

HEC MONTRÉAL

**Comment le travail des Canadiens a évolué entre 2006 et 2016 :
une analyse structurelle-résiduelle selon l'âge et le sexe**

par

Mikhael Deutsch-Heng

**Sciences de la gestion
(Option Économie appliquée)**

*Mémoire présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès sciences en gestion
(M. Sc.)*

Jun 2021

© Mikhael Deutsch-Heng, 2021

Résumé

Dans le cadre de ce mémoire, nous nous intéressons à l'évolution de la nature du travail des Canadiens entre 2006 et 2016, une période riche en innovations dans les domaines de l'informatique, de la robotique et de l'intelligence artificielle. Pour ce faire, nous examinons la variation de l'importance agrégée de 24 attributs d'emploi (principalement des habiletés et connaissances requises) sur le marché du travail canadien. Nous décomposons ensuite cette variation en changements *au sein des professions* et en changements provenant du déplacement des travailleurs *entre les professions* à l'aide d'une analyse structurelle-résiduelle (*shift-share analysis*). Afin de créer des indices agrégés de l'importance de nos attributs d'emploi, les données du système américain d'information sur les professions O*NET ont été pondérées par le nombre de travailleurs par profession des Recensements de 2006 et de 2016 de Statistique Canada. Des sous-indices sont ensuite calculés selon le sexe (homme, femme) et le groupe d'âge (15-24, 25-34, 35-44, 45-54, 55-64, 65-74, 75+) auxquels appartiennent les travailleurs.

Nos résultats indiquent qu'entre 2006 et 2016, l'importance des attributs en lien avec les interactions sociales et les tâches cognitives non-routinières a fortement augmenté, alors que la croissance de l'importance des attributs en lien avec les tâches manuelles a été faible et parfois même négative. 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*. Enfin, nous observons que l'importance de certains attributs varie considérablement selon l'âge des travailleurs, et que cette relation diffère parfois d'un sexe à l'autre. C'est le cas par exemple de l'importance des attributs reliés aux tâches manuelles, qui diminue en fonction de l'âge chez les hommes, mais qui reste stable chez les femmes de plus de 25 ans.

Mots clés : Changements technologiques, attributs d'emploi, nature du travail, analyse structurelle-résiduelle, professions.

Table des matières

Résumé	i
Table des matières.....	ii
Liste des tableaux et figures	iii
Remerciements.....	v
Chapitre 1 : Introduction	1
Chapitre 2 : Terminologie utilisée dans le mémoire	7
Chapitre 3 : Revue de la littérature	9
3.1 L’impact des changements technologiques sur le travail	9
3.2 Analyse de Freeman et al (2020).....	13
3.3 Évolution du marché du travail selon l’âge et le sexe	14
Chapitre 4 : Données et méthodologie	17
4.1 Classification nationale des professions (CNP)	17
4.2 Recensements de 2006 et 2016.....	18
4.3 Système O*NET	19
4.4 Changements méthodologiques par rapport à Freeman <i>et al</i> (2020).....	22
Chapitre 5 : Construction de l’échantillon	28
5.1 Conversion de la structure occupationnelle de 2006	28
5.2 Appariement entre O*NET et la CNP 2016.....	30
5.3 Degré de couverture.....	34
Chapitre 6: Calcul des indices agrégés.....	38
Chapitre 7 : Analyse des résultats	40
7.1 Résultats de l’analyse structurelle-résiduelle	40
7.2 Variation du niveau des attributs selon le sexe et l’âge	47
Chapitre 8 : Conclusion.....	51
Bibliographie	54
Annexe A - Tableaux	58
Annexe B - Figures	60

Liste des tableaux et figures

Tableaux

Tableau 1: Groupes démographiques analysés	19
Tableau 2: Question d'importance des attributs O*NET	21
Tableau 3: Exemple de questions du questionnaire O*NET Contextes de travail	22
Tableau 4: Attributs O*NET analysés par Freeman et al. (2020)	23
Tableau 5: Attributs O*NET analysés dans le cadre de ce mémoire	25
Tableau 6: Extrait du Recensement de 2006 avant la conversion	29
Tableau 7: Extrait du Recensement de 2006 après la conversion	29
Tableau 8: Extrait de la matrice de correspondance entre la CNP 2016 et les classifications O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006.....	32
Tableau 9: Extrait des fichiers O*NET 20.3 et 10.0 pour l'attribut Créativité.....	32
Tableau 10: Valeur de l'attribut Créativité pour certaines professions de la CNP	32
Tableau 11: Degré de couverture de l'échantillon en 2006.....	36
Tableau 12: Degré de couverture de l'échantillon en 2016.....	37
Tableau 13: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez l'ensemble de la population active canadienne	41
Tableau 14: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez les hommes de la population active canadienne.....	45
Tableau 15: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez les femmes de la population active canadienne.....	46

Tableaux en annexe

Tableau A1: Professions écartées pour cause de conversion imparfaite entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016.....	58
Tableau A2: Professions écartées pour cause de données manquantes dans la base de données O*NET	59
Tableau A3: Questions et échelles des 4 attributs O*NET de notre analyse ayant une échelle différente des autres	60

Figures

Figure 1: Architecture d'une profession selon O*NET	2
Figure 2: Variation du niveau des attributs Inclinaison ou torsion du corps et Dextérité manuelle selon l'âge et le sexe, 2006-2016	47

Figure 3: Variation du niveau des attributs de la catégorie Interactions sociales selon l'âge et le sexe, 2006-2016	48
Figure 4: Variation du niveau des habiletés cognitives Créativité et Facilité à concevoir des idées selon l'âge et le sexe, 2006-2016	49
Figure 5: Variation du niveau des connaissances Administration des affaires et Ordinateurs et électronique selon l'âge et le sexe, 2006-2016.....	50

Figures en annexe

Figure B1: Variation du niveau des attributs de la catégorie Travail physique selon l'âge et le sexe, 2006-2016	61
Figure B2: Variation du niveau des attributs de la catégorie Interactions sociales et des habiletés cognitives Créativité et Facilité à concevoir des idées selon l'âge et le sexe, 2006-2016.....	62
Figure B3: Variation du niveau des attributs de la catégorie Habiletés cognitives selon l'âge et le sexe, 2006-2016	63
Figure B4: Variation du niveau des attributs de la catégorie Habiletés cognitives verbales selon l'âge et le sexe, 2006-2016.....	64
Figure B5: Variation du niveau des attributs de la catégorie Habiletés non-cognitives selon l'âge et le sexe, 2006-2016	65
Figure B6: Variation du niveau des attributs de la catégorie Connaissances selon l'âge et le sexe, 2006-2016	66

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier mon directeur de mémoire, Pr. Benoit Dostie, pour la grande qualité de ses conseils et sa facilité d'approche. Toujours disponible et de bonne humeur, je me rappellerai de cette collaboration comme étant une expérience agréable et enrichissante.

Je tiens également à remercier mon employeur, le Mouvement Desjardins, ainsi que mon gestionnaire immédiat, Jimmy Jean, qui ont su me supporter tout au long de ce projet.

Enfin, je désire remercier tous ceux qui, de près ou de loin, m'ont encouragés durant la rédaction du mémoire.

Merci!

Chapitre 1 : Introduction

L'idée que les changements technologiques puissent mener à des pertes d'emplois ne date certainement pas d'hier. Au IV^e siècle av. J.-C., Aristote (350 av. J.-C.) remarquait déjà que des instruments automatisés pouvant accomplir leur propre travail – en obéissant ou en anticipant la volonté d'autrui – élimineraient la nécessité du travail manuel. Plus de deux mille ans plus tard, John Maynard Keynes (1932) popularisa le terme « chômage technologique », qui se produit lorsque les nouvelles technologies remplacent davantage d'emplois qu'elles n'en créent. Cependant, ces craintes de longue date semblent avoir été exacerbées par les avancées récentes dans les domaines de l'intelligence artificielle, de la robotique et de l'informatique. En effet, de nombreux rapports aux conclusions alarmantes ont été publiés au cours des dernières années, faisant état de millions d'emplois à risque d'être automatisés (Winick, 2018).

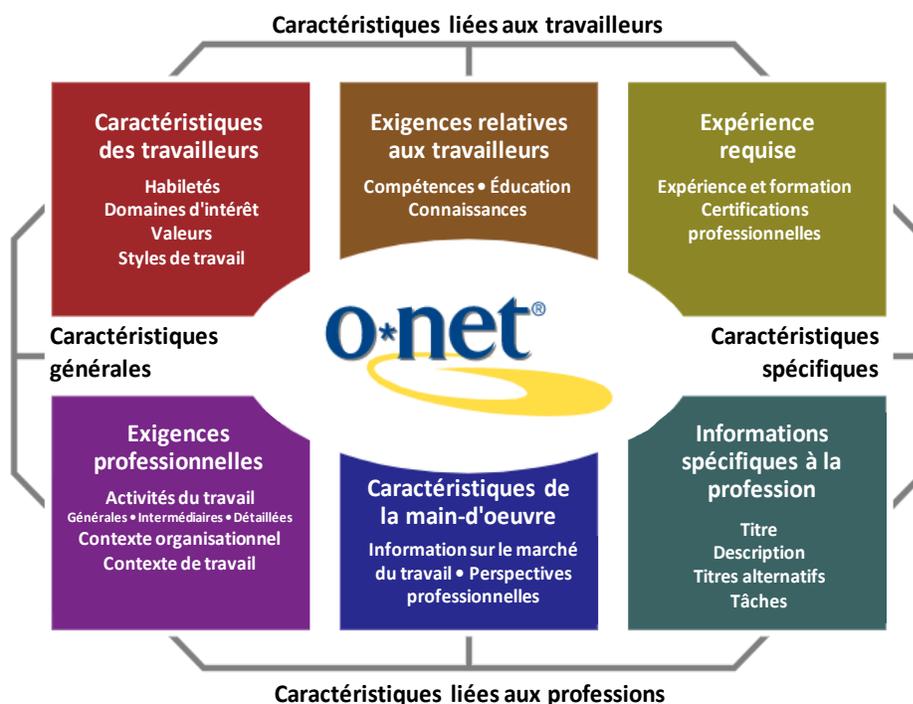
L'étude ayant fait couler le plus d'encre est certainement celle de Frey et Osborne (2013), dans laquelle les auteurs estiment que jusqu'à 47% des emplois américains sont dans des professions à haut risque d'être informatisées au cours des deux prochaines décennies. Ce résultat est rapidement devenu l'une des statistiques les plus citées des dernières années; au grand dam des auteurs, le résultat théorique de 47% a été considéré à tort par plusieurs comme étant une prédiction ferme (Ryder, 2019). Il s'ensuivit une série de rapports et d'études visant à prédire l'impact de l'automatisation sur l'emploi : une étude de l'OCDE suggère que 9% des emplois des 21 pays membres de l'organisation sont automatisables (Arntz, Gregory et Zierahn, 2016), alors qu'un rapport de McKinsey estime que de 400 à 800 millions d'emplois pourraient être automatisés d'ici 2030 à l'échelle mondiale (Manyika *et al.*, 2017).

Alors que les débats ont jusqu'à présent mis l'accent sur les pertes d'emplois potentielles attribuables à l'automatisation, certains chercheurs ont préféré se pencher sur la façon dont les changements technologiques influent sur la nature

même du travail. En effet, les progrès technologiques pourraient être plus susceptibles de modifier le type de tâches et d'activités que les travailleurs exécutent que de les remplacer complètement (Autor et Handel, 2013). Plus précisément, l'impact sur la nature du travail peut être décomposé en deux : 1) les nouvelles technologies peuvent occasionner des changements quant à ce que les travailleurs font au sein de leur profession ou encore 2) les pousser à se déplacer entre les professions. Afin de quantifier ces deux effets, il est d'abord nécessaire de traiter les professions comme étant des ensembles de tâches, d'activités, de compétences requises et autres attributs d'emploi.

C'est exactement ce que fait le système d'information O*NET, créé en 1998 par le Département du Travail des États-Unis (figure 1). Plusieurs de ces attributs se voient assignés une valeur d'importance selon une échelle et des critères bien précis; ces valeurs sont ensuite mises à jour sur une base régulière, permettant ainsi de quantifier l'importance de divers attributs d'emploi à travers le temps.

Figure 1: Architecture d'une profession selon O*NET



Source: National Center for O*NET Development

Note: Traduction de l'auteur, inspirée de la Taxonomie des compétences et des capacités d'Emploi et développement Social Canada (2020)

De par la richesse et l'exhaustivité de ses données, le système O*NET est une des sources les plus utilisées par les chercheurs s'intéressant au travail. Dans le but d'analyser l'impact des changements technologiques, de nombreuses études se sont servies d'O*NET afin d'examiner l'évolution des activités et des tâches des travailleurs au fil du temps (Acemoglu et Autor, 2011; Autor et Dorn, 2013; Bessen, 2016; Frank, Yang et Frenette, 2021). Autor, Levy et Murnane (2003) classent les tâches de travail selon une matrice de 2x2, opposant les tâches routinières aux tâches non-routinières sur un axe et les tâches manuelles aux tâches cognitives sur l'autre. De manière générale, les tâches non-routinières sont considérées comme les moins susceptibles d'être automatisées, nécessitant un plus grand degré d'adaptation et de jugement critique (Autor, 2015; Autor *et al.*, 2003).

Alors que l'approche fondée sur les tâches et les activités met l'accent sur les caractéristiques liées aux professions, certains chercheurs se sont également intéressés à l'impact des changements technologiques sur des attributs davantage liés aux travailleurs. En effet, l'impact des changements technologiques ne sera évidemment pas le même pour tous; tout dépendant de leur niveau d'éducation et de leur combinaison de compétences, d'habiletés et d'autres aptitudes, certains travailleurs bénéficieront du progrès technologique alors que d'autres seront négativement touchés.

Freeman, Ganguli et Handel (2020) ont inclus à leur analyse de l'évolution de la nature du travail des attributs O*NET en lien avec les exigences relatives aux travailleurs, telles les connaissances et le niveau d'éducation requis (figure 1). De plus, ces derniers se distinguent de leurs prédécesseurs en décomposant la variation de ces attributs : 1) en changements *au sein des professions* et 2) en changements provenant du déplacement des travailleurs *entre les professions* à l'aide d'une analyse structurelle-résiduelle (*shift-share analysis*).

