004	0,029	0,046	-0,004	-0,014
(19) Coordination de plusieurs membres	2,279	2,301	0,022	0,056	-0,022	-0,012
(20) Coordination globale du corps	1,920	1,871	-0,049	-0,035	0,000	-0,014
Connaissances						
(21) Administration des affaires	2,713	2,952	0,238	0,211	0,046	-0,019
(22) **Mathématiques**	**2,899**	**2,989**	**0,090**	**0,087**	**0,001**	**0,002**
(23) Mécanique	2,156	2,161	0,005	0,038	-0,042	0,009
(24) Ordinateurs et électronique	2,496	2,740	0,244	0,227	0,015	0,002

*Annexe 2. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations STIM*

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation	2,351	2,324	-0,027	-0,015	-0,024	0,010
(2) Faire des gestes répétitifs	2,621	2,890	0,269	0,301	-0,025	-0,028
(3) Rythme déterminé par l'équipement	1,483	1,530	0,047	0,070	-0,043	-0,014
(4) Se pencher ou se tordre le corps	1,626	1,627	0,002	0,002	-0,015	0,006
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,541	3,558	0,017	0,006	0,057	0,011
(6) Être en contact avec d'autres personnes	4,073	4,100	0,026	0,019	0,053	0,022
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	3,101	3,103	0,003	-0,009	0,036	-0,017
(8) Facilité à concevoir des idées	3,057	3,209	0,152	0,137	0,029	-0,004
(9) Facilité avec les nombres	2,461	3,096	0,635	0,612	-0,008	-0,042
(10) Mémorisation	2,671	2,550	-0,120	-0,125	0,017	-0,003
(11) Raisonnement déductif	3,952	3,760	-0,192	-0,198	0,028	0,009
(12) Raisonnement mathématiques	3,006	3,309	0,303	0,273	0,000	-0,009
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,800	3,814	0,014	0,023	0,018	-0,012
(14) Compréhension orale	3,842	3,813	-0,029	-0,028	0,045	-0,004
(15) Expression écrite	3,479	3,499	0,020	0,029	0,033	0,013
(16) Expression orale	3,739	3,642	-0,096	-0,103	0,052	0,011
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	2,141	2,058	-0,082	-0,065	-0,039	-0,014
(18) Endurance	1,202	1,225	0,023	0,039	-0,004	-0,006
(19) Coordination de plusieurs membres	1,713	1,560	-0,153	-0,137	-0,022	-0,029
(20) Coordination globale du corps	1,198	1,205	0,007	0,021	0,000	-0,008
Connaissances						
(21) Administration des affaires	2,925	2,961	0,036	0,018	0,046	0,003
(22) Mathématiques	3,528	3,790	0,262	0,233	-0,001	-0,010
(23) Mécanique	2,339	2,371	0,032	-0,016	-0,042	0,022
(24) Ordinateurs et électronique	3,964	4,080	0,116	0,117	-0,015	-0,009

Annexe 3. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations liées aux STIM

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation*	1,997	2,121	0,123	0,142	-0,015	-0,004
(2) Faire des gestes répétitifs*	2,868	3,080	0,212	0,214	-0,022	0,019
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	1,810	2,155	0,345	0,415	-0,032	-0,039
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	2,733	2,838	0,105	0,113	-0,008	0,000
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,090	3,724	0,633	0,613	0,049	-0,029
(6) Être en contact avec d'autres personnes	3,959	4,355	0,395	0,365	0,038	-0,008
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	2,492	2,807	0,314	0,289	0,030	-0,005
(8) Facilité à concevoir des idées	2,546	2,901	0,354	0,333	0,010	0,011
(9) Facilité avec les nombres	2,386	2,672	0,285	0,276	0,020	-0,011
(10) Mémorisation	2,436	2,468	0,032	0,020	0,031	-0,019
(11) Raisonnement déductif	3,498	3,578	0,080	0,059	0,019	0,003
(12) Raisonnement mathématiques	2,383	2,705	0,321	0,313	0,006	0,002
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,454	3,439	-0,015	-0,050	0,011	0,024
(14) Compréhension orale	3,582	3,670	0,089	0,051	0,035	0,003
(15) Expression écrite	3,035	3,191	0,156	0,121	0,032	0,003
(16) Expression orale	3,544	3,608	0,063	0,025	0,053	-0,014
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	3,030	3,038	0,008	0,045	0,007	-0,044
(18) Endurance	2,089	2,279	0,191	0,228	0,020	-0,057
(19) Coordination de plusieurs membres	2,567	2,884	0,317	0,358	-0,014	-0,026
(20) Coordination globale du corps	2,104	2,166	0,061	0,094	0,018	-0,051
Connaissances						
(21) Administration des affaires*	2,650	3,037	0,387	0,378	0,037	-0,028
(22) Mathématiques*	3,033	3,346	0,313	0,339	-0,014	-0,011
(23) Mécanique*	2,927	3,024	0,097	0,155	-0,052	-0,006
(24) Ordinateurs et électronique*	2,511	2,874	0,362	0,364	-0,022	0,021

*Annexe 4. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne, pour les occupations autres que STIM*

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation*	2,284	2,224	-0,060	-0,037	-0,027	0,004
(2) Faire des gestes répétitifs*	3,102	3,140	0,038	0,063	-0,024	-0,001
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	1,841	1,857	0,016	0,086	-0,045	-0,025
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	2,384	2,377	-0,007	0,012	-0,013	-0,005
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,084	3,461	0,376	0,354	0,060	-0,038
(6) Être en contact avec d'autres personnes	4,146	4,448	0,302	0,278	0,062	-0,038
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	2,470	2,642	0,172	0,148	0,033	-0,009
(8) Facilité à concevoir des idées	2,488	2,690	0,202	0,177	0,030	-0,005
(9) Facilité avec les nombres	2,452	2,412	-0,040	-0,047	-0,019	0,026
(10) Mémorisation	2,357	2,367	0,010	-0,004	0,012	0,002
(11) Raisonnement déductif	3,242	3,319	0,077	0,058	0,027	-0,008
(12) Raisonnement mathématiques	2,395	2,438	0,043	0,039	-0,009	0,012
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,332	3,373	0,041	0,020	0,017	0,004
(14) Compréhension orale	3,659	3,713	0,053	0,027	0,049	-0,023
(15) Expression écrite	3,090	3,158	0,068	0,040	0,034	-0,006
(16) Expression orale	3,651	3,685	0,033	0,006	0,055	-0,028
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	2,442	2,348	-0,094	-0,051	-0,051	0,009
(18) Endurance	1,996	1,992	-0,004	0,003	-0,005	-0,003
(19) Coordination de plusieurs membres	2,244	2,202	-0,042	-0,011	-0,023	-0,007
(20) Coordination globale du corps	1,920	1,845	-0,075	-0,069	0,000	-0,005
Connaissances						
(21) Administration des affaires*	2,710	2,921	0,211	0,179	0,048	-0,017
(22) Mathématiques*	2,820	2,839	0,019	0,017	-0,003	0,005
(23) Mécanique*	1,948	1,920	-0,028	0,009	-0,049	0,011
(24) Ordinateurs et électronique*	2,392	2,602	0,210	0,199	0,013	-0,001

*Annexe 5. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 <u>chez les hommes</u>*

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation	2,196	2,205	0,009	0,023	-0,017	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs	3,009	3,124	0,115	0,122	-0,004	-0,003
(3) Rythme déterminé par l'équipement	1,970	2,143	0,173	0,237	-0,035	-0,029
(4) Se pencher ou se tordre le corps	2,515	2,535	0,019	0,037	-0,009	-0,008
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,019	3,489	0,469	0,457	0,049	-0,037
(6) Être en contact avec d'autres personnes	3,904	4,297	0,393	0,375	0,043	-0,025
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	2,452	2,666	0,214	0,196	0,025	-0,007
(8) Facilité à concevoir des idées	2,485	2,728	0,243	0,225	0,020	-0,001
(9) Facilité avec les nombres	2,441	2,496	0,055	0,037	0,003	0,015
(10) Mémorisation	2,345	2,336	-0,008	-0,022	0,017	-0,004
(11) Raisonnement déductif	3,278	3,395	0,117	0,102	0,025	-0,010
(12) Raisonnement mathématiques	2,385	2,525	0,140	0,124	0,010	0,006
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,297	3,311	0,014	-0,002	0,009	0,007
(14) Compréhension orale	3,492	3,592	0,100	0,079	0,034	-0,014
(15) Expression écrite	2,949	3,061	0,112	0,091	0,022	-0,001
(16) Expression orale	3,453	3,530	0,076	0,058	0,043	-0,025
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	2,733	2,671	-0,062	-0,026	-0,029	-0,008
(18) Endurance	2,056	2,092	0,036	0,061	-0,003	-0,022
(19) Coordination de plusieurs membres	2,493	2,572	0,079	0,119	-0,027	-0,013
(20) Coordination globale du corps	2,004	1,999	-0,005	0,016	-0,001	-0,020
Connaissances						
(21) Administration des affaires	2,677	2,970	0,293	0,273	0,042	-0,022
(22) Mathématiques	2,895	3,051	0,156	0,149	0,004	0,004
(23) Mécanique	2,507	2,571	0,064	0,097	-0,044	0,011
(24) Ordinateurs et électronique	2,409	2,714	0,306	0,284	0,017	0,005