Dans ce mémoire, nous analysons comment le travail des Canadiens a évolué entre 2006 et 2016 à l'aide d'une analyse structurelle-résiduelle inspirée de Freeman *et al.* (2020). Pour ce faire, nous apparions les données des versions 10.0 et 20.3 du

système O*NET à celles des Recensements de 2006 et de 2016 de Statistique Canada. Notre horizon temporel 2006-2016 couvre une période riche en innovation technologique et correspond presque entièrement à l'horizon 2005-2015 de Freeman *et al.* (2020).

Nous nous intéressons principalement aux attributs en lien avec les exigences relatives aux travailleurs. Dans le but de faire le pont avec la littérature existante, nous séparons notre sélection de 24 attributs O*NET en six catégories : 1) *Travail physique*, 2) *Interactions sociales*, 3) *Habilités cognitives*, 4) *Habilités cognitives verbales*, 5) *Habilités non-cognitives* et 6) *Connaissances*. Les catégories 1 et 5 contiennent des attributs en lien avec les emplois de cols bleus et les tâches manuelles, alors que les catégories 3 et 4 sont reliées aux tâches cognitives. La catégorie 2 est pour sa part formée d'attributs en lien avec les 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).

Nous construisons ensuite des indices agrégés de nos 24 attributs en pondérant les valeurs O*NET selon la structure occupationnelle – c'est-à-dire le nombre de travailleurs par profession – des Recensements de 2006 et de 2016. Comme il y a raison de croire que l'impact des changements technologiques peut varier en fonction du sexe et de l'âge des travailleurs (Cortes, Jaimovich et Siu, 2018; Martin, 2018; Tüzemen, 2018), nous calculons ensuite des sous-indices selon le sexe (hommes, femmes) et l'âge (15-24 ans, 25-34, 35-44, 45-54, 55-64, 65-74, 75+) des travailleurs pour un total de 24 groupes démographiques (voir figure 2 au chapitre 4).

Les résultats indiquent que l'importance de la majorité des attributs a augmenté entre 2006 et 2016. De plus, les quelques attributs ayant décliné ou ayant eu une faible croissance sont presque tous reliés aux emplois de cols bleus et aux tâches manuelles routinières. À l'opposé, l'importance des attributs associés aux

interactions sociales a augmenté de façon considérable (relativement aux autres attributs); cette augmentation est d'ailleurs plus marquée chez les hommes que chez les femmes. L'importance des habiletés utiles à l'exécution de tâches cognitives non-routinières, telles que la créativité et la facilité à concevoir des idées, a également connu une forte croissance relative, contrairement aux habiletés associées aux tâches cognitives plus routinières.

De son côté, la décomposition structurelle-résiduelle révèle que l'effet de la variation *au sein des professions* est généralement beaucoup plus élevé que l'effet de la variation causée par le déplacement des travailleurs *entre les professions*. En d'autres mots, les changements récents quant à la nature du travail des Canadiens semblent dépendre davantage des changements au sein même des professions que des changements dus à l'évolution de la répartition de l'emploi entre les professions. Ce résultat vient atténuer les craintes qu'il y ait un besoin massif de réorientation de carrière dans la population, mais suggère un rôle plus important de la formation continue afin d'aider les travailleurs à mieux s'adapter aux changements qui surviennent au sein de leur profession.

Enfin, nous observons que l'importance de certains attributs varie beaucoup selon l'âge des travailleurs et cette relation diffère parfois d'un sexe à l'autre. Par exemple, l'importance des attributs en lien avec les tâches manuelles diminue graduellement avec l'âge chez les hommes, alors que chez les femmes l'importance de ces attributs ne semble plus avoir aucun lien avec l'âge à partir de 25 ans. La relation entre l'âge et l'importance est plus similaire entre les deux sexes en ce qui concerne les attributs associés aux interactions sociales et aux tâches cognitives non-routinières. Chez les hommes comme chez les femmes, l'importance de ces attributs grandit avec l'âge jusqu'à atteindre un sommet au sein du groupe d'âge 35-44 ans, avant de graduellement diminuer jusqu'au groupe des 55-64 ans. Pour les hommes, l'importance rebondit ensuite avec l'âge pour atteindre un nouveau sommet chez les 75 ans et plus, alors que cette remontée n'est pas présente auprès des femmes. L'absence de ce rebond chez les

travailleuses pourrait être expliquée par la sous-représentation des femmes dans les postes de haute direction, tel que décrit par Oakley (2000).

À notre connaissance, cette recherche est la première à analyser la variation d'attributs d'emploi au sein de groupes démographiques détaillés selon l'âge et le sexe pour le marché du travail canadien. Une autre contribution provient du travail de conversion permettant une comparaison directe des données d'emploi par profession des Recensements de 2006 et de 2016 (voir section 5.1), ce qui à notre connaissance n'a jamais été fait auparavant. Cette conversion, ainsi que le couplage subséquent avec les données du système O*NET, permettent un horizon temporel allant de 2006 à 2016, soit une période qui est riche en innovation et qui chevauche les époques pré et post-intelligence artificielle.

La prochaine partie de ce travail (chapitre 2) clarifie la terminologie qui sera utilisée tout au long du mémoire. Dans le troisième chapitre, nous présentons une brève revue de littérature traitant de l'impact des changements technologiques sur la nature du travail, dans le but de mettre en contexte une revue plus détaillée de Freeman *et al.* (2020), sur lesquels nous nous inspirons pour notre étude. Le quatrième chapitre décrit les sources de données utilisées ainsi que la méthodologie entourant la collecte de ces dernières. Dans le cinquième chapitre, nous décrivons en détail la construction de notre échantillon, suivit du calcul de nos indices agrégés au chapitre 6. Le chapitre 7 est consacré à la présentation des résultats obtenus et enfin, le dernier chapitre présente les principales conclusions que nous tirons de cette étude.

Chapitre 2 : Terminologie utilisée dans le mémoire

L'impact des changements technologiques sur le travail est un sujet ayant engendré grand nombre d'analyses, tant du côté académique que du côté gouvernemental et corporatif. Cependant, faute d'une terminologie commune d'une étude à l'autre et d'une organisation à l'autre, une certaine confusion règne quant à la signification des différents termes servant à décrire le travail; aptitudes, capacités, compétences, habiletés et tâches ne sont que quelques termes dont la définition et la classification varient selon la source. À des fins de clarté et de cohérence, nous débutons avec une brève description de la terminologie qui sera utilisée dans le cadre de cette étude.

Nous adoptons tout au long de ce mémoire les définitions de la Taxonomie des compétences et des capacités, élaborée par Emploi et Développement social Canada (EDSC) dans l'objectif de rationaliser la terminologie de centaines de descripteurs professionnels (Emploi et Développement social Canada, 2020).

La Taxonomie des compétences et des capacités d'EDSC a pour principal avantage d'être basée sur la structure et les définitions du système américain O*NET, qui est notre principale source d'information quant aux caractéristiques des professions. Ainsi, en se référant à la Taxonomie, nous sommes assurés d'utiliser des définitions et une traduction qui sont cohérentes avec nos données.

Les descripteurs (ou attributs) de la Taxonomie des compétences et des capacités sont classés en six catégories (Emploi et Développement social Canada, 2020):

- 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.

- Domaine d'intérêt : Préférences relatives au milieu de travail et aux résultats.
- 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 six catégories une traduction libre de la définition des tâches selon O*NET¹:

- Tâches : Activités spécifiques qui peuvent être unique pour chaque profession.

Nous soulignons que bien que le terme « compétence » soit souvent utilisé afin de décrire de façon générale les caractéristiques des travailleurs, EDSC définit les compétences comme étant une catégorie d'attribut bien spécifique. Afin d'éviter toute confusion, nous utiliserons tout au long de cette étude le terme « aptitude » – qui est défini par le Larousse comme étant une « disposition naturelle ou acquise de quelqu'un à faire quelque chose » – pour parler des attributs des travailleurs d'une manière plus générale, sans faire référence à une catégorie d'attributs bien précise.

¹ Voir <https://www.onetonline.org/help/online/details>

Chapitre 3 : Revue de la littérature

Nous débutons ce chapitre avec un bref résumé de la littérature traitant de l'impact des changements technologiques sur le travail. Ce résumé ne se veut pas une revue exhaustive du sujet, mais plutôt une mise en contexte qui précède une revue plus détaillée de Freeman *et al.* (2020), sur lesquels nous basons notre étude. En plus d'adapter la méthodologie de ces derniers au marché du travail canadien, nous ajoutons également une déclinaison selon l'âge et le sexe; nous terminons donc ce chapitre en présentant quelques travaux récents qui ont incorporé le sexe et/ou l'âge des travailleurs à une analyse de l'évolution du travail.

3.1 L'impact des changements technologiques sur le travail

Les émeutes luddites du début des années 1800 - lors desquelles des travailleurs textiles britanniques brisèrent des métiers à tisser en protestation contre les manufacturiers qui favorisaient l'emploi de machines – sont un exemple frappant des craintes qu'ont pu engendrer les changements technologiques au cours de l'histoire (Oschinski et Wyonch, 2017). Un peu plus d'un siècle plus tard, John Maynard Keynes (1932) mentionnait que la rapidité des innovations technologiques apportait des problèmes difficiles à résoudre. Un de ces problèmes était le « chômage technologique », qui se produit lorsque les nouvelles technologies remplacent davantage d'emplois qu'elles n'en créent.

C'est entre autres ces écrits de Keynes qui motivèrent Frey et Osborne (2013) à catégoriser les professions selon leur susceptibilité à être informatisées² dans le futur. S'appuyant sur de récentes avancées dans le domaine du Machine Learning, les auteurs estiment la probabilité d'informatisation de 702 professions détaillées à l'aide du système O*NET. Ces probabilités servent ensuite à examiner l'impact attendu de l'informatisation sur le marché de l'emploi américain. Pour estimer la

² Frey et Osborne (2013) définissent l'informatisation comme étant l'automatisation d'un travail au moyen d'équipement contrôlé par ordinateur.

probabilité d'informatisation, les auteurs classent d'abord les professions O*NET selon 1) une combinaison des compétences, habiletés et connaissances que celles-ci nécessitent et 2) les tâches qui y sont associées. Les auteurs s'inspirent des travaux d'Autor *et al.* (2003) afin de distinguer les tâches cognitives des tâches manuelles d'un côté, et les tâches routinières et non-routinières de l'autre. Les tâches routinières sont définies comme étant « un ensemble limité et bien défini d'activités cognitives et manuelles qui peuvent être accomplies en suivant des instructions claires » (Autor *et al.* (2003), traduction libre). Au contraire, les tâches non-routinières demandent un plus grand degré d'adaptation et de jugement critique et seraient donc plus difficiles à automatiser. La diminution du nombre d'emplois impliquant un grand nombre de tâches routinières est bien documentée; par exemple, Charles, Hurst et Notowidigdo (2013) décrivent le déclin marqué du secteur manufacturier au cours des années 2000 alors que Jaimovich et Siu (2012) s'intéressent à la contraction de la proportion des emplois qui sont dans des professions routinières au cours des 35 dernières années.

Parallèlement, Autor et Dorn (2013) constatent que la croissance de l'emploi et des salaires de la plupart des professions peu qualifiées a été stagnante voire même négative entre 1980 et 2005, à l'exception des professions du secteur des services. Les auteurs émettent l'hypothèse que le prix décroissant de la technologie informatique a poussé le salaire des professions routinières à la baisse, tout en complétant les tâches cognitives non-routinières des travailleurs plus éduqués – un constat auquel arrive aussi Handel (2007). Les travailleurs peu qualifiés se seraient donc tournés vers les professions peu rémunérées du secteur des services; bien que nécessitant peu de qualifications, ces professions seraient plus difficiles à automatiser que les emplois manufacturiers puisqu'elles demandent davantage d'adaptabilité et de communications interpersonnelles (Autor et Dorn, 2013). Cette migration vers les services pourrait certainement avoir contribué à l'importance accrue des aptitudes sociales sur le marché du travail que Deming (2017) observe entre 1980 et 2012, un horizon temporel très similaire à celui d'Autor et Dorn (2013).

Pour en revenir à Frey et Osborne (2013), l'étude de ces derniers constitua un jalon important dans la littérature sur l'impact des changements technologiques de par sa conclusion. Historiquement, l'informatisation était considérée être restreinte aux professions fortement routinières, remplaçant les travailleurs dont les tâches étaient basées sur des règles explicites, tout en venant compléter les travailleurs effectuant des tâches non-routinières. Frey et Osborne (2013) arrivent quant à eux à un impact négatif de l'informatisation qui serait beaucoup plus généralisé qu'auparavant; l'arrivée d'algorithmes informatiques plus avancés et de l'intelligence artificielle pourrait facilement permettre de remplacer plusieurs professions associées à une large gamme de tâches cognitives non-routinières (par exemple la rédaction juridique) et de tâches manuelles non-routinières (par exemple la conduite de véhicules), alors que les robots sophistiqués arrivent à performer des tâches manuelles routinières de plus en plus variées. À la suite de leur analyse, les auteurs estiment que 47% des emplois américains sont dans des professions jugées « à risque » et qui pourraient être informatisées relativement bientôt (au cours des deux prochaines décennies).

Déclenchée en partie par Frey et Osborne (2013), la récente explosion du nombre de rapports sur le futur du travail a mis l'accent sur les pertes d'emplois potentielles liées aux nouvelles technologies. Bessen (2016) examine la relation entre les professions et l'informatisation, rejetant cette dernière comme étant une source importante de pertes d'emplois nettes. Ce dernier souligne deux particularités intéressantes de l'informatisation : 1) les professions informatisées en remplacent d'autres, causant un déplacement des travailleurs *entre* les professions et 2) l'informatisation nécessite l'apprentissage (coûteux) de nouvelles aptitudes, causant une plus grande inégalité des salaires *au sein* des professions. Cette distinction entre l'effet des changements technologiques *entre* et *au sein* des professions est un ajout important à la littérature. À la suite d'une analyse du secteur manufacturier sur plus de deux siècles, Bessen (2019) arrive encore à une conclusion similaire : les nouvelles technologies pourraient entraîner une forte croissance de certaines industries et le déclin de certaines autres, créant

ainsi de nouvelles professions et nécessitant les travailleurs à acquérir de nouvelles aptitudes.

Le rapport final de la *Work of the Future Task Force* du MIT s'inscrit dans ce même contexte plus optimiste quant au futur du travail (Autor, Mindell et Reynolds, 2020). Les auteurs considèrent qu'il n'y a pas de compromis à faire entre améliorer la sécurité économique des travailleurs et accueillir les changements technologiques et l'innovation. Le rapport recommande avant tout d'investir dans la formation des travailleurs afin qu'ils développent les aptitudes nécessaires à l'exécution des tâches de demain.

De leur côté, Kogan, Papanikolaou, Schmidt et Seegmiller (2020) s'intéressent à la relation entre l'innovation technologique et la croissance de l'emploi et des salaires sur une très longue période (1850 à 2010). À l'aide d'outils d'analyse textuelle, ils construisent des indices de distance entre une innovation technologique donnée (un brevet) et une profession spécifique, en se basant sur la description de tâches de celle-ci dans le système O*NET. Les auteurs se servent ensuite de ces indices afin de créer des séries temporelles de l'exposition à l'innovation technologique.

Kogan *et al.* (2020) adoptent les six catégories de tâches créées par Acemoglu et Autor (2011). Ces tâches sont essentiellement les mêmes que les quatre catégories créées par Autor *et al.* (2003), en plus d'inclure une composante interpersonnelle aux tâches non-routinières (soit les tâches manuelles non-routinières interpersonnelles et les tâches cognitives non-routinières interpersonnelles). Tout au long de l'horizon temporel de 1850-2010, Kogan *et al.* (2020) observent que les tâches routinières manuelles et les tâches non-routinières manuelles sont fortement exposées à l'innovation technologique. Les deux catégories de tâches ayant une composante interpersonnelle sont quant à elles les moins exposées à l'innovation tout au long de la période analysée. Dans le cas des tâches manuelles non-routinières interpersonnelles, 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). Kogan *et al.* (2020) remarquent également trois grandes vagues de percées technologiques. La Seconde Révolution Industrielle des années 1880-1890 et les innovations des années 1920-1930 sont majoritairement associées aux tâches manuelles. Par contre, la Révolution des TI de 1980 à aujourd'hui est de son côté surtout composée d'innovations associées aux tâches cognitives routinières et non-routinières, une observation qui concorde avec le constat de Frey et Osborne (2013) comme quoi l'informatisation permet maintenant d'automatiser des tâches qui auparavant étaient à l'abri des changements technologiques.

3.2 Analyse de Freeman *et al.* (2020)

C'est dans ce contexte que s'inscrit le papier qui a motivé la rédaction de ce mémoire : *Within-Occupation Changes Dominate Changes in What Workers Do : A Shift-Share Decomposition, 2005-2015* de Freeman *et al.* (2020). Dans le but d'offrir une différente perspective sur le futur du travail, les 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. Des indices agrégés sont calculés en pondérant les valeurs O*NET des attributs selon le poids de chaque profession dans l'emploi total. Ils décomposent ensuite la variation de ces indices agrégés selon qu'elle provienne de changements *au sein* des professions ou de changements dus au déplacement des travailleurs *entre* les professions 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 profession. Ils 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 professions sont de loin le facteur déterminant de la variation des attributs, étant presque toujours d'une magnitude plus élevée que les changements *entre* les professions. Dans les 8 cas où la variation *au sein* des professions et la variation *entre* les professions sont de signes opposés, la variation *au sein* est plus grande. Les auteurs s'interrogent ensuite à savoir s'il existe un lien entre le niveau d'un attribut – par exemple l'attribut *Automatisation* – pour une profession spécifique en 2006 et la variation de la part de l'emploi total que représente cette profession entre 2006 et 2016. 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 profession.

Observant que les récents changements des attributs d'emploi proviennent principalement des changements *au sein* des professions et que le niveau de ces attributs est faiblement corrélé avec la variation future de l'emploi, Freeman *et al.* (2020 : 398, traduction libre) concluent « que nous devrions faire preuve de scepticisme face aux rapports prévoyant un bouleversement de l'emploi dans un avenir prévisible ». Les auteurs mentionnent qu'il faut aller au-delà des prévisions de gains ou de pertes d'emplois dues aux changements technologiques et plutôt s'intéresser à ce que les travailleurs font dans leur profession.

3.3 Évolution du marché du travail selon l'âge et le sexe

Dans le cadre de notre étude, nous appliquons la méthodologie de Freeman *et al.* (2020) au marché du travail canadien, avec comme apport principal l'ajout d'une déclinaison selon l'âge et le sexe. L'étude ayant principalement motivé une analyse séparée selon le genre des travailleurs provient de Cortes *et al.* (2018). Les auteurs observent que depuis 1980, la probabilité de travailler dans une profession bien rémunérée a chuté pour les hommes ayant une éducation universitaire, alors que c'est tout le contraire pour les femmes ayant un niveau d'éducation équivalent.

Cortes *et al.* (2018) se basent sur la littérature propre à la neuroscience et à la psychologie³ afin de postuler que les femmes ont un avantage comparatif en ce qui concerne les tâches qui nécessitent des aptitudes sociales et interpersonnelles. Les auteurs émettent l'hypothèse que les aptitudes sociales sont devenues plus importantes *au sein* des professions bien rémunérées relativement aux autres professions, expliquant ainsi la meilleure performance des femmes par rapport aux hommes.

L'étude de Cortes *et al.* (2018) est motivée par les travaux de Borghans, Weel et Weinberg (2014) et de Deming (2017); ces auteurs documentent qu'il y a eu une forte croissance relative de l'emploi pour les professions nécessitant de fortes aptitudes sociales, l'équivalent d'un déplacement des travailleurs *entre* les professions. Cortes *et al.* (2018) se démarquent de leurs prédécesseurs en observant que la demande pour les aptitudes sociales a aussi augmenté *au sein* des professions bien rémunérées, expliquant ainsi la plus forte demande pour les femmes ayant une éducation universitaire sur le marché du travail.

En ce qui concerne l'impact des changements technologiques selon l'âge, Martin (2018) s'intéresse à l'évolution du marché du travail chez les travailleurs âgés de 55 à 74 ans au cours des deux dernières décennies. L'auteur remarque que la hausse du taux d'emploi chez ce groupe de travailleurs n'est pas attribuable à une volonté accrue des employeurs à engager des travailleurs plus âgés. Il semblerait plutôt que la hausse reflète une hausse du taux de rétention au sein des firmes, c'est-à-dire que les travailleurs plus âgés restent plus longtemps avec la même firme avant de prendre leur retraite. Martin (2018) émet l'hypothèse que cette réticence à engager des travailleurs plus âgés pourrait entre autres provenir d'une déficience de ce groupe au niveau des aptitudes numériques.

De son côté, Tüzemen (2018) combine les analyses selon le sexe et selon l'âge, s'interrogeant à savoir pourquoi le taux de participation des hommes de 25 à 54 ans a chuté aux États-Unis entre 1996 et 2016. L'auteur soutient que la raison

³ Entre autres Hall (1978), Feingold (1994) et Baron-Cohen, Knickmeyer et Belmonte (2005).

principale de la baisse du taux de participation de ce groupe démographique provient du déclin des emplois moyennement qualifiés, tels les emplois manufacturiers (déclin que Charles *et al.* (2013) décrivent en détail). Tüzemen (2018) ajoute que les aptitudes demandées sur le marché du travail sont en pleine évolution, et que l'automatisation a rendu obsolète les aptitudes de plusieurs de ces hommes moins qualifiés.

Chapitre 4 : Données et méthodologie

Dans ce chapitre, nous allons détailler les données utilisées dans le but d'adapter l'analyse structurelle-résiduelle de Freeman *et al.* (2020) au marché du travail canadien. Tout comme ces derniers, nous utilisons le système d'information américain O*NET pour obtenir les attributs liés aux professions. Par contre, notre sélection d'attributs O*NET ainsi que notre méthodologie pour les mesurer diffèrent légèrement de celles des auteurs; une explication de ces différences viendra donc terminer le chapitre. Les données concernant le nombre de travailleurs par profession proviennent quant à elles du Recensement de Statistique Canada, puisque c'est la source la plus exhaustive d'information à ce sujet. En guise d'introduction, nous débutons le chapitre avec une brève description de la Classification nationale des professions (CNP), le système national canadien qui sert à décrire les professions dans le cadre du recensement.

4.1 Classification nationale des professions (CNP)

Au Canada, les professions 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. La CNP présente une structure systématique de classification qui catégorise l'ensemble des activités professionnelles au Canada. La CNP de 2016 (la version actuelle) comprend environ 30 000 appellations d'emploi, qui sont ensuite organisées selon une structure hiérarchique à quatre niveaux. Le 1^{er} niveau comprend 10 grandes catégories professionnelles, le 2^e niveau est composé de 40 grands groupes, le 3^e niveau est constitué de 140 groupes intermédiaires et enfin le 4^e niveau se divise en 500 groupes de base (Statistique Canada, 2021).

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*.

Nous nous concentrons uniquement sur les 500 groupes de base – c’est-à-dire au niveau à 4 chiffres – afin d’avoir la classification des professions la plus détaillée possible. Les groupes de base représentent une seule profession (*2112 Chimistes*) ou quelques professions regroupées ensemble (*2161 Mathématiciens, statisticiens et actuaires*). À partir de maintenant, nous utiliserons les mots « profession » et « groupe de base » de façon interchangeable. Il est important de noter que la CNP n’est pas une base de données mais simplement une classification ; celle-ci est entre autres utilisée par Statistique Canada pour l’Enquête sur la population active et le Recensement de la population. Historiquement, le contenu de la CNP est mis à jour tous les cinq ans et une révision structurelle est effectuée tous les dix ans. À noter également que les descriptions de la CNP sont rédigées au masculin, car elles renvoient à l’ensemble des travailleurs des professions visées. Statistique Canada procède ainsi lors de la publication des données du recensement afin d’alléger le texte et d’en faciliter la lecture, et nous ferons donc de même dans ce mémoire.

4.2 Recensements de 2006 et 2016

Le Recensement de la population 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, c’est-à-dire le nombre de travailleurs par profession. Les tableaux qui retiennent notre intérêt décomposent la population active âgée de 15 ans et plus selon la profession (CNP), l’âge et le sexe. Ces données proviennent du questionnaire détaillé du recensement, envoyé au quart des ménages canadiens.

Le Recensement de 2016 a été choisi puisque c’est le recensement ayant les données disponibles les plus récentes (les données du Recensement de 2021 ne seront pas disponibles avant 2022-2023), 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 d'évolution d'attributs d'emploi. 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, notre horizon temporel 2006-2016 couvre une période riche en innovation technologique et correspond presque entièrement à l'horizon 2005-2015 de Freeman *et al.* (2020); notre période de référence de 10 ans semble donc tout à fait appropriée.

Les données retenues pour notre analyse sont le nombre total de travailleurs pour chacune des professions de la CNP, selon le sexe (hommes, femmes) et sept groupes d'âge (15-24 ans, 25-34 ans, 35-44 ans, 45-54 ans, 55-64 ans, 65-74 ans et 75 ans et plus), pour un total de 24 groupes démographiques (figure 2).

Tableau 1: Groupes démographiques analysés

(1) Total	(9) Hommes	(17) Femmes
(2) Total 15 à 24 ans	(10) Hommes 15 à 24 ans	(18) Femmes 15 à 24 ans
(3) Total 25 à 34 ans	(11) Hommes 25 à 34 ans	(19) Femmes 25 à 34 ans
(4) Total 35 à 44 ans	(12) Hommes 35 à 44 ans	(20) Femmes 35 à 44 ans
(5) Total 45 à 54 ans	(13) Hommes 45 à 54 ans	(21) Femmes 45 à 54 ans
(6) Total 55 à 64 ans	(14) Hommes 55 à 64 ans	(22) Femmes 55 à 64 ans
(7) Total 65 à 74 ans	(15) Hommes 65 à 74 ans	(23) Femmes 65 à 74 ans
(8) Total 75 ans et plus	(16) Hommes 75 ans et plus	(24) Femmes 75 ans et plus

Pour le Recensement de 2016, les données proviennent du tableau 98-400-X2016291, qui est accessible sur le site web de Statistique Canada (2018)⁴. Pour le Recensement de 2006, une demande de données personnalisée a été faite directement auprès de Statistique Canada.

4.3 Système O*NET

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

⁴Voir <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/catalogue/98-400-X2016291>

statistique américain. La SOC est l'équivalent américain de la CNP de Statistique Canada.

La base de données O*NET « décrit les caractéristiques des professions à partir d'un ensemble de descripteurs définis exhaustivement [...] pour décrire les compétences requises pour exercer un métier donné... » (Hart, 2010). Les descripteurs (ou attributs) sont classés en une multitude de catégories qui décrivent les 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*).

Pour toutes les professions de la O*NET-SOC, ces attributs se voient assignés une valeur selon une échelle et des critères bien précis. Ces valeurs sont partiellement mises à jour sur une base régulière; chaque version annuelle d'O*NET contient de nouvelles informations pour environ 100 professions, alors que les 700-800 autres restent pratiquement inchangées. Cependant, il arrive parfois que deux mises à jour aient lieu durant la même année. Les différentes versions d'O*NET sont accessibles sur le site web de l'organisation⁵.

Les valeurs attribuées aux différents attributs proviennent de questionnaires⁶ propres à chaque catégorie d'attribut. Les questionnaires *Éducation et formation*, *Connaissances*, *Activités du travail* et *Contextes de travail* sont majoritairement complétés par un échantillon d'environ 20-40 titulaires (*job incumbents*) par profession. Un groupe d'environ 25 experts professionnels (*occupational experts*) s'occupent quant à eux des professions où il est plus difficile de rejoindre des titulaires. Le questionnaire *Habiletés* est complété par un groupe de 8 analystes du

⁵ Voir https://www.onetcenter.org/db_releases.html pour les différentes versions d'O*NET.