*Annexe 6. Attributs O*NET et décomposition structurelle-résiduelle entre 2006 et 2016 chez les femmes*

	Indice agrégé			Décomposition		
Attributs O*NET	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
Travail physique						
(1) Automatisation	2,275	2,212	-0,063	-0,032	-0,034	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs	3,060	3,098	0,037	0,077	-0,049	0,009
(3) Rythme déterminé par l'équipement	1,635	1,613	-0,022	0,042	-0,045	-0,020
(4) Se pencher ou se tordre le corps	2,291	2,299	0,008	0,023	-0,017	0,002
Interactions sociales						
(5) Coordonner ou diriger d'autres personnes	3,218	3,557	0,339	0,305	0,062	-0,028
(6) Être en contact avec d'autres personnes	4,348	4,543	0,194	0,172	0,054	-0,032
Habiletés cognitives						
(7) Créativité	2,572	2,742	0,170	0,134	0,046	-0,010
(8) Facilité à concevoir des idées	2,580	2,799	0,220	0,183	0,037	0,000
(9) Facilité avec les nombres	2,436	2,506	0,069	0,064	-0,019	0,025
(10) Mémorisation	2,440	2,468	0,028	0,015	0,014	-0,002
(11) Raisonnement déductif	3,387	3,396	0,010	-0,022	0,030	0,001
(12) Raisonnement mathématiques	2,466	2,552	0,086	0,082	-0,014	0,018
Habiletés sociales						
(13) Compréhension écrite	3,481	3,530	0,049	0,018	0,025	0,006
(14) Compréhension orale	3,849	3,848	-0,001	-0,031	0,049	-0,019
(15) Expression écrite	3,279	3,328	0,049	0,014	0,038	-0,003
(16) Expression orale	3,856	3,829	-0,026	-0,060	0,054	-0,020
Habiletés physiques et psychomotrices						
(17) Dextérité manuelle	2,305	2,237	-0,068	-0,032	-0,041	0,005
(18) Endurance	1,880	1,904	0,024	0,029	-0,002	-0,003
(19) Coordination de plusieurs membres	2,027	1,994	-0,033	-0,020	-0,007	-0,007
(20) Coordination globale du corps	1,820	1,725	-0,095	-0,095	0,005	-0,004
Connaissances						
(21) Administration des affaires	2,757	2,931	0,175	0,137	0,049	-0,012
(22) Mathématiques	2,905	2,919	0,014	0,014	-0,002	0,002
(23) Mécanique	1,742	1,695	-0,047	-0,032	-0,023	0,009
(24) Ordinateurs et électronique	2,599	2,768	0,169	0,159	0,008	0,002

Annexe 7. Figures

Figure 5. Travail physique – Automatisation

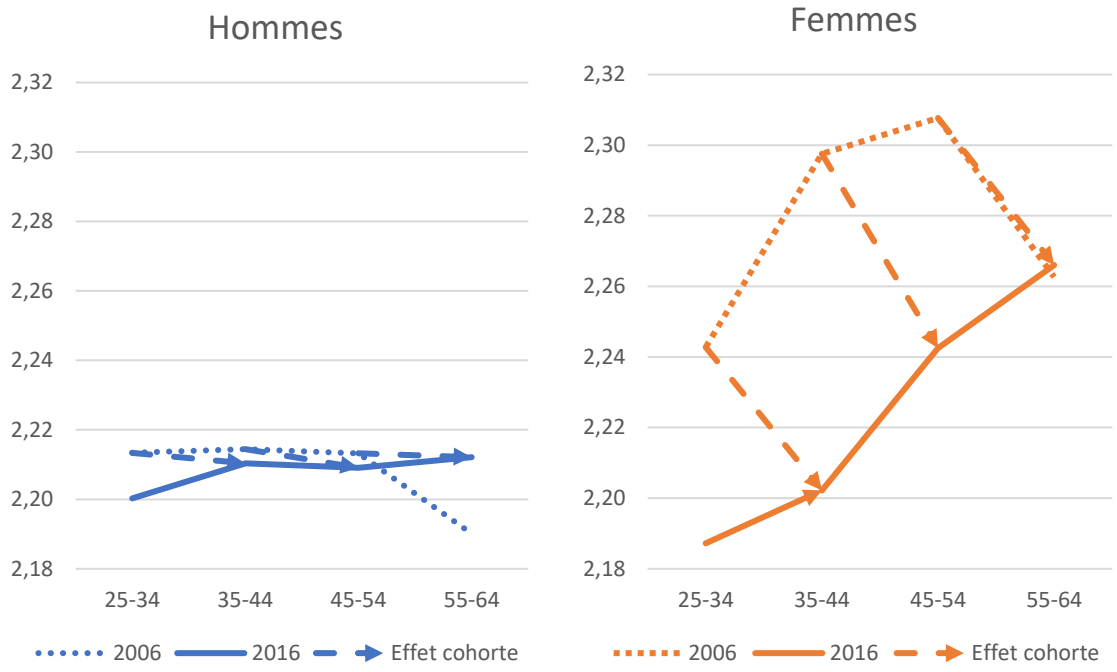


Figure 6. Travail physique - Faire des gestes répétitifs

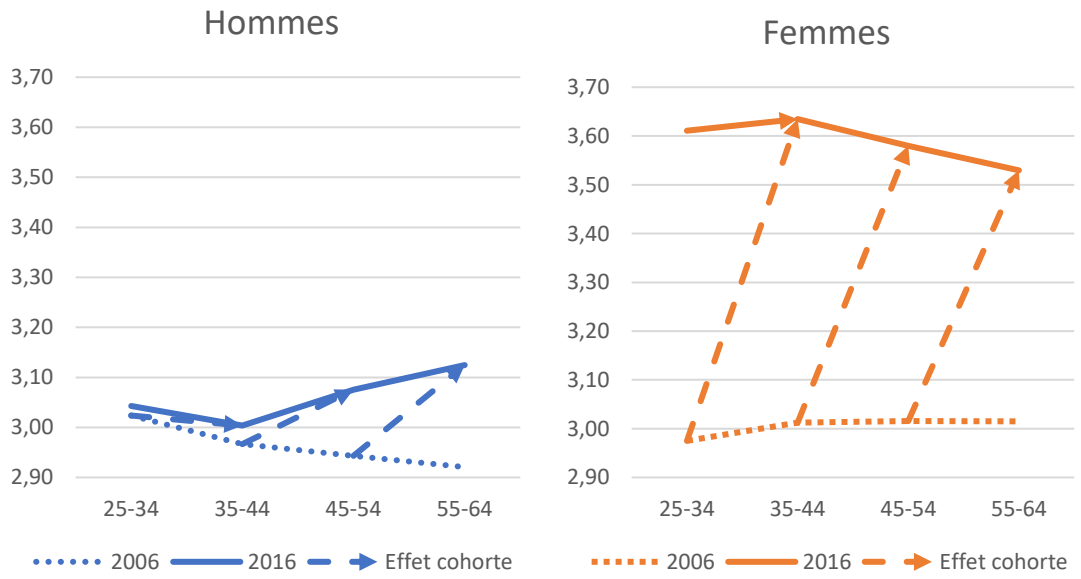


Figure 7. Travail physique: Rythme déterminé par l'équipement

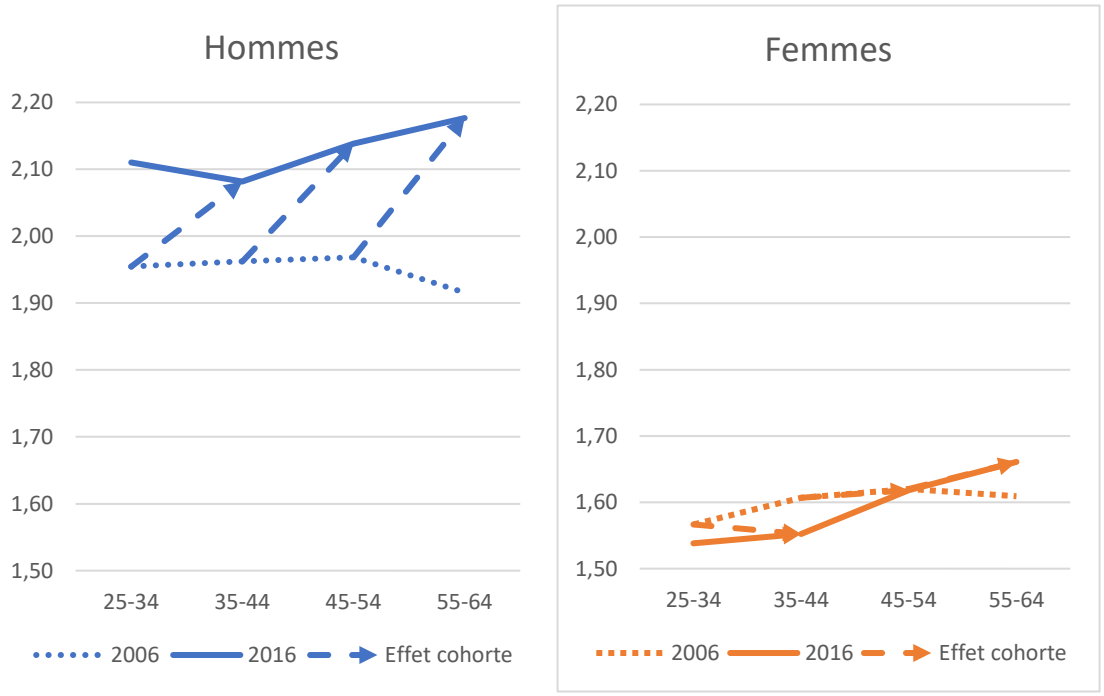


Figure 8. Travail physique: Se pencher ou se tordre le corps