⁶ Voir <https://www.onetcenter.org/questionnaires.html> pour les questionnaires O*NET.

travail (*job analysts*); ceux-ci se basent sur le titre, la définition et les tâches de la profession ainsi que sur les résultats provenant des questionnaires *Activités du travail* et *Contextes de travail* (Donsbach, Tsacoumis, Sager et Updgraff, 2003). Depuis 2008, les analystes du travail s'occupent également du questionnaire *Compétences* – qui était auparavant complété par des titulaires - créant ainsi une rupture dans cette série temporelle (Handel, 2016).

Les questionnaires *Habilités*, *Connaissances*, *Compétences* et *Activités du travail* comportent deux questions identiques pour tous les attributs (par exemple l'habileté *compréhension écrite*); une question portant sur l'importance de l'attribut (figure 3) et ensuite une question portant sur le niveau requis.

Tableau 2: Question d'importance des attributs O*NET

Importance

À quel point est-ce que *Attribut* est important dans le cadre de votre emploi actuel?

- 1 - Pas important
 - 2 - Quelque peu important
 - 3 - Important
 - 4 - Très important
 - 5 - Extrêmement important
-
-

Source: National Center for O*NET Development

Note: Traduction de l'auteur.

Si les répondants ont indiqué un chiffre autre que 1 à la question d'importance, ils doivent ensuite répondre à la question suivante : « Quel niveau de *Attribut* est requis pour effectuer votre travail? » sur une échelle de 1 à 7 qui est unique à chaque attribut. Cependant, le questionnaire *Contextes 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, les contextes de travail *Automatisation* et *Faire des gestes répétitifs* ont chacun une échelle différente (figure 4).

Tableau 3: Exemple de questions du questionnaire O*NET *Contextes de travail*

Inclinaison ou torsion du corps

Dans le cadre de votre emploi actuel, passez-vous du temps avec le torse en inclinaison ou en torsion?

- 1 - Jamais
 - 2 - Moins de la moitié du temps
 - 3 - Environ la moitié du temps
 - 4 - Plus de la moitié du temps
 - 5 - Continuellement ou presque continuellement
-
-

Être en contact avec d'autres personnes

À quel point les contacts avec les autres sont-ils requis pour effectuer votre emploi actuel?

- 1 - Aucun contact avec les autres
 - 2 - Contact occasionnel avec les autres
 - 3 - Contact avec les autres environ la moitié du temps
 - 4 - Contact avec les autres la plupart du temps
 - 5 - Constamment en contact avec les autres
-
-

Source: National Center for O*NET Development

Note: Traduction de l'auteur

4.4 Changements méthodologiques par rapport à Freeman *et al* (2020)

Dans le tableau 1 de leur papier *Within-Occupation Changes Dominate Changes in What Workers Do : A Shift-Share Decomposition, 2005-2015*, Freeman *et al.* (2020) analysent la variation entre 2005 et 2015 de 17 attributs O*NET provenant de trois questionnaires remplis par des titulaires : *Contextes de travail*, *Éducation et formation* et *Connaissances* (figure 5).

Les auteurs mesurent les contextes de travail (attributs 1-9 de la figure 5) selon la proportion de répondants qui ont indiqué 4 ou 5 dans le questionnaire *Contextes de travail*. Les niveaux d'éducation (attributs 10-13) sont mesurés en prenant les proportions moyennes de répondant du questionnaire *Éducation et formation* qui indiquent que ce niveau d'éducation est requis dans le contexte de leur travail, alors que les connaissances (attributs 14-17) proviennent de la réponse moyenne des répondants à la question d'importance (échelle de 1 à 5) du questionnaire *Connaissances*. Des indices agrégés sont ensuite calculés en pondérant la valeur des attributs par profession selon le poids de chaque profession dans l'emploi total.

Tableau 4: Attributs O*NET analysés par Freeman *et al.* (2020)

<i>Travail physique</i>	<i>Niveau d'éducation</i>
(1) Automatisation	(10) Diplôme d'études secondaires
(2) Faire des gestes répétitifs	(11) Grade d'associé
(3) Inclinaison ou torsion du corps	(12) Baccalauréat
(4) Rythme déterminé par la vitesse de l'équipement	(13) Maîtrise
<i>Latitudo décisionnelle</i>	<i>Connaissances</i>
(5) Travail non structuré	(14) Administration des affaires
(6) Liberté décisionnelle	(15) Ordinateurs et électronique
<i>Aptitudes sociales</i>	(16) Mécanique
(7) Parler en public	(17) Mathématiques
(8) Discussions en personne	
(9) Travailler en équipe ou en groupe	

Notes: La traduction des attributs O*NET provient de la Taxonomie des compétences et des capacités d'Emploi et Développement social Canada (2020). Les titres des sections ont été traduits à la discrétion de l'auteur.

Dans le cadre de notre étude, nous répliquons l'analyse de Freeman *et al.* (2020) pour le marché du travail canadien, d'où l'intérêt d'obtenir les données de la structure occupationnelle canadienne des Recensements de 2006 et de 2016. Cependant, certaines modifications seront apportées à la méthodologie des auteurs, à commencer par la question de l'horizon temporel. Comme les valeurs d'attributs O*NET ne sont que partiellement mises à jour chaque année, la version O*NET 13.0 (publiée en 2008) contient de l'information mise à jour au cours des années précédentes; il en est de même pour la version O*NET 23.0 publiée en 2018. Les auteurs ont donc décidé 1) d'utiliser ces deux versions d'O*NET, 2) de restreindre leur échantillon aux attributs mis à jour entre 2003-2008 et 2013-2018, 3) de traiter ces intervalles comme étant centrés sur leurs deux années de référence, soit 2005 et 2015 et 4) d'effectuer une interpolation linéaire afin d'ajuster les valeurs des années adjacentes pour obtenir les valeurs attendues en 2005 et 2015.

Ces restrictions quant à l'échantillon réduisent la couverture de l'analyse des auteurs à seulement 371 professions O*NET couvrant environ 60% de l'emploi américain. Ainsi, un inconvénient non-négligeable de cette méthodologie est un degré de couverture beaucoup plus faible de l'emploi total, ce qui entraîne

nécessairement une erreur de mesure. Pour ces raisons, nous choisissons simplement d'utiliser les versions d'O*NET publiées les plus près possible des Recensements de mai 2006 et de mai 2016, c'est-à-dire O*NET 10.0 et O*NET 20.3⁷ (National Center for O*NET Development, 2006, 2016). Cette méthode entraîne elle aussi une erreur de mesure; plusieurs valeurs d'attributs de la version O*NET 10.0 ont été attribuées avant 2006 et plusieurs valeurs d'attributs de la version O*NET 20.3 ont été attribuées avant 2016. Au final, nous décidons de privilégier la couverture d'un maximum de professions, quitte à travailler avec des valeurs d'attributs précédant quelque peu nos deux années de référence.

Dans ce même but de couvrir le plus de professions possible, nous décidons d'exclure de notre analyse certains des 17 attributs O*NET analysés par Freeman *et al.* (2020). En effet, la version O*NET 10.0 – que nous comparons avec les données du Recensement de 2006 – couvre 796 professions pour la grande majorité des attributs, mais ne couvre que 580 professions pour certains attributs du questionnaire *Contextes de travail* (attributs 5 à 9 de la figure 5) et pour tous les attributs du questionnaire *Éducation et formation* (attributs 10 à 13 de la figure 5). Ces 9 attributs seront donc écartés de notre analyse. Cependant, au lieu de nous en tenir aux 8 attributs restants, nous décidons d'en ajouter 16 pour un total de 24 attributs O*NET analysés dans le cadre de ce mémoire. Ces 24 attributs sont présentés à la figure 6.

⁷ Voir https://www.onetcenter.org/db_releases.html pour les différentes versions d'O*NET.

Tableau 5: Attributs O*NET analysés dans le cadre de ce mémoire

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

*Attributs analysés par Freeman *et al.* (2020)

Notes: La traduction des attributs O*NET provient de la Taxonomie des compétences et des capacités d'Emploi et Développement social Canada (2020).

Tout d'abord, les contextes de travail *Coordonner ou diriger d'autres personnes* et *Être en contact avec d'autres personnes* viennent remplacer les attributs de la catégorie *Aptitudes sociales* de la figure 5. Notons que cette catégorie a été renommée *Interactions sociales* dans notre analyse puisque le terme « aptitudes » pourrait porter à confusion⁸. Cette catégorie d'attributs est particulièrement pertinente dans une analyse de l'impact des changements technologiques sur le travail puisque les tâches nécessitant beaucoup d'interactions sociales sont considérées être plus difficiles à automatiser (Autor et Dorn, 2013). 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.

⁸ Les contextes de travail O*NET sont des caractéristiques qui décrivent les facteurs physiques et sociaux qui influencent la nature du travail. Ce ne sont pas des caractéristiques directement liées aux travailleurs comme le laisserait entendre le terme « aptitude ».

Dans le but d'ajouter à l'analyse davantage de caractéristiques en lien avec les aptitudes requises des travailleurs, nous sélectionnons 14 attributs du questionnaire O*NET *Habilités* que nous classons en trois catégories distinctes : *habiletés cognitives*, *habiletés cognitives verbales* et *habiletés non-cognitives*. Ces trois catégories sont inspirées de la structure du système O*NET⁹ ainsi que de la classification des tâches d'Autor *et al.* (2003), opposant dans un premier temps les tâches routinières aux tâches non-routinières et dans un deuxième temps les tâches manuelles aux tâches cognitives. C'est dans cette optique que nous séparons les 14 habiletés ajoutées en habiletés cognitives et en habiletés non-cognitives. En effet, nous postulons que les habiletés cognitives servent principalement à l'exécution de tâches cognitives, alors que les habiletés non-cognitives (habiletés physiques et psychomotrices) servent principalement à l'exécution de tâches manuelles. Enfin, la distinction entre les habiletés cognitives et les habiletés cognitives verbales est motivée par le fait que les habiletés cognitives verbales sont davantage reliées aux interactions sociales que les autres habiletés cognitives.

Tout comme Freeman *et al.* (2020), nous mesurons les habiletés et les connaissances (attributs 7 à 24 de la figure 6) uniquement à l'aide de la réponse moyenne des répondants à la question d'importance des questionnaires *Habilités* et *Connaissances*, qui peuvent prendre une valeur de 1 (pas important) à 5 (extrêmement important). Les résultats de la question sur le niveau requis, sur une échelle de 1 à 7, sont donc ignorés. En effet, Handel (2016) note que 1) les résultats d'importance et de niveau requis des questionnaires O*NET sont redondants tellement ils sont fortement intercorrélés et 2) que le recours aux données de niveau requis peut s'avérer problématique, puisqu'elles sont souvent fondées sur des échelles à intervalles inégaux.

En ce qui concerne les contextes de travail (attributs 1 à 6 de la figure 6), Freeman *et al.* (2020) les mesurent en prenant la proportion (entre 0 et 1) des répondants qui ont indiqué une réponse de 4 ou 5 dans le questionnaire. Cependant, ils ont

⁹ Voir <https://www.onetcenter.org/content.html>.

ensuite obtenu des résultats très similaires en répliquant leur analyse avec la réponse moyenne des répondants 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 ainsi tous mesurés sur la même échelle de 1 à 5, au lieu d'avoir des proportions situées entre 0 et 1 pour les contextes de travail et des valeurs situées entre 1 et 5 pour les habiletés et les connaissances.

Nous soulignons qu'il aurait été intéressant d'inclure des attributs provenant du questionnaire O*NET *Compétences* à notre analyse. Cependant, depuis 2008 ce sont des analystes du travail et non des titulaires qui remplissent ce questionnaire et ce changement de méthodologie rend problématique la comparaison de données pré et post-2008 (Handel, 2016). En effet, Tsacoumis et Iddekinge (2006) démontrent que les titulaires ont tendance à fournir des valeurs d'attribut plus élevées que les analystes du travail, et ces différences sont d'une magnitude modérée à élevée. Comme le changement de méthodologie se trouve à l'intérieur de notre horizon temporel, il semble préférable d'exclure les compétences O*NET de notre analyse.

Chapitre 5 : Construction de l'échantillon

Ce chapitre décrit en détail les étapes nécessaires à la construction d'un échantillon permettant d'effectuer une analyse structurelle-résiduelle de la variation d'attributs d'emploi sur le marché du travail canadien. Pour ce faire, les valeurs des attributs du système américain O*NET devront être appariées aux professions de la CNP canadienne. Nous prenons pour acquis que la valeur de ces attributs s'applique également au contexte canadien et que conséquemment, chaque profession de la CNP correspond à au moins une profession O*NET (Vu, 2019). Cependant, il nous sera d'abord nécessaire de procéder à une conversion des données du Recensement de 2006 afin de les rendre comparables avec les données du Recensement de 2016.

5.1 Conversion de la structure occupationnelle de 2006

La première étape de la construction de l'échantillon 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 concernant le nombre de travailleurs par profession du Recensement de 2006 (classées selon la CNP-S 2006) ne sont pas directement comparables avec celles 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 2016, afin d'obtenir des données comparables d'un recensement à l'autre. Pour ce faire, nous utilisons la Concordance entre la CNP-S 2006 et la CNP 2011 (Statistique Canada, 2015), puisque la structure de la CNP 2016 est inchangée par rapport à celle de la CNP 2011.

Dans la majorité des cas, la conversion entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016 se fait de façon assez directe (tableaux 1 et 2).

Tableau 6: Extrait du Recensement de 2006 avant la conversion

Profession - Classification nationale des professions (CNP-S 2006)	Total	Hommes	Femmes
B514 Réceptionnistes et standardistes	145,965	9,020	136,945
B522 Commis à la saisie de données	52,840	10,400	42,440
B523 Opérateurs d'équipement d'édition et personnel assimilé	3,725	1,355	2,370
B524 Téléphonistes	11,975	2,810	9,165

Note: Le nombre de travailleurs par profession est disponible selon un total de 24 déclinaisons sexe/âge. Les déclinaisons selon l'âge ne sont pas affichées dans ce tableau.

Tableau 7: Extrait du Recensement de 2006 après la conversion

Profession - Classification nationale des professions (CNP 2016)	Total	Hommes	Femmes
1414 Réceptionnistes	157,940	11,830	146,110
1422 Commis à la saisie de données	52,840	10,400	42,440
1423 Opérateurs d'équipement d'édition et personnel assimilé	3,725	1,355	2,370

Note: Le nombre de travailleurs par profession est disponible selon un total de 24 déclinaisons sexe/âge. Les déclinaisons selon l'âge ne sont pas affichées dans ce tableau.

On remarque que les professions *B522 Commis à la saisie de données* et *B523 Opérateurs d'équipement d'édition et personnel assimilé* sont restées inchangées entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016; seul le code à quatre symboles a été modifié. Le nombre de travailleurs reste donc le même avant et après la conversion. Par contre, les professions *B514 Réceptionnistes et standardistes* et *B524 Téléphonistes* ont été combinées en une seule nouvelle profession nommée *1414 Réceptionnistes* dans la CNP 2016; nous avons donc additionné le nombre de travailleurs de *B514* et de *B524* pour obtenir le nombre de travailleurs dans la nouvelle profession *1414*.

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 exclues de notre analyse. Si au contraire l'impact de la conversion imparfaite est jugé mineur, les professions affectées ne seront pas écartées.

Un exemple de conversion imparfaite ayant un impact majeur serait *D232 Sages-femmes et praticiens des médecines douces* : Statistique Canada (2015) note que

dans la CNP 2016, les sages-femmes sont déplacées vers *3124 Praticiens reliés en soins de santé primaire* alors que les praticiens des médecines douces sont déplacés vers *3232 Praticiens des médecines douces*. Comme nous ne connaissons pas le nombre de sages-femmes et le nombre de praticiens séparément, il nous est impossible de savoir comment distribuer le nombre de travailleurs suite à la conversion. Les professions *3124* et *3232* sont donc exclues de notre analyse, tant pour le Recensement de 2006 que pour le Recensement de 2016. Les 23 professions écartées suite à des conversions imparfaites se retrouvent en annexe au tableau A1.

La profession *C014 Météorologistes* change également de définition entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016 : tous les travailleurs sont déplacés vers *2114 Météorologues et climatologues* à l'exception des physiciens atmosphéristes, qui eux sont déplacés vers *2111 Physiciens et astronomes*. Nous pouvons supposer que le nombre de physiciens atmosphéristes au sein de la profession *C014 Météorologistes* est négligeable. L'impact de la conversion imparfaite est donc jugé mineur et les professions *2114* et *2111* ne sont pas écartées de notre analyse.

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 du Recensement 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 du Recensement de 2016.

5.2 Appariement entre O*NET et la CNP 2016

Une fois que les données de la structure occupationnelle des Recensements de 2006 et de 2016 sont toutes classées selon la CNP 2016, il faut maintenant les rendre comparables avec les informations du système O*NET. Ce dernier possède

sa propre classification des professions, la O*NET-SOC¹⁰, 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 la O*NET-SOC afin de pouvoir associer les valeurs d'O*NET 10.0 aux données du Recensement de 2006 et les valeurs d'O*NET 20.3 aux données 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 profession de la O*NET-SOC 2010 à chaque profession de la CNP 2016; comme la classification O*NET est beaucoup plus granulaire, il arrive souvent qu'une même profession de la CNP ait plusieurs correspondances O*NET.

Nous utilisons ensuite les passerelles disponibles sur le site web d'O*NET afin de passer de la O*NET-SOC 2010 à la O*NET-SOC 2009 puis de la O*NET-SOC 2009 à la O*NET-SOC 2006 (National Center for O*NET Development, 2009, 2010). Au final, nous obtenons une matrice de correspondance avec les 500 professions de la CNP 2016 et les professions correspondantes de la O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006 (tableau 3). C'est à l'aide de cette matrice et des fichiers O*NET 10.0 et 20.3 que nous allons apparier les valeurs de nos 24 attributs O*NET à chacun des 500 groupes de base de la CNP 2016.

¹⁰ À noter qu'il n'existe pas de traduction française officielle des professions de la O*NET-SOC; celles-ci seront donc laissées en anglais tout au long de ce mémoire.

Tableau 8: Extrait de la matrice de correspondance entre la CNP 2016 et les classifications O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006

CNP 2016	O*NET-SOC 2010 (20.3)	O*NET-SOC 2006 (10.0)
0011 Membres des corps législatifs	Legislators	Legislators
0012 Cadres supérieurs - admin. publique	Chief Executives	Chief Executives
0012 Cadres supérieurs - admin. publique	Chief Sustainability Officers	NA
0012 Cadres supérieurs - admin. publique	General and Operations Managers	General and Operations Managers
2112 Chimistes	Chemists	Chemists
2133 Ingénieurs électriciens/électroniciens	Electrical Engineers	Electrical Engineers
2133 Ingénieurs électriciens/électroniciens	Electronics Engineers	Electronics Engineers

Notes: Une même profession de la CNP peut avoir plusieurs équivalents O*NET. Les codes associés aux professions O*NET sont omis afin de faciliter la lecture du tableau.

Tableau 9: Extrait des fichiers O*NET 20.3 et 10.0 pour l'attribut *Créativité*

Profession O*NET	Attribut	O*NET 20.3 (2016)	O*NET 10.0 (2006)
Legislators	Créativité	NA	NA
Chief Executives	Créativité	3.88	3.92
Chief Sustainability Officers	Créativité	3.62	NA
General and Operations Managers	Créativité	3.00	3.50
Chemists	Créativité	3.00	2.63
Electrical Engineers	Créativité	3.25	3.13
Electronics Engineers	Créativité	3.25	2.88

Notes: Les fichiers O*NET contiennent beaucoup plus d'information que ce qui est présenté dans ce tableau. Seuls les résultats à la question *Importance*, situés entre 1 et 5, sont affichés. Les codes associés aux professions O*NET sont omis afin de faciliter la lecture du tableau.

Tableau 10: Valeur de l'attribut *Créativité* pour certaines professions de la CNP

Profession de la CNP 2016	Attribut	2016	2006
0011 Membres des corps législatif	Créativité	NA	NA
0012 Cadres supérieurs - administration publique	Créativité	3.44	3.71
2112 Chimistes	Créativité	3.00	2.63
2133 Ingénieurs électriciens et électroniciens	Créativité	3.25	3.01

Dans plusieurs des cas, la correspondance est simple et la profession de la CNP correspond à une seule et même profession sous les deux classifications O*NET. C'est le cas de la profession de la CNP 2112 *Chimistes*, qui correspond uniquement à la profession *Chemists* sous la O*NET-SOC 2010 et la O*NET-SOC 2006 (Tableau 3). La valeur de l'attribut *Créativité* de la profession 2112 *Chimistes* sera donc égale à 3.00 en 2016 et à 2.63 en 2006 (Tableau 5); ces valeurs

proviennent directement de la profession *Chemists* des fichiers O*NET 20.3 et 10.0 respectivement (Tableau 4).

Comme les classifications O*NET-SOC 2010 et O*NET-SOC 2006 sont plus granulaires que la CNP 2016, il arrive souvent qu'une même profession de la CNP ait plusieurs équivalents O*NET. Dans ce cas, il a été décidé de simplement prendre la moyenne non pondérée des valeurs associées aux professions O*NET équivalentes, une décision prise dans le but de systématiser le processus d'appariement et d'ainsi le rendre le plus objectif possible. Cette approche – également employée par Frey et Osborne (2013) lors de leur appariement entre la O*NET-SOC et la SOC, et par Frank *et al.* (2021) lors de leur appariement entre la O*NET-SOC et la CNP – entraîne nécessairement une erreur de mesure. Cependant, une moyenne pondérée en fonction du nombre de travailleurs par profession O*NET est impossible à calculer puisque aucune source de données canadiennes ne repose sur cette classification. De plus, Frank *et al.* (2021) mentionnent que sur le plan conceptuel, il serait correct de présumer que les multiples professions O*NET correspondant à une seule profession de la CNP sont assez similaires, puisque la CNP les traite ainsi. Dans la mesure où cette erreur de mesure est aléatoire, les valeurs O*NET associées à chaque profession de la CNP ne devraient pas être biaisées.

Par exemple, la profession 2133 *Ingénieurs électriciens et électroniciens* correspond aux deux professions O*NET *Electrical Engineers* et *Electronics Engineers* (Tableau 3). La valeur de l'attribut *Créativité* pour cette profession sera donc égale à 3.25 en 2016 (Tableau 5); cette valeur est obtenue en faisant la moyenne du score des professions *Electrical Engineers* et *Electronics Engineers* du fichier O*NET 20.3 (Tableau 4). La valeur de 3.01 pour 2006 est obtenue de la même façon à partir du fichier O*NET 10.0.

Parfois, une profession de la CNP correspond à une profession de la O*NET-SOC 2010 qui n'existait pas dans la O*NET-SOC 2006; c'est le cas de 0012 *Cadres supérieurs - administration publique* qui selon la matrice correspond aux trois

professions de la O*NET-SOC 2010 suivantes : *Chief Executives*, *Chief Sustainability Officers* et *General and Operations Managers* (Tableau 3). Comme la profession *Chief Sustainability Officers* n'existe pas sous la O*NET-SOC 2006, nous l'écartons complètement du calcul, pour 2016 comme pour 2006. Autrement, la comparaison entre 2016 et 2006 ne serait plus valide puisque la composition des professions de la CNP 2016 ne serait pas la même d'une année à l'autre. La valeur de l'attribut *Créativité* de la profession *0012 Cadres supérieurs - administration publique* sera donc la moyenne du score des professions *Chief Executives* et *General and Operations Managers* dans les fichiers O*NET 20.3 et O*NET 10.0.

Enfin, certaines professions de la CNP correspondent à des professions 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 la profession de la CNP *0011 Membres des corps législatifs*, qui correspond à la profession O*NET *Legislators*. Comme il n'y a pas de données pour cette dernière dans les fichiers O*NET 20.3 et O*NET 10.0 (Tableau 4), nous n'avons pas d'autre choix que d'écarter complètement *0011 Membres des corps législatifs* de notre analyse. Les 31 professions de la CNP écartées pour cette raison se retrouvent en annexe au tableau A2.

L'exercice décrit au cours des précédents paragraphes est effectué pour tous les groupes de base de la CNP 2016 et répété pour les 24 attributs O*NET de notre analyse. Au final, toutes les professions de la CNP 2016 se voient assignées deux valeurs pour chacun des 24 attributs : une valeur en 2006 et une valeur en 2016.

5.3 Degré de couverture

Au cours de la construction de notre échantillon, certaines professions de la CNP 2016 ont dû être retirées de notre analyse. En premier lieu, 23 groupes de bases ont dû être écartés à cause d'une conversion imparfaite causant un impact majeur lors de l'appariement des données du Recensement de 2006 à celles du Recensement de 2016. Ensuite, 31 groupes de bases ont dû être mis de côté

puisque un ou plusieurs de leurs équivalents O*NET n'avaient pas de données disponibles dans la version O*NET 10.0 et/ou O*NET 20.3. Au final, nous retenons donc 446 des 500 groupes de base de la CNP 2016 pour notre analyse.

Les tableaux 6 et 7 illustrent l'impact de ce tri sur le degré de couverture de la population active de notre analyse selon nos 24 groupes démographiques, en 2006 et en 2016 respectivement. Le degré de couverture est le nombre de travailleurs couverts par les 446 professions retenues divisé par le nombre de travailleurs couverts par les 500 professions de la CNP 2016. (avant le tri).

Tout d'abord, le degré de couverture total de 85.7% pour 2006 (tableau 6) se compare très favorablement au 61.5% obtenu par Freeman *et al.* (2020) pour 2005. Rappelons que cet avantage provient de notre échantillon moins restrictif quant à l'horizon temporel et de notre méthodologie excluant les attributs O*NET ayant un faible degré de couverture (voir section 4.4). Nous remarquons également que le degré de couverture est plus faible chez les femmes ainsi que chez les groupes démographiques plus jeunes. Cette dynamique s'explique par l'exclusion de certaines professions où les femmes et les jeunes sont surreprésentés. Par exemple, les professions *1411 Employés de bureau* et *6421 Vendeurs – commerce de détail* ont été exclues suite à une conversion imparfaite; à elles seules, ces professions employaient 1,123,570 travailleurs en 2006, soit 6.7% de la population active. Ne pas exclure ces deux professions augmenterait considérablement le degré de couverture des femmes; celui-ci passerait de 83.0% à 92.7%, dépassant même celui des hommes qui serait maintenant de 92.2%. Le degré de couverture des femmes de 15 à 24 ans serait encore plus élevé, passant de 78.4% à 94.2%. L'impact significatif que peut avoir l'exclusion d'un faible nombre de professions illustre l'importance d'une méthodologie visant à inclure le plus de professions possible.

Tableau 11: Degré de couverture de l'échantillon en 2006

Groupe démographique	Nombre de travailleurs		Degré de couverture*
	Avant tri (500 occupations)	Après tri (446 occupations)	
(1) Total	16,794,735	14,399,770	85.7%
(2) Total 15 à 24 ans	2,650,885	2,183,110	82.4%
(3) Total 25 à 34 ans	3,354,340	2,886,845	86.1%
(4) Total 35 à 44 ans	4,089,665	3,527,690	86.3%
(5) Total 45 à 54 ans	4,129,845	3,569,365	86.4%
(6) Total 55 à 64 ans	2,142,765	1,860,270	86.8%
(7) Total 65 à 74 ans	351,565	305,575	86.9%
(8) Total 75 ans et plus	75,670	66,920	88.4%
(9) Hommes	8,843,410	7,798,735	88.2%
(10) Hommes 15 à 24 ans	1,351,545	1,163,910	86.1%
(11) Hommes 25 à 34 ans	1,743,400	1,536,205	88.1%
(12) Hommes 35 à 44 ans	2,121,535	1,874,675	88.4%
(13) Hommes 45 à 54 ans	2,137,020	1,901,245	89.0%
(14) Hommes 55 à 64 ans	1,204,180	1,069,150	88.8%
(15) Hommes 65 à 74 ans	232,680	206,155	88.6%
(16) Hommes 75 ans et plus	53,055	47,625	89.8%
(17) Femmes	7,951,325	6,601,035	83.0%
(18) Femmes 15 à 24 ans	1,299,340	1,019,200	78.4%
(19) Femmes 25 à 34 ans	1,610,940	1,350,640	83.8%
(20) Femmes 35 à 44 ans	1,968,130	1,653,015	84.0%
(21) Femmes 45 à 54 ans	1,992,825	1,668,120	83.7%
(22) Femmes 55 à 64 ans	938,585	791,120	84.3%
(23) Femmes 65 à 74 ans	118,885	99,420	83.6%
(24) Femmes 75 ans et plus	22,615	19,295	85.3%

* Le degré de couverture représente le nombre de travailleurs après le tri divisé par le nombre de travailleurs avant le tri.