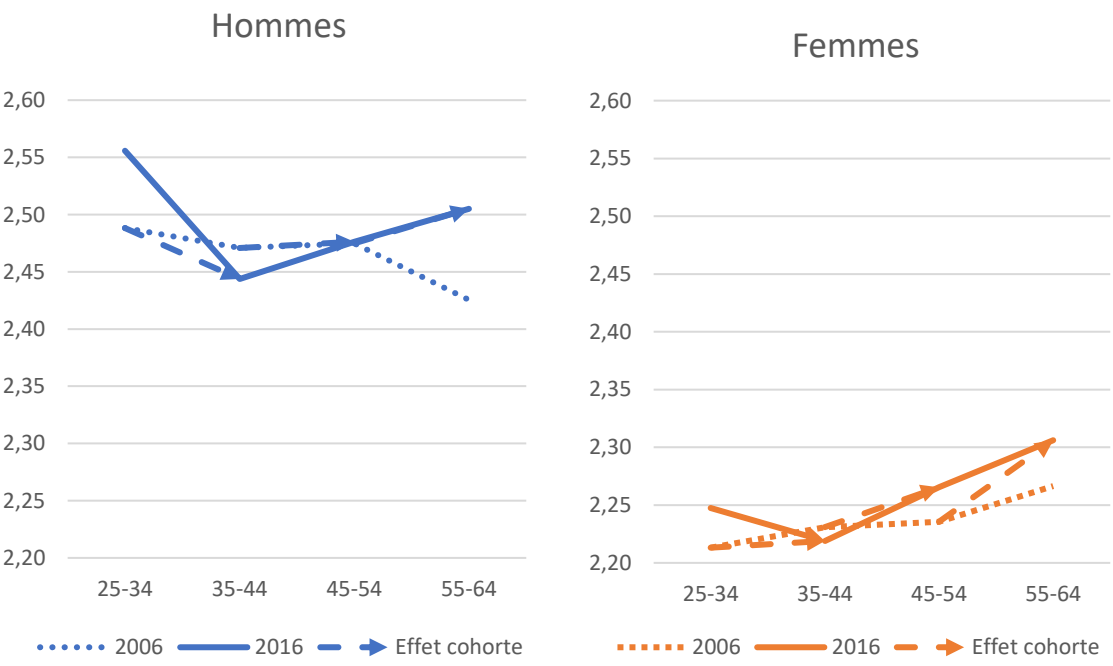


Figure 9. Interactions sociales - Coordonner ou diriger d'autres personnes

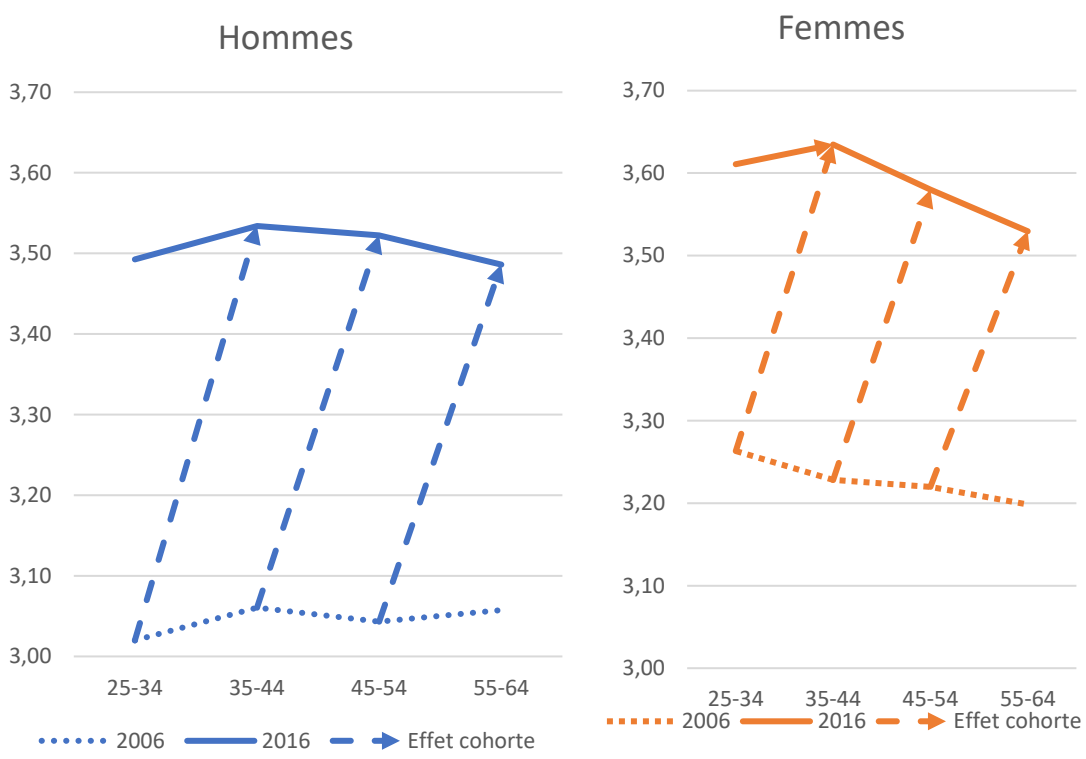


Figure 10. Interactions sociales - Être en contact avec d'autres personnes

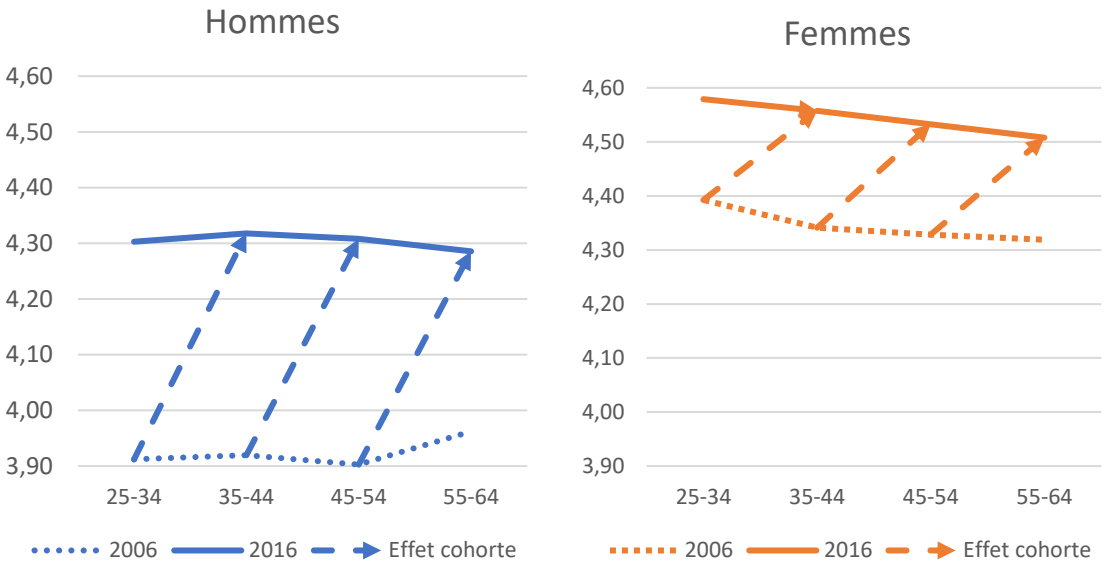


Figure 11. Habiletés cognitives – Créativité

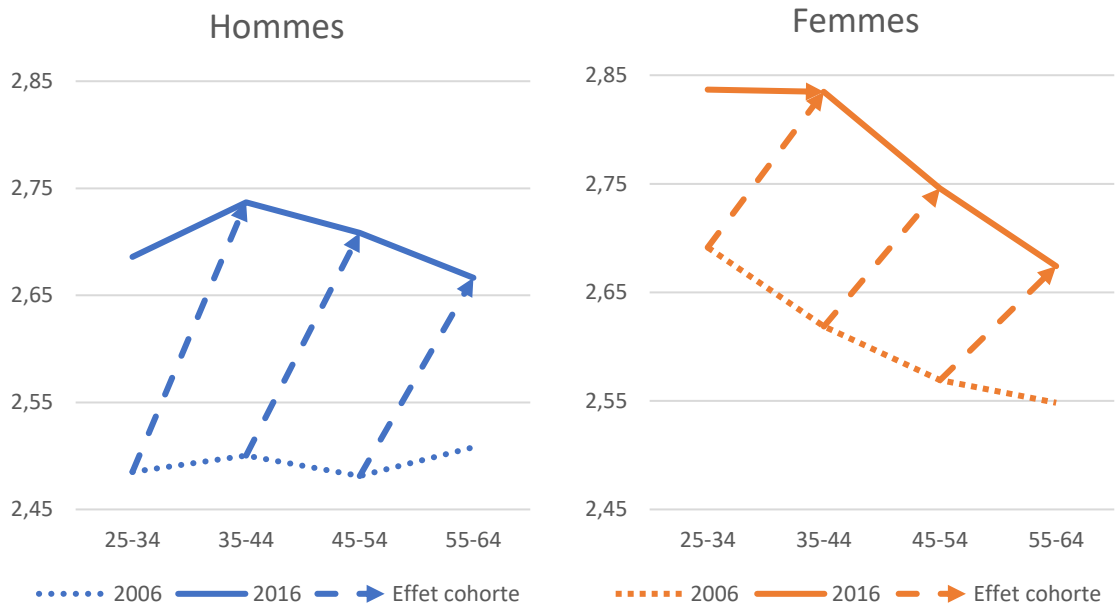


Figure 12. Habiletés cognitives - Facilité à concevoir des idées

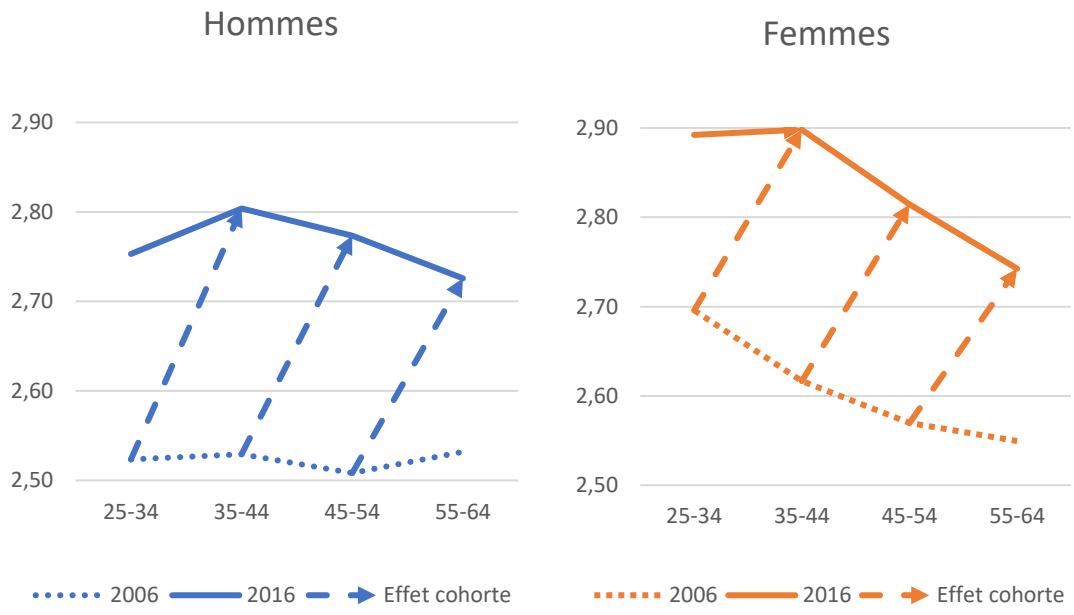


Figure 13. Habiletés cognitives - Facilité avec les nombres

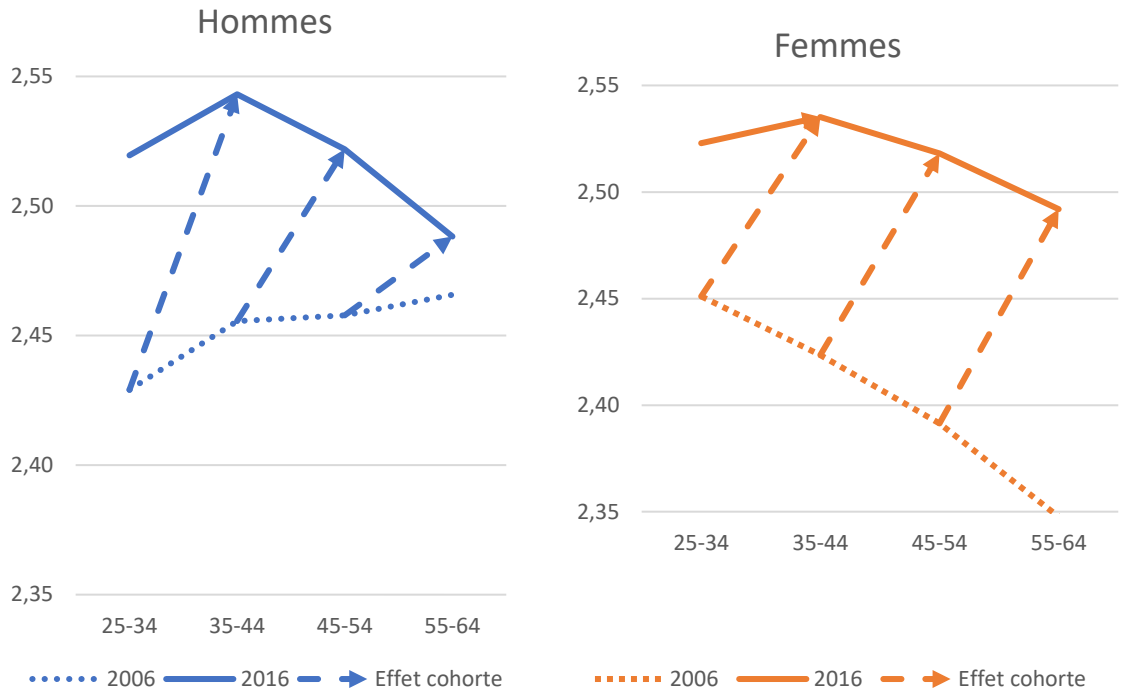


Figure 14. Habiletés cognitives – Mémorisation

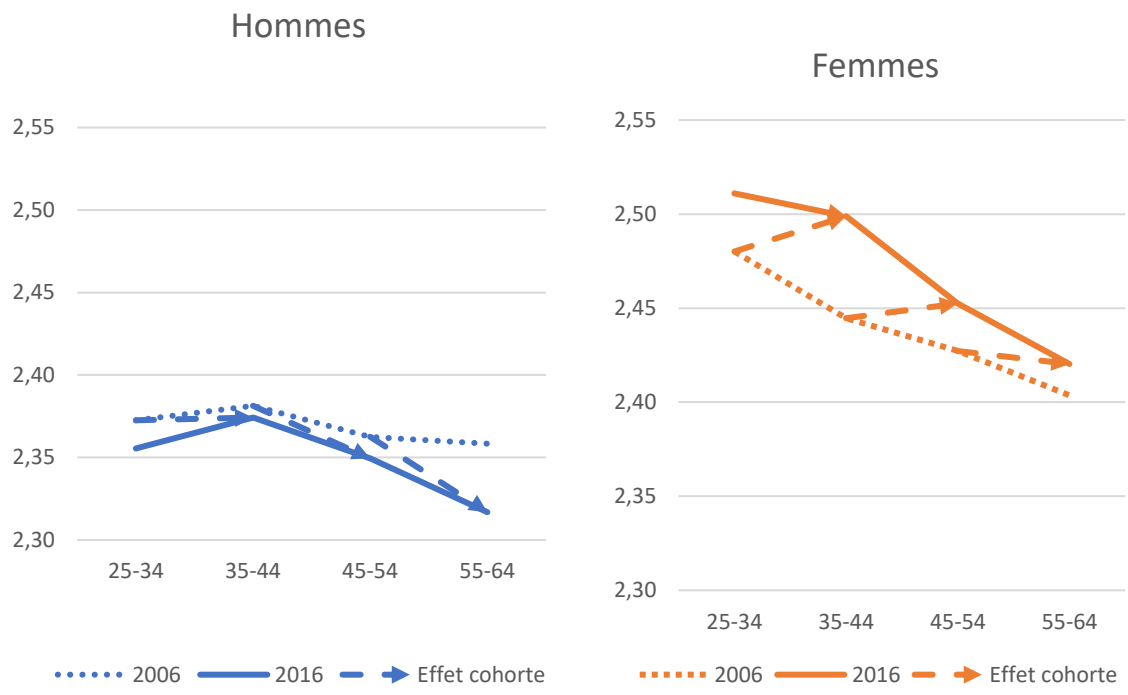


Figure 15. Habiletés cognitives - Raisonnement déductif

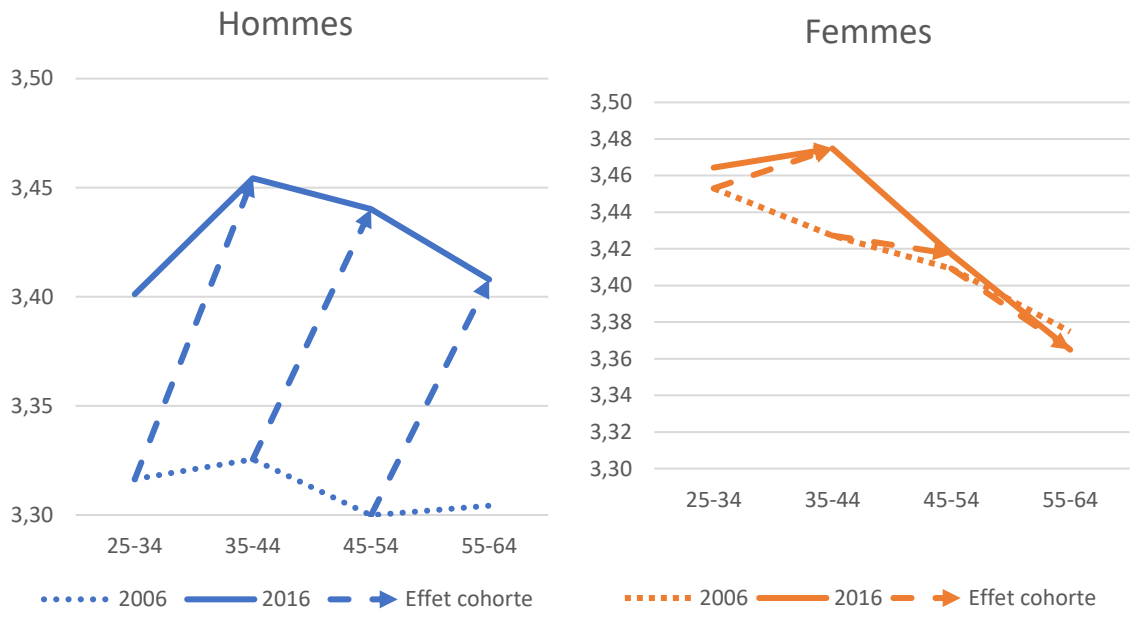