Dans le Tableau 7, nous remarquons qu'en 2016 le degré de couverture est à peu près identique à celui de 2006, et que tout comme en 2006, le degré de couverture est plus faible chez les femmes et chez les jeunes. Ici encore, le degré de couverture total de 86.6% se compare favorablement à Freeman *et al.* (2020), qui ont obtenu 57.7% pour 2015.

Tableau 12: Degré de couverture de l'échantillon en 2016

Groupe démographique	Nombre de travailleurs		Degré de couverture*
	Avant tri (500 occupations)	Après tri (446 occupations)	
(1) Total	18,268,120	15,812,320	86.6%
(2) Total 15 à 24 ans	2,472,535	2,038,720	82.5%
(3) Total 25 à 34 ans	3,839,085	3,323,625	86.6%
(4) Total 35 à 44 ans	3,857,575	3,366,915	87.3%
(5) Total 45 à 54 ans	4,195,960	3,668,735	87.4%
(6) Total 55 à 64 ans	3,104,015	2,718,835	87.6%
(7) Total 65 à 74 ans	703,180	612,090	87.0%
(8) Total 75 ans et plus	95,765	83,445	87.1%
(9) Hommes	9,534,120	8,406,570	88.2%
(10) Hommes 15 à 24 ans	1,256,760	1,072,240	85.3%
(11) Hommes 25 à 34 ans	1,997,445	1,760,840	88.2%
(12) Hommes 35 à 44 ans	1,985,885	1,756,325	88.4%
(13) Hommes 45 à 54 ans	2,142,235	1,902,205	88.8%
(14) Hommes 55 à 64 ans	1,656,720	1,477,500	89.2%
(15) Hommes 65 à 74 ans	429,090	379,135	88.4%
(16) Hommes 75 ans et plus	65,980	58,475	88.6%
(17) Femmes	8,734,000	7,405,750	84.8%
(18) Femmes 15 à 24 ans	1,215,775	966,480	79.5%
(19) Femmes 25 à 34 ans	1,841,640	1,562,785	84.9%
(20) Femmes 35 à 44 ans	1,871,690	1,610,590	86.1%
(21) Femmes 45 à 54 ans	2,053,725	1,766,530	86.0%
(22) Femmes 55 à 64 ans	1,447,295	1,241,335	85.8%
(23) Femmes 65 à 74 ans	274,090	232,955	85.0%
(24) Femmes 75 ans et plus	29,785	24,970	83.8%

* Le degré de couverture représente le nombre de travailleurs après le tri divisé par le nombre de travailleurs avant le tri.

Chapitre 6 : Calcul des indices agrégés

L'échantillon étant maintenant construit, il est possible de calculer nos indices agrégés. Dans un premier temps, définissons 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 :

$$A_t = \sum_{p=1}^{446} A_{pt} W_{pt}$$

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 agrégé entre nos deux années de référence. Comme les années de référence de notre étude sont 2006 et 2016, nous avons :

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

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

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 (*shift-share analysis*) en décomposant la variation des indices agrégés entre 2006 et 2016 comme suit :

$$\Delta A = \sum_p^{446} \Delta A_p W_{p2006} + \sum_p^{446} \Delta W_p A_{p2006} + \sum_p^{446} \Delta A_p \Delta W_p$$

Le premier terme de l'équation représente la contribution de la variation des attributs *au sein des professions*, soit la variation 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 provenant du déplacement des travailleurs *entre les professions*, soit la variation de la proportion de la population active occupant la profession p (ΔW_p), pondérée par la valeur de A lors de la première année de référence (A_{p2006}). Enfin, le troisième terme est un terme d'interaction qui capture la variation résiduelle.

Chapitre 7 : Analyse des résultats

Nous débutons ce chapitre avec la décomposition structurelle-résiduelle de nos 24 attributs O*NET pour trois de nos groupes démographiques : 1) l'ensemble des travailleurs, 2) les hommes et 3) les femmes. Enfin, nous regardons l'impact de l'âge sur l'importance agrégée des attributs, ainsi que l'évolution de cet impact entre nos deux années de référence.

7.1 Résultats de l'analyse structurelle-résiduelle

Le tableau 8 présente les résultats de l'analyse pour l'ensemble des travailleurs de la population active. Les colonnes 1 et 2 illustrent le niveau de l'indice agrégé de chacun de nos 24 attributs O*NET en 2006 et 2016 (A_{2006} et A_{2016}). La colonne 3 montre pour sa part la variation totale de ces attributs entre nos deux années de référence (ΔA). Les indices sont mesurés sur une échelle de 1 (pas important) à 5 (extrêmement important) pour tous les attributs (figure 3 de la section 4.3) sauf pour les quatre attributs suivants : *Automatisation*, *Rythme déterminé par l'équipement*, *Se pencher ou torsion corps* et *Être en contact avec d'autres personnes*. Ces derniers sont aussi mesurés sur une échelle de 1 à 5, mais la signification de l'échelle varie d'un attribut à l'autre; ces échelles se retrouvent en annexe au tableau A3.

Nous notons d'abord que l'indice agrégé de la grande majorité (21 sur 24) des attributs a augmenté entre 2006 et 2016. De plus, pour les trois attributs ayant diminué entre les deux années de référence, le déclin reste très modeste (entre 0.024 et 0.069). Nous constatons également que la plupart des attributs ayant décliné ou ayant eu une très faible croissance sont reliés aux emplois de cols bleus et aux tâches manuelles (catégories *Travail physique* et *Habilités non-cognitives*). Les attributs *Automatisation*, *Coordination globale du corps* et *Dextérité manuelle* ont décliné entre 2006 et 2016, alors que *Inclinaison ou torsion du corps*, *Coordination de plusieurs membres* et *Endurance* ont à peine augmenté. C'est aussi le cas de la connaissance *Mécanique* - elle aussi souvent associée aux

emplois de cols bleus - qui a connu une croissance beaucoup plus faible que les trois autres connaissances analysées.

Tableau 13: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez l'ensemble de la population active canadienne

Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
<i>Travail physique</i>						
(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) Inclinaison ou torsion du corps*	2.413	2.424	0.012	0.031	-0.015	-0.004
(4) Rythme déterminé par l'équipement*	1.817	1.895	0.078	0.148	-0.043	-0.027
<i>Interactions sociales</i>						
(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
<i>Habiletés cognitives</i>						
(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 mathématique	2.422	2.537	0.116	0.105	0.000	0.011
<i>Habiletés cognitives verbales</i>						
(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
<i>Habiletés non-cognitives</i>						
(17) Coordination de plusieurs membres	2.279	2.301	0.022	0.056	-0.022	-0.012
(18) Coordination globale du corps	1.920	1.871	-0.049	-0.035	0.000	-0.014
(19) Dextérité manuelle	2.537	2.468	-0.069	-0.029	-0.039	-0.002
(20) Endurance	1.975	2.004	0.029	0.046	-0.004	-0.014
<i>Connaissances</i>						
(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
Variation moyenne (valeur absolue)			0.106	0.098	0.027	0.011

* Attributs analysés par Freeman *et al.* (2020)

Conformément aux résultats de Deming (2017) comme quoi les aptitudes sociales sont de plus en plus importantes sur le marché du travail, l'indice agrégé des deux attributs en lien avec les interactions sociales, *Coordonner ou diriger d'autres personnes* et *Être en contact avec d'autres personnes*, a augmenté de façon

considérable; ce sont même les deux attributs O*NET ayant connu la croissance la plus forte entre nos deux années de référence. Parmi les autres attributs ayant le plus augmenté, nous retrouvons les connaissances *Ordinateurs et électronique* et *Administration des affaires* ainsi que les habiletés cognitives *Facilité à concevoir des idées* et *Créativité*.

La décomposition structurelle-résiduelle de la variation des attributs est présentée dans les trois prochaines colonnes du tableau 8. Tout comme Freeman *et al.* (2020), nous constatons que l'effet de la variation de l'importance des attributs *au sein des professions* est généralement supérieur à l'effet de la variation causée par le déplacement des travailleurs *entre les professions*; en effet, c'est le cas pour 17 de nos 24 attributs (un peu plus de 70%). De plus, la variation absolue *au sein des professions* (0.098) est en moyenne presque quatre fois plus élevée que la variation absolue *entre les professions* (0.027). Bref, les changements récents quant à la nature du travail semblent dépendre davantage des changements au sein même des professions que des changements dus à l'évolution de la répartition de l'emploi entre les professions.

Nous observons également que l'effet de la variation *entre les professions* est négatif pour tous les attributs généralement reliés aux emplois de cols bleus et aux tâches manuelles (catégories *Travail physique* et *Habilités non-cognitives*), alors que cet effet est positif pour tous les attributs des catégories *Interactions sociales* et *Habilités cognitives verbales*. Cela implique donc un déplacement net de travailleurs en provenance d'emplois de cols bleus vers des emplois où les interactions sociales sont importantes. Cette réorganisation de la main d'œuvre canadienne est cohérente avec Charles *et al.* (2013), qui décrivent le déclin marqué du secteur manufacturier au cours des années 2000, ainsi qu'avec Autor et Dorn (2013), qui émettent l'hypothèse que les travailleurs peu qualifiés ont migré vers les emplois du secteur des services car ces derniers sont plus difficiles à automatiser que les emplois manufacturiers puisqu'ils sont davantage liés aux interactions sociales. Enfin, ces résultats sont aussi cohérents avec Kogan *et al.* (2020), qui observent que les tâches associées aux interactions sociales sont les

tâches les moins exposées à l'innovation technologique tout au long de l'horizon temporel 1850-2010.

Cependant, Kogan *et al.* (2020) constatent également que depuis 1980, les innovations technologiques sont davantage associées aux tâches cognitives que lors des précédentes vagues d'innovation, observant même que les tâches cognitives non-routinières dépassent les tâches manuelles en termes d'exposition aux nouvelles technologies à partir des années 2000. Cette exposition accrue à l'innovation ne semble pas avoir nuit à l'importance des habiletés cognitives; contrairement aux attributs généralement reliés aux emplois de cols bleus et aux tâches manuelles, l'effet des variations *au sein et entre les professions* est positif pour la majorité des habiletés cognitives. Nous remarquons également que la variation des indices agrégés est plus forte chez les habiletés cognitives permettant d'accomplir des tâches cognitives non-routinières (*Créativité et Facilité à concevoir des idées*) que chez les habiletés cognitives davantage associées à l'exécution de tâches routinières (*Facilité avec les nombres, Mémorisation*). L'éventuelle informatisation des tâches cognitives non-routinières décrite par Brynjolfsson et McAfee (2011) et Frey et Osborne (2013) ne semble donc pas se traduire par une diminution de l'importance des habiletés en lien avec ce type de tâches, ni par un déplacement net des travailleurs hors des professions où ces habiletés sont importantes.

Les tableaux 9 et 10 présentent respectivement l'analyse structurelle-résiduelle pour les hommes et les femmes de la population active. Nous remarquons d'abord que la variation moyenne des attributs (en valeur absolue) est environ 64% plus élevée chez les hommes que chez les femmes (0.136 contre 0.083), suggérant que la nature du travail aurait davantage changé pour les travailleurs que pour les travailleuses. Nous observons sans grande surprise que le niveau des attributs en lien avec les emplois de cols bleus et les tâches manuelles est en général beaucoup plus élevé chez les hommes, alors que le niveau des attributs des catégories *Interactions sociales* et *Habiletés cognitives verbales* est plus élevé chez les femmes, tant en 2006 qu'en 2016. Cependant, la croissance des attributs en lien

avec les interactions sociales a été beaucoup plus forte chez les hommes, indiquant chez ces derniers un certain rattrapage quant à l'importance des aptitudes sociales sur le marché du travail. Enfin, nous remarquons également que l'importance des quatre connaissances de notre analyse a beaucoup plus augmenté pour les hommes que pour les femmes; cet écart est particulièrement grand pour *Mathématiques* et *Ordinateurs et électronique*, soit deux connaissances reliées aux STIM (Sciences, Technologie, Ingénierie et Mathématiques).

Du côté de la décomposition de la variation des attributs, nous observons encore une fois d'importantes disparités entre les deux sexes. Premièrement, la variation absolue *au sein des professions* est presque 80% plus élevée chez les hommes, alors que la variation absolue causée par le déplacement des travailleurs *entre les professions* est un peu plus élevée chez les femmes. Cela implique qu'entre 2006 et 2016, les changements au sein même des professions ont eu un plus grand impact sur l'évolution de la nature du travail chez les hommes que chez les femmes, alors que la variation de la répartition de l'emploi entre les professions a eu un impact un peu plus grand chez les femmes que chez les hommes.

L'hypothèse de Cortes *et al.* (2018) comme quoi les aptitudes sociales sont devenues plus importantes *au sein* des professions bien rémunérées relativement aux autres professions – expliquant ainsi la meilleure performance des femmes sur le marché du travail – est impossible à vérifier à l'aide d'indices agrégés. Cependant, nous observons que l'importance agrégée des attributs en lien avec les interactions sociales *au sein des professions* a beaucoup plus augmenté chez les hommes que chez les femmes.