Figure 16. Habiletés cognitives - Raisonnement mathématiques

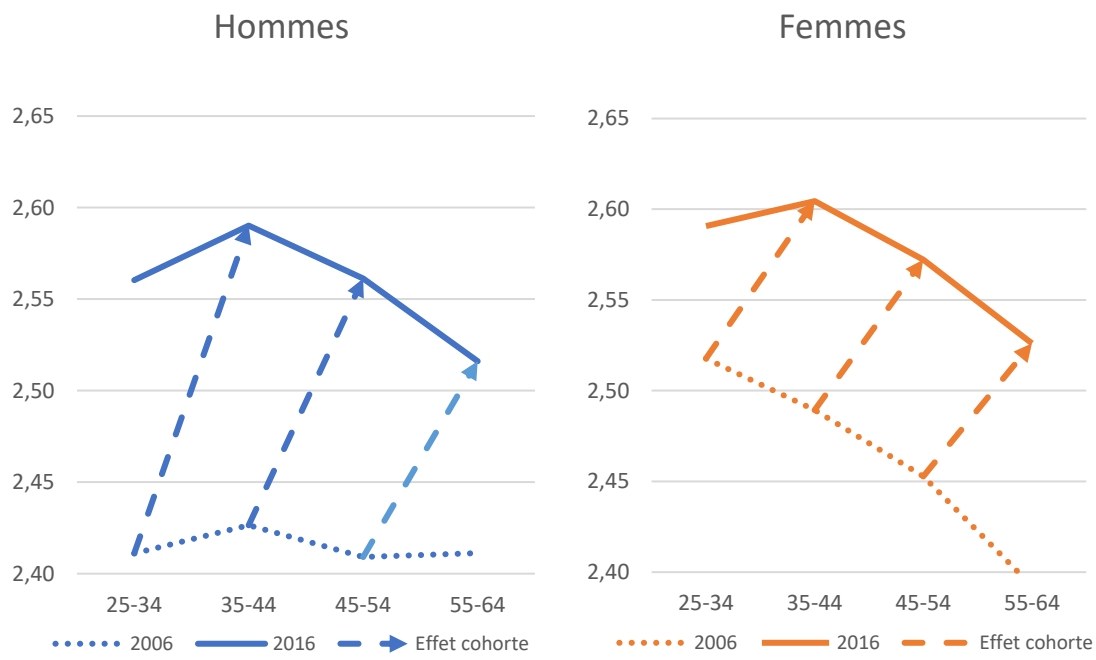


Figure 17. Habiletés sociales - Compréhension écrite

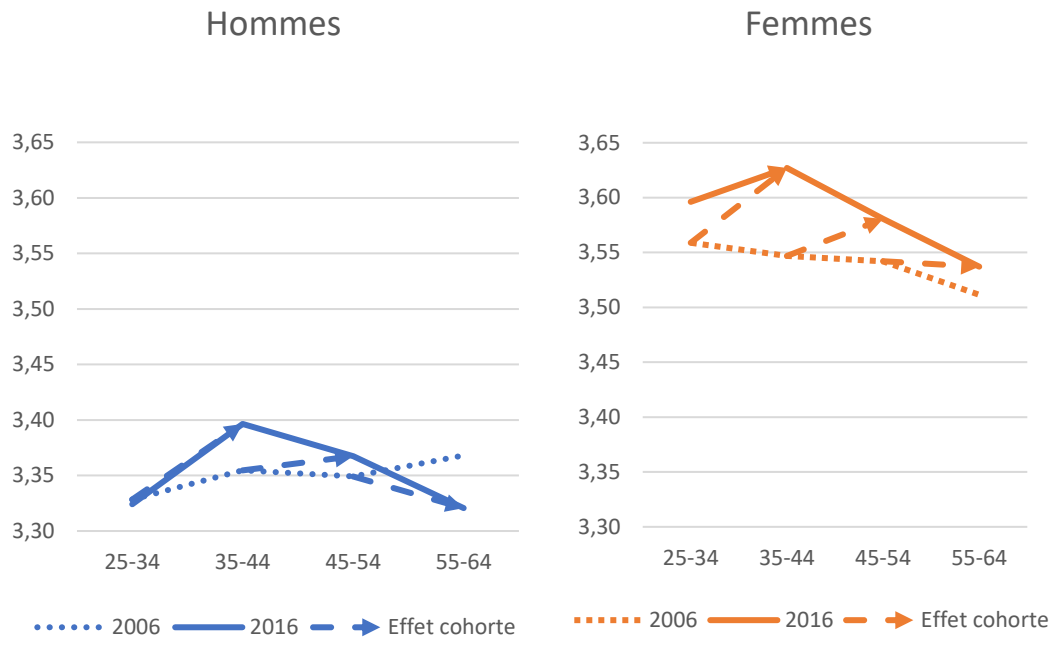


Figure 18. Habiletés sociales - Compréhension orale

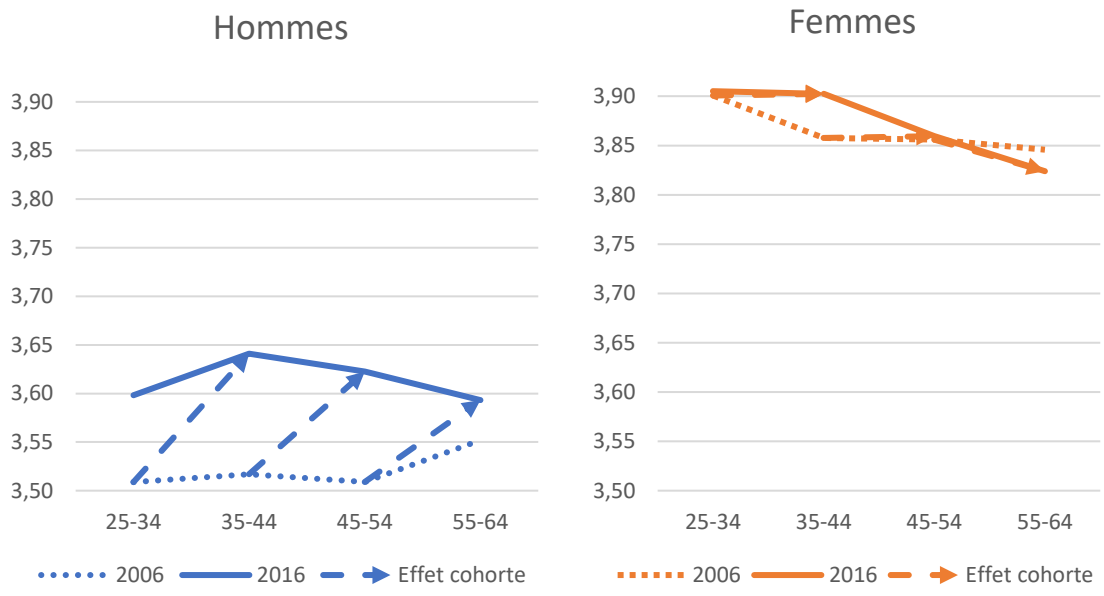


Figure 19. Habiletés sociales - Expression écrite

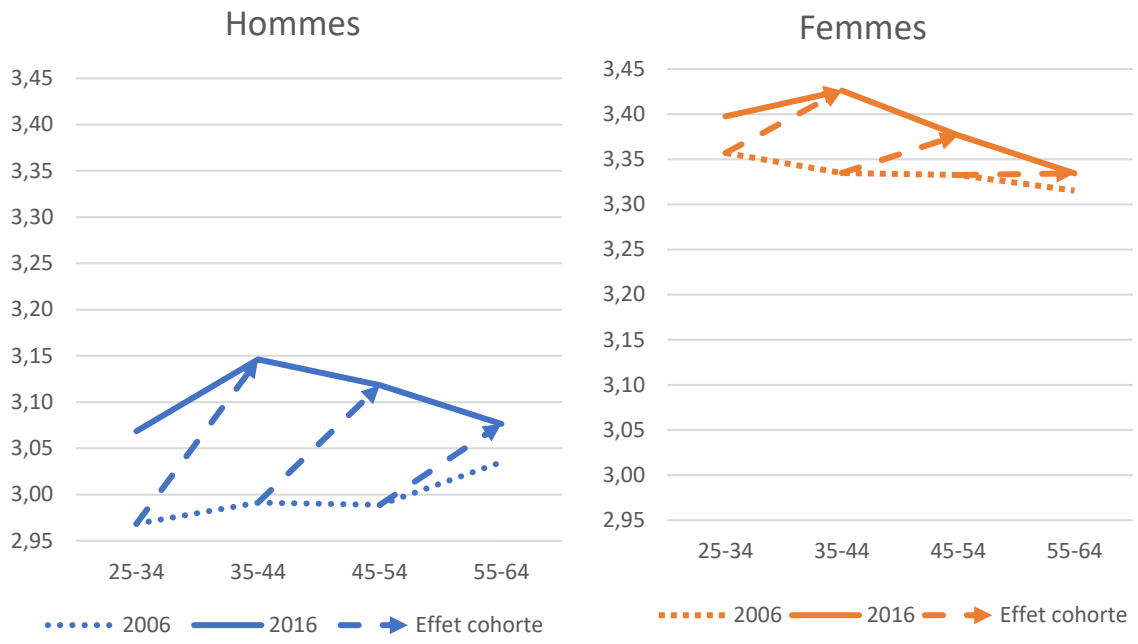