Tableau 14: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez les hommes de la population active canadienne

Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
<i>Travail physique</i>						
(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) Inclinaison ou torsion du corps*	2.515	2.535	0.019	0.037	-0.009	-0.008
(4) Rythme déterminé par l'équipement*	1.970	2.143	0.173	0.237	-0.035	-0.029
<i>Interactions sociales</i>						
(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
<i>Habilités cognitives</i>						
(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 mathématique	2.385	2.525	0.140	0.124	0.010	0.006
<i>Habilités cognitives verbales</i>						
(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
<i>Habilités non-cognitives</i>						
(17) Coordination de plusieurs membres	2.493	2.572	0.079	0.119	-0.027	-0.013
(18) Coordination globale du corps	2.004	1.999	-0.005	0.016	-0.001	-0.020
(19) Dextérité manuelle	2.733	2.671	-0.062	-0.026	-0.029	-0.008
(20) Endurance	2.056	2.092	0.036	0.061	-0.003	-0.022
<i>Connaissances</i>						
(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
Variation moyenne (valeur absolue)			0.136	0.134	0.022	0.013

* Attributs analysés par Freeman *et al.* (2020)

Tableau 15: Décomposition structurelle-résiduelle des attributs O*NET entre 2006 et 2016 chez les femmes de la population active canadienne

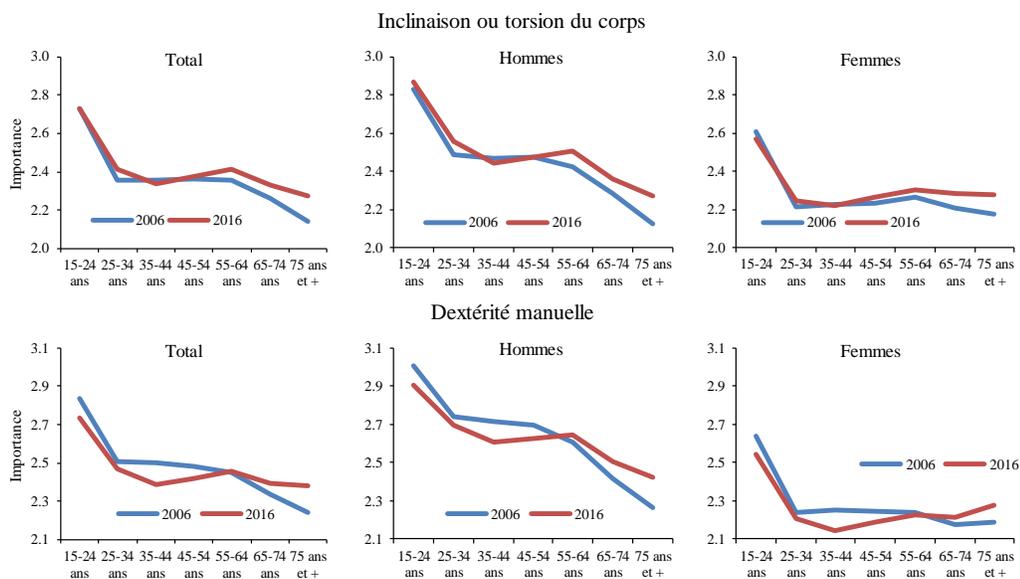
Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
<i>Travail physique</i>						
(1) Automatisation*	2.275	2.212	-0.063	-0.032	-0.034	0.003
(2) Faire des gestes répétitifs*	3.060	3.098	0.037	0.077	-0.049	0.009
(3) Inclinaison ou torsion du corps*	2.291	2.299	0.008	0.023	-0.017	0.002
(4) Rythme déterminé par l'équipement*	1.635	1.613	-0.022	0.042	-0.045	-0.020
<i>Interactions sociales</i>						
(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
<i>Habiletés cognitives</i>						
(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 mathématique	2.466	2.552	0.086	0.082	-0.014	0.018
<i>Habiletés cognitives verbales</i>						
(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
<i>Habiletés non-cognitives</i>						
(17) Coordination de plusieurs membres	2.027	1.994	-0.033	-0.020	-0.007	-0.007
(18) Coordination globale du corps	1.820	1.725	-0.095	-0.095	0.005	-0.004
(19) Dextérité manuelle	2.305	2.237	-0.068	-0.032	-0.041	0.005
(20) Endurance	1.880	1.904	0.024	0.029	-0.002	-0.003
<i>Connaissances</i>						
(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
Variation moyenne (valeur absolue)			0.083	0.075	0.030	0.010

* Attributs analysés par Freeman *et al.* (2020)

7.2 Variation du niveau des attributs selon le sexe et l'âge

Au-delà de la décomposition de la variation de nos indices agrégés d'importance, nous nous intéressons également à comment le niveau de ces indices varie selon l'âge et le sexe des travailleurs. Les figures de la présente section illustrent le niveau de l'indice agrégé d'une sélection de nos 24 attributs O*NET selon l'âge des travailleurs, mesurés majoritairement sur une échelle de 1 (pas important) à 5 (extrêmement important)¹¹. Pour chaque attribut, cette information est présentée pour l'ensemble des travailleurs (graphique de gauche), pour les hommes (graphique du centre) et pour les femmes (graphique de droite). Cette information est disponible pour les 24 attributs de notre analyse à l'Annexe B.

Figure 2: Variation du niveau des attributs Inclinaison ou torsion du corps et Dextérité manuelle selon l'âge et le sexe, 2006-2016



Note: Les résultats des attributs *Faire des gestes répétitifs*, *Coordination globale du corps* et *Endurance* sont très similaires (voir Annexe B)

La figure 7 présente la variation selon l'âge et le sexe de l'importance de deux attributs en lien avec les emplois de cols bleus et les tâches manuelles, soit *Inclinaison ou torsion du corps* et *Dextérité manuelle*. D'abord, nous remarquons que l'importance de ces deux attributs ainsi que la forme de la courbe en fonction de l'âge est restée à peu près la même entre 2006 et 2016. Cependant, cette courbe

¹¹ Voir le tableau A3 en annexe pour retrouver les attributs dont l'échelle est différente.

prend une forme bien différente selon le sexe des travailleurs. En effet, les emplois de cols bleus des hommes comportent généralement des tâches qui sont physiquement exigeantes, et donc difficiles à effectuer à partir d'un certain âge; par conséquent, nous observons que l'importance de ces attributs diminue à mesure que l'âge des travailleurs augmente, avec une chute plus marquée à partir de 55 ans en 2006 et 65 ans en 2016. Chez les femmes, ces attributs chutent drastiquement à partir de 25 ans et restent stables pour tous les groupes d'âge subséquents. Tüzemen (2018) soutient que la raison principale de la baisse du taux de participation des hommes de 25-54 ans provient du déclin des emplois moyennement qualifiés et ajoute que l'automatisation a rendu obsolète les aptitudes de plusieurs de ces travailleurs. Les résultats de notre analyse semblent appuyer ces propos; entre 2006 et 2016, la variation des attributs en lien avec les emplois de cols bleus chez les hommes a généralement été beaucoup plus faible que celle des autres attributs (tableau 9) et les attributs liés au travail physique sont plus importants pour les hommes de moins de 55-65 ans (figure 7).

Figure 3: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Interactions sociales* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

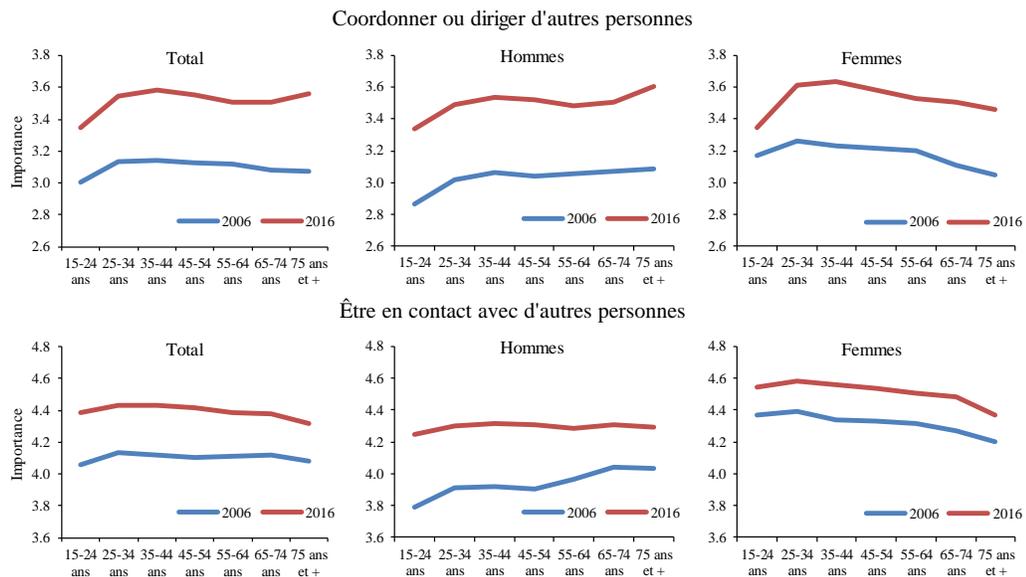
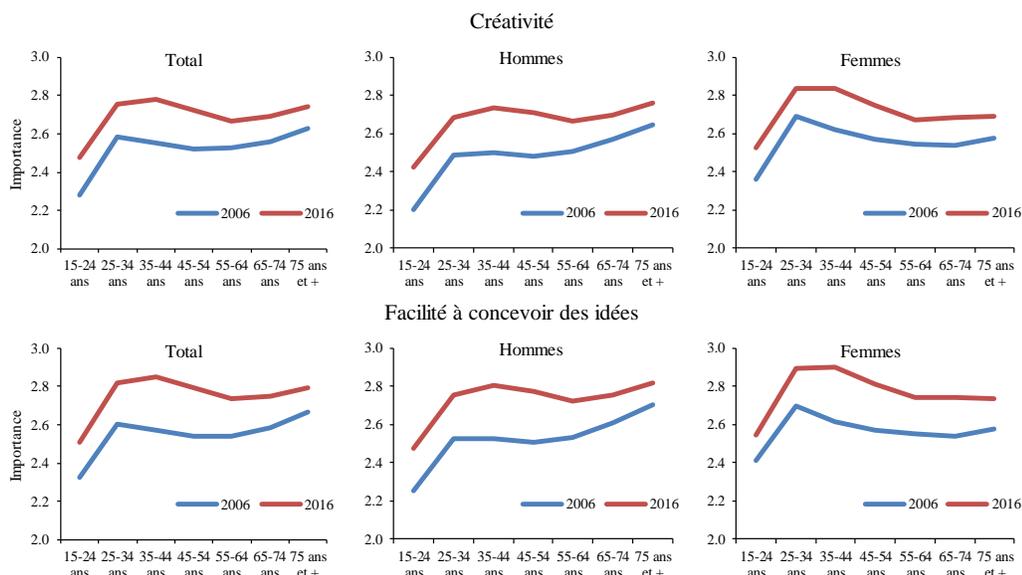
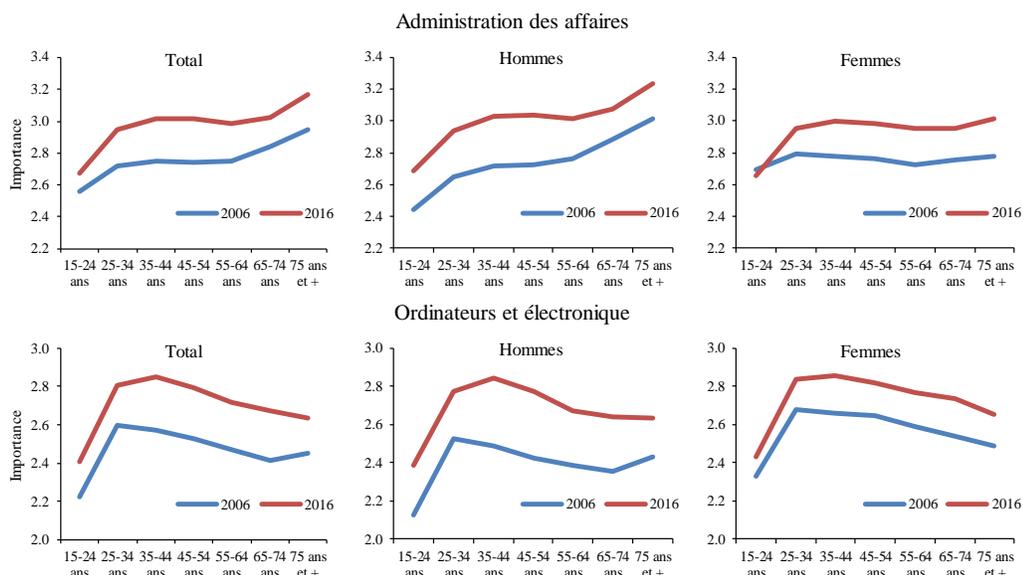


Figure 4: Variation du niveau des habiletés cognitives *Créativité* et *Facilité à concevoir des idées* selon l'âge et le sexe, 2006-2016



Les figures 8 et 9 illustrent pour leur part la variation de l'importance selon l'âge et le sexe d'attributs en lien avec les interactions sociales et en lien avec les tâches cognitives non-routinières respectivement. Nous remarquons un phénomène intéressant : la relation entre l'importance et l'âge est à peu près la même chez les hommes et les femmes, à une exception près. Pour les deux sexes, l'importance des deux attributs augmente avec l'âge jusqu'à 35-44 ans, après quoi elle diminue jusqu'à 55-64 ans. Chez les hommes, l'importance rebondit ensuite avec l'âge pour atteindre un nouveau sommet chez les 75 ans et plus, alors que cette remontée n'est pas du tout présente chez les femmes. La sous-représentation des femmes dans les postes de haute direction ainsi que les obstacles auxquels elles font face pour y accéder, tels que décrits par Oakley (2000), pourraient contribuer à cette différence. Cependant, il faut faire preuve de prudence en ce qui concerne l'impact de ces résultats, compte tenu du très faible nombre de travailleurs au sein des groupes 65-74 ans et 75 ans et plus (voir tableaux 6 et 7 à la section 5.3). En effet, ces derniers ne représentent que 2.6% de l'emploi total dans notre échantillon de 2006 et 4.4% dans notre échantillon de 2016. Si nous excluons ces deux groupes d'âge, nous nous retrouvons avec des courbes très semblables pour les hommes et pour les femmes.