Figure 20. Habiletés sociales - Expression orale

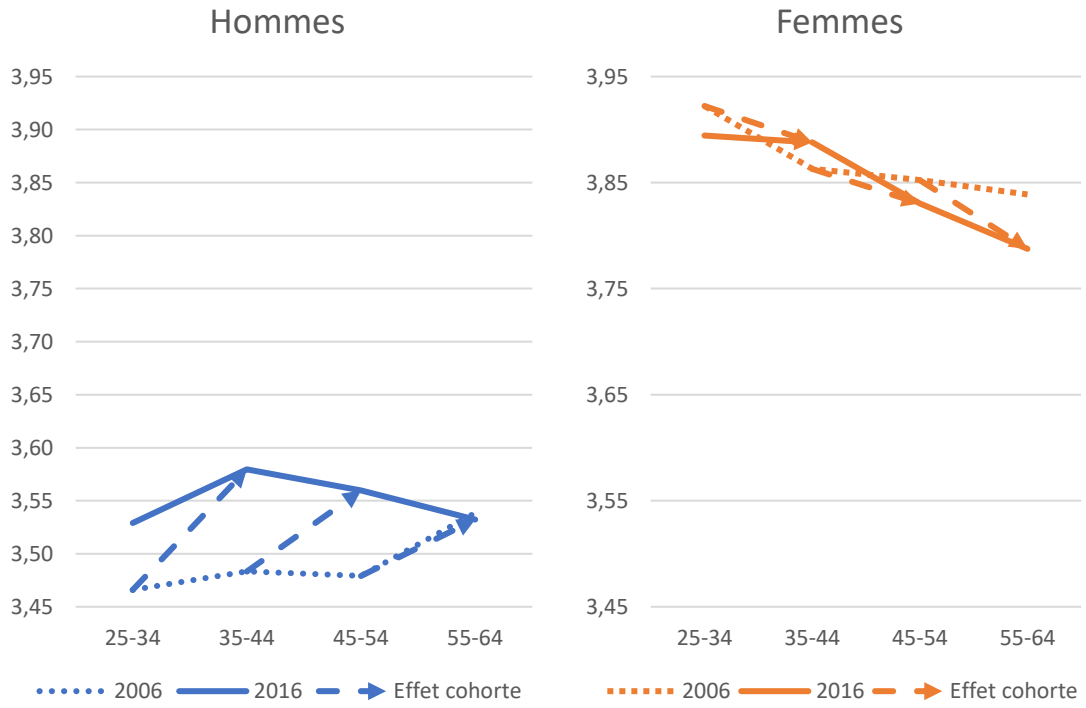


Figure 21. Habiletés physiques et psychomotrices - Dextérité manuelle

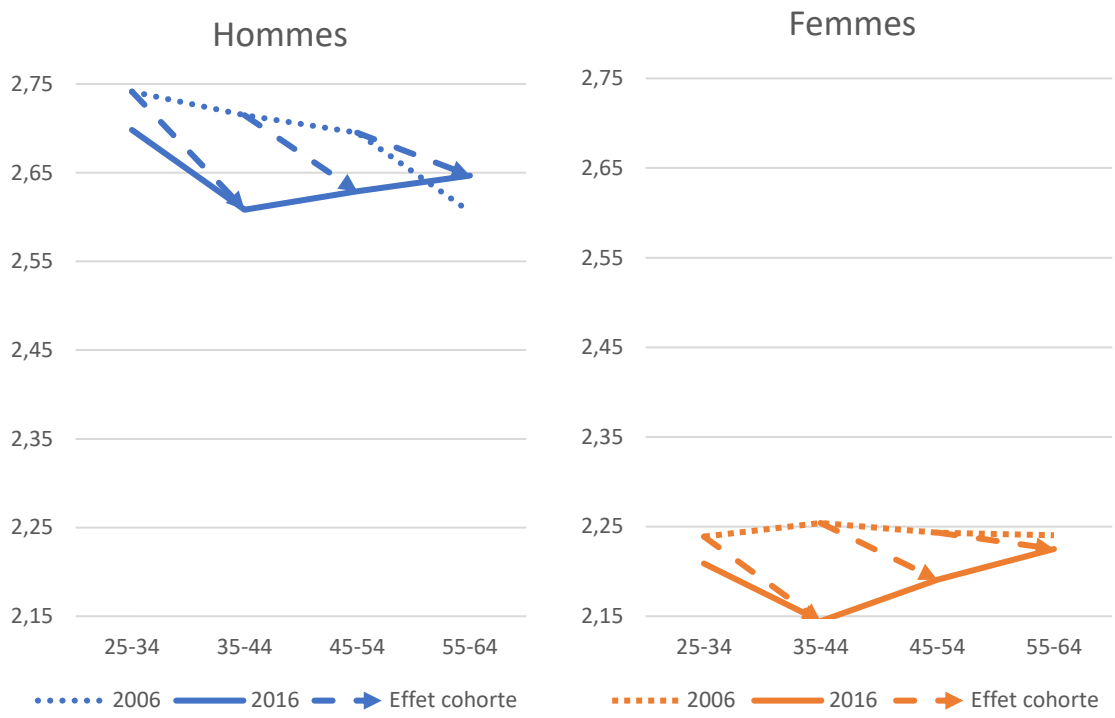


Figure 22. Habiletés physiques et psychomotrices – Endurance

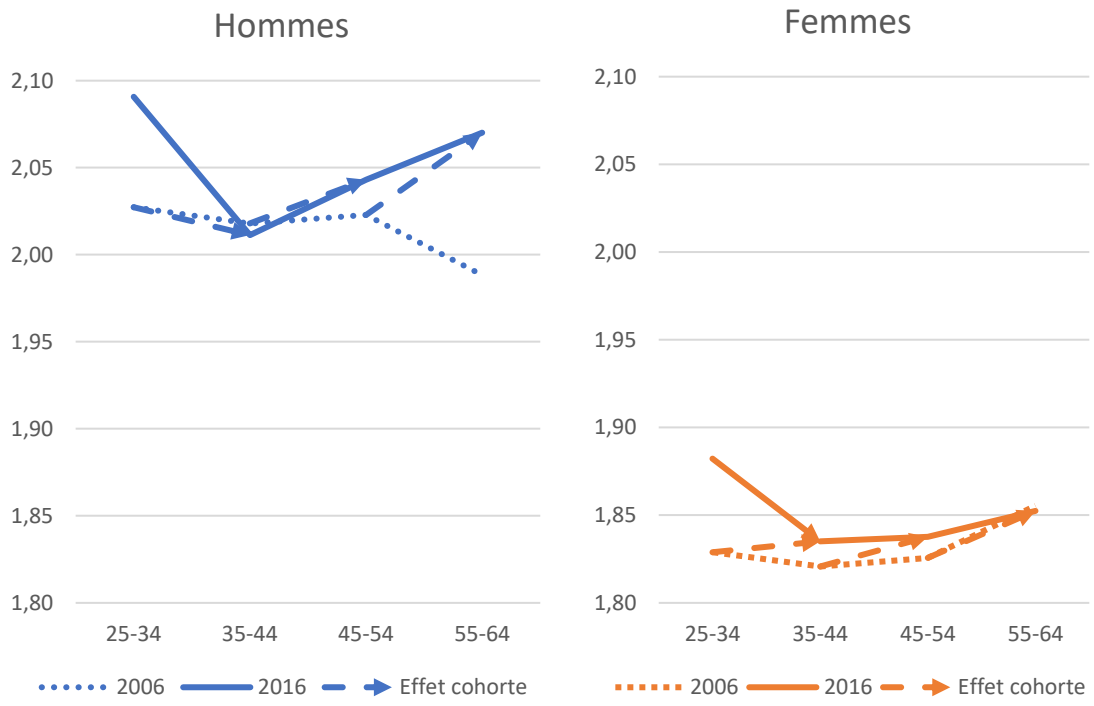


Figure 23. Habiletés physiques et psychomotrices - Coordination de plusieurs membres

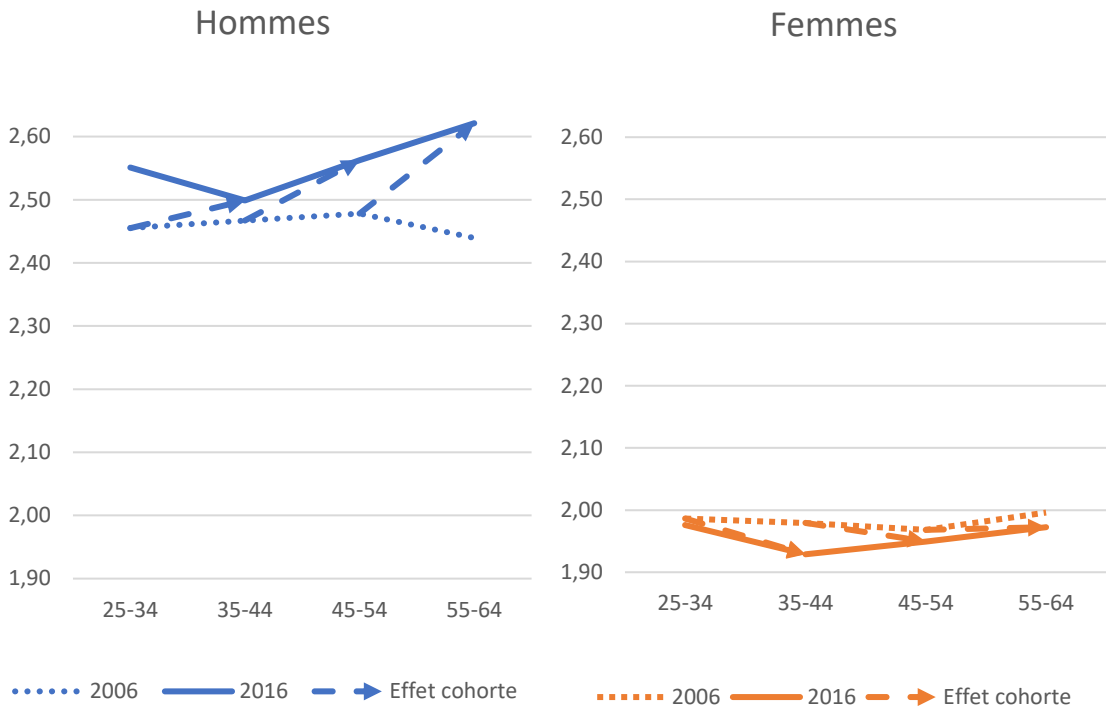


Figure 24. Habiletés physiques et psychomotrices - Coordination globale du corps

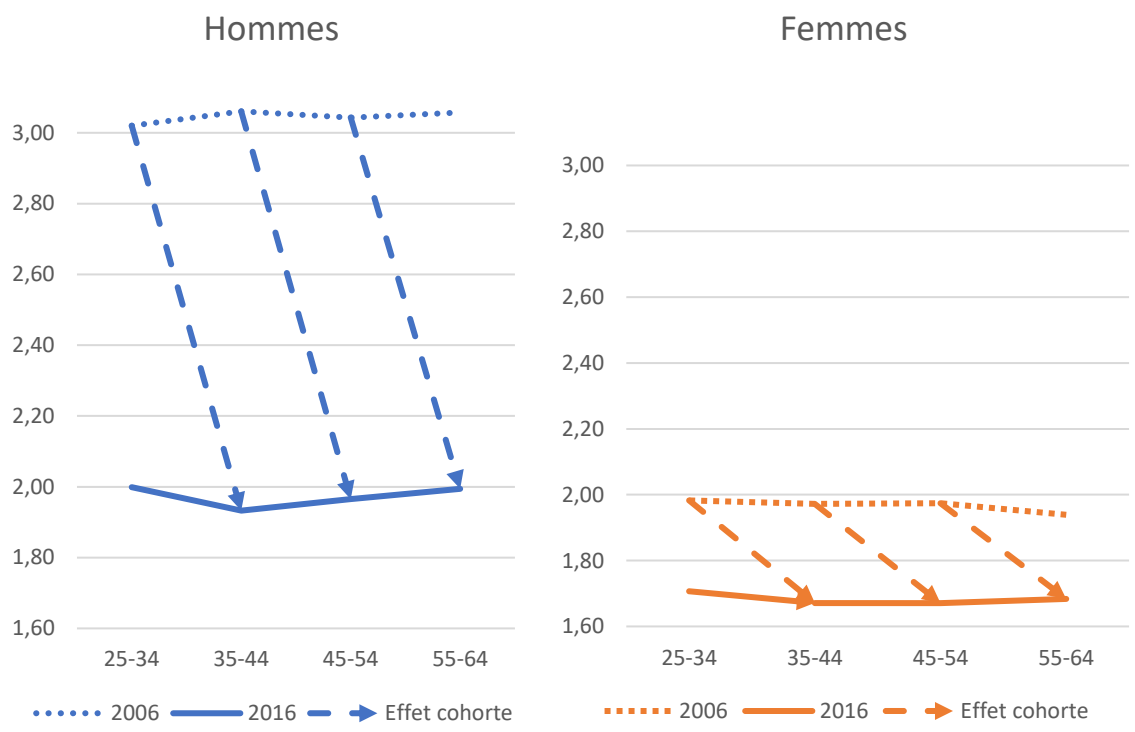


Figure 25. Connaissances - Administration des affaires

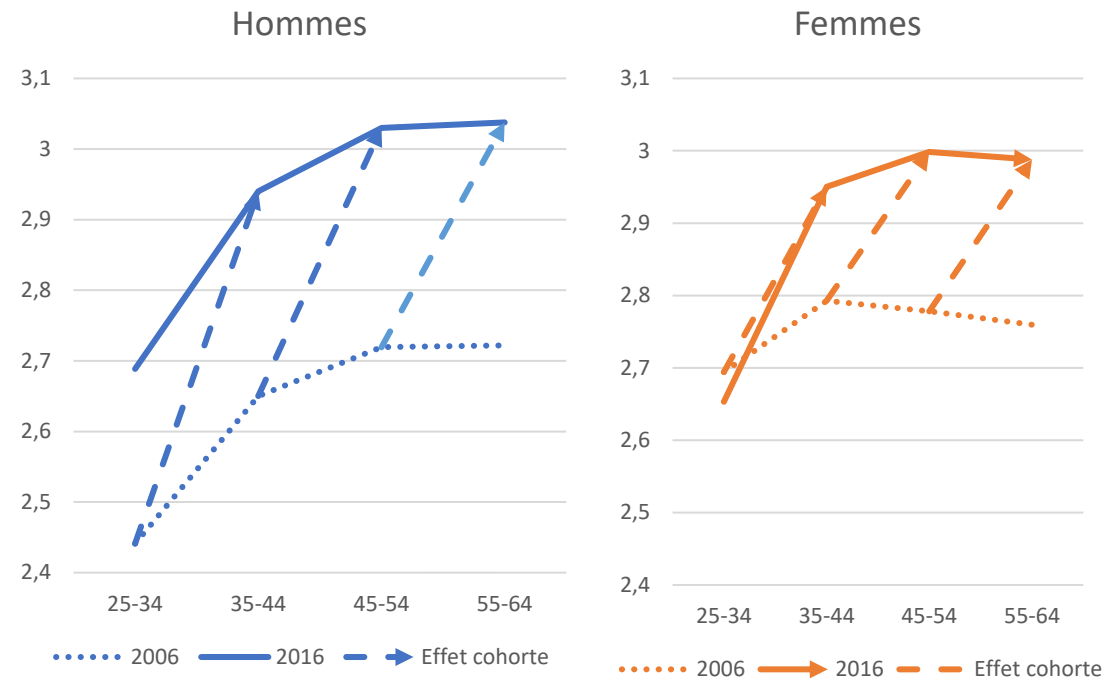


Figure 26. Connaissances – Mathématiques

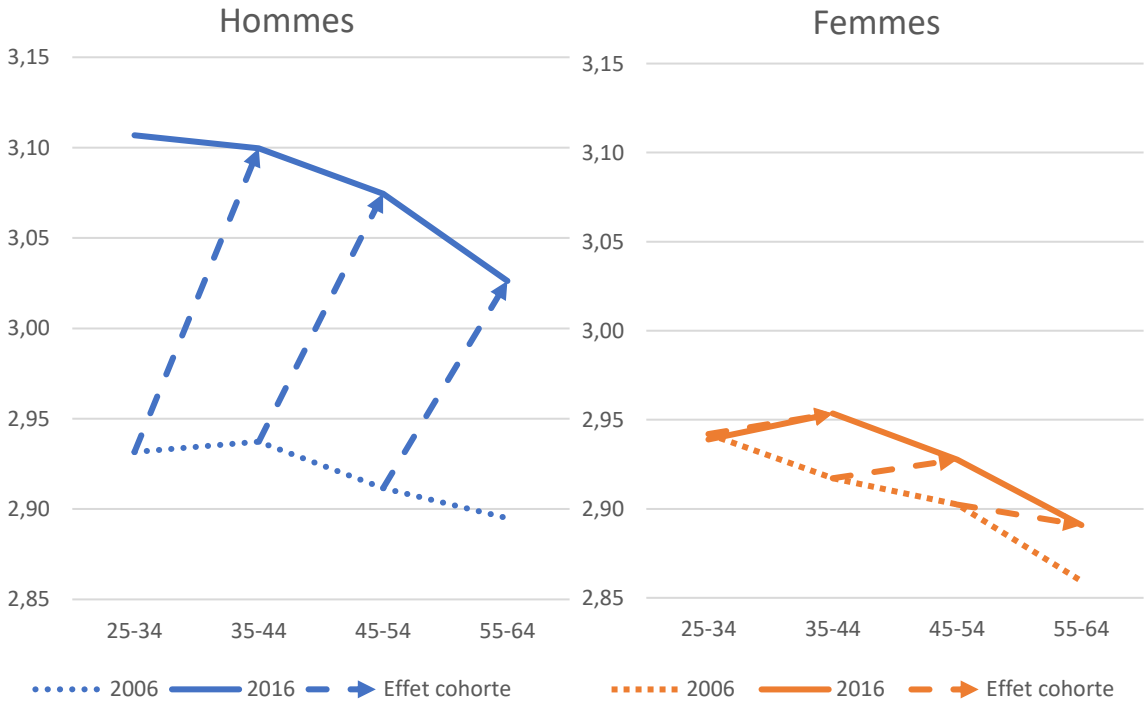


Figure 27. Connaissances – Mécanique

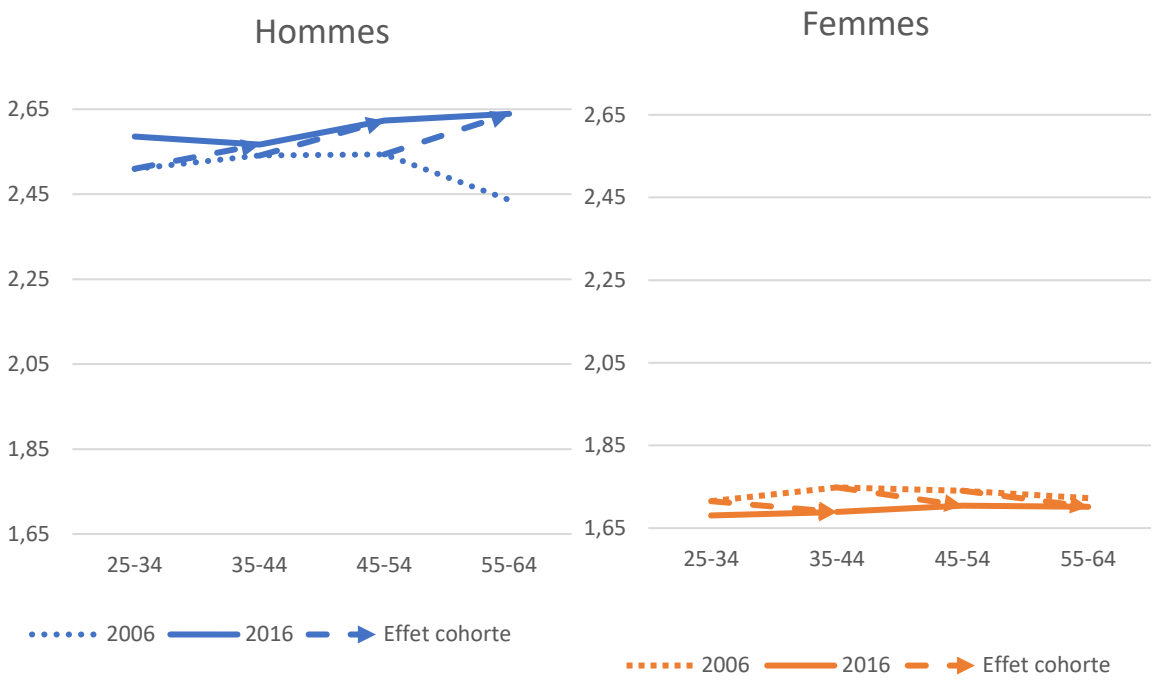


Figure 28. Connaissances - Ordinateurs et électronique