Figure 5: Variation du niveau des connaissances Administration des affaires et Ordinateurs et électronique selon l'âge et le sexe, 2006-2016



Sans grande surprise, l'importance de la connaissance *Administration des affaires* est positivement corrélée avec l'âge des travailleurs (figure 10). En effet, les connaissances reliées à ce domaine sont particulièrement importantes au sein des postes de gestion et ces derniers nécessitent souvent de nombreuses années d'expérience. À l'inverse, l'importance de la connaissance *Ordinateurs et électronique* atteint un sommet entre 25 et 44 ans, avant de décroître considérablement à mesure que l'âge des travailleurs augmente, tant chez les hommes que chez les femmes. Nous soulignons que bien que l'importance des aptitudes numériques diminue avec l'âge, l'indice d'importance a tout de même connu une forte croissance entre 2006 et 2016, et ce pour tous les groupes d'âge. Ainsi, l'importance de la connaissance *Ordinateurs et électronique* est plus élevée chez les 65-74 ans en 2016 que chez les 25-34 ans en 2006. Martin (2018) émet l'hypothèse que la réticence des entreprises à engager des travailleurs plus âgés pourrait entre autres provenir d'une déficience de ce groupe au niveau des aptitudes numériques; la figure 10 suggère qu'entre 2006 et 2016, ces aptitudes sont devenues plus importantes sur le marché de l'emploi pour tous les travailleurs, dont ceux qui sont plus âgés.

Chapitre 8 : Conclusion

Les progrès récents dans les domaines de l'intelligence artificielle, de la robotique et de l'informatique ont mené à la publication de nombreux rapports alarmistes au cours des dernières années, signalant que des millions d'emplois étaient à risque d'être remplacés par des robots ou des ordinateurs dans un avenir rapproché. Alors que l'automatisation et l'informatisation étaient historiquement limitées aux emplois routiniers (Autor et Dorn, 2013; Autor *et al.*, 2003; Goos, Manning et Salomons, 2009), les algorithmes informatiques permettent maintenant de remplacer plusieurs professions associées à une large gamme de tâches cognitives non-routinières alors que les robots sophistiqués arrivent à performer des tâches manuelles de plus en plus variées (Frey et Osborne, 2013). Ces innovations ont le potentiel de profondément changer la nature même du travail, tant au niveau des tâches et des activités des travailleurs qu'au niveau des habiletés et des connaissances qui leur seront requises sur le marché de l'emploi.

Dans ce mémoire, nous analysons l'impact de ces changements technologiques sur la nature du travail des Canadiens à travers la variation de l'importance de 24 attributs d'emploi entre 2006 et 2016. Nous décomposons cette variation en changements *au sein des professions* et en changements provenant du déplacement des travailleurs *entre les professions* à l'aide d'une analyse structurelle-résiduelle inspirée de Freeman *et al.* (2020). Nous examinons également la relation entre l'importance des attributs d'emploi et l'âge des travailleurs; nous vérifions ensuite si cette relation varie selon le sexe des travailleurs.

Tout d'abord, nous observons que les attributs en lien avec les tâches manuelles ont connu une croissance faible et parfois même négative de leur importance sur le marché du travail, alors que l'importance des attributs en lien avec les interactions sociales a fortement augmenté. Ces constats sont cohérents avec le déclin du secteur manufacturier et l'importance accrue des aptitudes sociales décrits dans la littérature (Charles *et al.*, 2013; Deming, 2017). Contrairement à ce

qu'aurait pu laisser croire l'éventuelle informatisation des tâches cognitives non-routinières décrite par Brynjolfsson et McAfee (2011) et Frey et Osborne (2013), nous remarquons une forte croissance de l'importance des habiletés permettant d'accomplir ce type de tâches. De plus, cette croissance est considérablement plus élevée que celle affichée par les habiletés associées à l'exécution de tâches cognitives routinières. Ainsi, la créativité et la facilité à concevoir des idées ont davantage gagné en importance que la facilité avec les nombres et la mémorisation. Du côté des différences selon le sexe, les hommes affichent une variation moyenne d'attribut qui est 64% plus élevée que celle des femmes, suggérant que la nature du travail aurait davantage changé chez ces derniers. Nous constatons aussi que l'importance de certains attributs – notamment ceux en lien avec les tâches manuelles – varie considérablement selon l'âge des travailleurs et cette relation est souvent différente d'un sexe à l'autre.

La décomposition structurelle-résiduelle révèle pour sa part que les changements technologiques sont plus susceptibles de changer ce que les travailleurs font *au sein* de leur profession que de les pousser à se déplacer *entre* les professions. Ce résultat suggère qu'un certain scepticisme est de mise face aux prédictions de bouleversement massif de l'emploi et souligne plutôt l'importance de la formation continue afin que les travailleurs canadiens puissent développer les nouvelles aptitudes qui leurs seront requises à mesure que leur profession évolue.

Notre étude apporte de nombreuses contributions à la littérature concernant l'impact des changements technologiques sur la nature du travail. La première contribution provient de l'appariement entre les données du système américain O*NET et les professions canadiennes de la CNP. Bien qu'un appariement similaire ait été fait par Frank *et al.* (2021), ces derniers utilisent les données de l'Enquête sur la population active de Statistique Canada, qui s'appuie sur un échantillon de seulement 56 000 ménages, alors que nous préférons prendre les données provenant du questionnaire détaillé du Recensement de Statistique Canada, envoyé à 25% des ménages canadiens. De par son échantillon beaucoup plus important, le Recensement nous permet d'approfondir notre analyse en

examinant la variation d'attributs d'emploi au sein de groupes démographiques détaillés selon l'âge et le sexe.¹²

Une autre contribution importante provient du travail de conversion permettant une comparaison directe des données d'emploi par profession des Recensements de 2006 et de 2016, ce qui à notre connaissance n'a jamais été fait auparavant. Cette conversion permet un horizon temporel allant de 2006 à 2016, soit une période qui chevauche les époques pré et post-intelligence artificielle. Sans cette conversion, notre analyse aurait débuté en 2011, excluant ainsi la période riche en innovation technologique allant de 2006 à 2011. D'ailleurs, il serait plus que pertinent d'élargir l'horizon temporel en répliquant notre analyse à l'aide des données du Recensement de 2021 dans le cadre d'une recherche future.

Enfin, la sélection originale des attributs à analyser apporte également une contribution à la littérature existante. En effet, la plupart des études similaires adoptent une approche fondée sur les tâches, alors que nous nous intéressons plutôt aux aptitudes des travailleurs, telles que les habiletés et les connaissances requises. Les résultats de notre analyse pourraient d'ailleurs éclairer les décisions gouvernementales quant à la mise en place de politiques de formation visant à supporter les travailleurs afin de mitiger l'impact négatif des changements technologiques. Afin de s'adapter à ces changements le mieux possible, les travailleurs devront privilégier le développement d'aptitudes sociales et d'habiletés cognitives.

¹² Acemoglu et Autor (2011) estiment que les sources de données fournissant des échantillons de très grande taille conviennent mieux à une analyse de l'évolution des tendances professionnelles au sein de groupes démographiques détaillés.

Bibliographie

- Acemoglu, Daron et David H. Autor (2011). « Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings », *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, p. 1043-1171.
- Aristote (350 av. J.-C.). *The Politics of Aristotle*, Oxford.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory et Ulrich Zierahn (2016). *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers no 189, Paris, OECD. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Autor, David H. (2015). « Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29, no 3, p. 3-30.
- Autor, David H. et David Dorn (2013). « The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market », *American Economic Review*, vol. 103, no 5, p. 1553-1597.
- Autor, David H. et Michael J. Handel (2013). « Putting tasks to the test: Human capital, job tasks and wages », *Journal of Labor Economics*, vol. 31, no 2, p. 59-96.
- Autor, David H., Frank Levy et Richard J. Murnane (2003). « The Skill Content of Recent Technological Change », *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 118, no 4, p. 1279-1333.
- Autor, David H., David Mindell et Elisabeth Reynolds (2020). *The Work of the Future: Building Better Jobs in an Age of Intelligent Machines*, MIT Work of the Future, MIT. <https://workofthefuture.mit.edu/wp-content/uploads/2021/01/2020-Final-Report4.pdf>
- Baron-Cohen, Simon, Rebecca C. Knickmeyer et Matthew K. Belmonte (2005). « Sex Differences in the Brain: Implications for Explaining Autism », *Science*, vol. 310, no 4, p. 819-823.
- Bessen, James (2016). *How Computer Automation Affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills*, Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper no 17-09.
- Bessen, James (2019). *Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment*, Law and Economics Research Paper no 17-09, Boston University School of Law.

- Borghans, Lex, Bas ter Weel et Bruce A. Weinberg (2014). « People Skills and the Labor-Market Outcomes of Underrepresented Groups », *Industrial and Labor Relations Review*, vol. 67, no 2, p. 287-334.
- Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship (2018). *NOC to O*Net Crosswalk*. https://github.com/BrookfieldIIE/NOC_O*Net_Crosswalk
- Brynjolfsson, Erik et Andrew McAfee (2011). *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*, Lexington, Digital Frontier Press.
- Charles, Kerwin, Erik Hurst et Matthew J. Notowidigdo (2013). *Manufacturing Decline, Housing Booms, and Non-Employment*, NBER Working Paper no 18949, National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w18949>
- Cortes, Guido Matias, Nir Jaimovich et Henry E. Siu (2018). *The “End of Men” and Rise of Women in the High-Skilled Labor Market*, NBER Working Paper no 24274, National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24274>
- Deming, David J. (2017). « The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market », *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 132, no 4, p. 1593-1640.
- Donsbach, Jamie, Suzanne Tsacoumis, Christopher Sager et Joshua Updgraff (2003). *O*NET Analyst Occupational Abilities Ratings : Procedures*, Human Resources Research Organization. https://www.onetcenter.org/dl_files/AnalystProc.pdf
- Emploi et Développement social Canada (2020). *Taxonomie des compétences et des capacités*. <https://noc.esdc.gc.ca/TaxonomieCompetences/LaTaxonomie>
- Feingold, Alan (1994). « Gender Differences in Personality: A Meta-Analysis », *Psychological Bulletin*, vol. 116, no 3, p. 429-456.
- Frank, Kristyn, Zhe Yang et Marc Frenette (2021). *L'évolution de la nature du travail au Canada dans le contexte des progrès récents en technologie de l'automatisation*, Rapports économiques et sociaux, Statistique Canada. <https://doi.org/10.25318/36280001202100100004-fra>
- Freeman, Richard B., Ina Ganguli et Michael J. Handel (2020). « Within-Occupation Changes Dominate Changes in What Workers Do: A Shift-Share Decomposition, 2005–2015 », *AEA Papers and Proceedings*, vol. 110, p. 393-399.

- Frey, Carl Benedikt et Michael A. Osborne (2013). *The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation Technological Forecasting and Social Change*, Oxford Martin School. <https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/future-of-employment.pdf>
- Goos, Maarten, Alan Manning et Anna Salomons (2009). « Job Polarization in Europe », *The American Economic Review*, vol. 99, no 2, p. 58-63.
- Hall, Judith A. (1978). « Gender Effects in Decoding Nonverbal Cues », *Psychological Bulletin*, vol. 85, no 4, p. 845-857.
- Handel, Michael J. (2007). « Computers and the Wage Structure », *Research in Labor Economics*, vol. 26, p. 157-198.
- Handel, Michael J. (2016). « The O*NET content model : strengths and limitations », *Journal for Labour Market Research*, vol. 49, p. 157-176.
- Hart, Sylvie Ann (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-connaître/>
- Jaimovich, Nir et Henry E. Siu (2012). *The Trend Is the Cycle : Job Polarization and Jobless Recoveries*, NBER Working Paper no 18334, National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w18334>
- Keynes, John M. (1932). « Economic Possibilities for our Grandchildren », dans *Essays in Persuasion*, New York, Harcourt Brace, p. 358-373.
- Kogan, Leonid, Dimitris Papanikolaou, Larence D. W. Schmidt et Bryan Seegmiller (2020). *Technological Change and Occupations over the Long Run*.
- Manyika, James, Susan Lund, Michael Chui, Jacques Bughin, Jonathan Woetzel, Parul Batra, et al. (2017). *Jobs lost, jobs gained : Workforce transitions in a time of automation*, San Francisco, McKinsey Global Institute.
- Martin, John P. (2018). *Live Longer, Work Longer: The Changing Nature of the Labour Market for Older Workers in OECD Countries*, IZA Discussion Papers no 11510, IZA Institute of Labor Economics. <http://ftp.iza.org/dp11510.pdf>
- National Center for O*NET Development (2006). *O*NET 10.0 Database*. https://www.onetcenter.org/dl_files/db_10_0.zip
- National Center for O*NET Development (2009). *Crosswalk 2006 to 2009*. <https://www.onetcenter.org/taxonomy/2009/walk.html>

- National Center for O*NET Development (2010). *Crosswalk 2009 to 2010*.
<https://www.onetcenter.org/taxonomy/2010/walk.html>
- National Center for O*NET Development (2016). *O*NET 20.3 Database*.
https://www.onetcenter.org/dl_files/database/db_20_3_excel.zip
- Oakley, Judith (2000). « Gender-based Barriers to Senior Management Positions: Understanding the Scarcity of Female CEOs », *Journal of Business Ethics*, vol. 27, p. 321-334.
- Oschinski, Matthias et Rosalie Wyonch (2017). *Le choc du futur? Les répercussions de l'automatisation sur le marché du travail au Canada*, Commentaire no 472, CD Howe Institute.
- Ryder, Brett (2019). « Will a robot really take your job? », *The Economist*, vol. June 29th 2019 edition.
- 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 (2021). *La Classification nationale des professions (CNP) 2016*.
<https://noc.esdc.gc.ca/LaStructure/Hierarchie/9b671d2fad9d48a1b2cd1ed82f2b2545?objectid=%2Fd0IGA6qD8JPRfoj5UCjpg%3D%3D>
- Tsacoumis, Suzanne et Chad H. Van Iddekinge (2006). *A Comparison of Incumbent and Analyst Ratings of O*NET Skills*, Human Resources Research Organization.
https://www.onetcenter.org/dl_files/SkillsComp.pdf
- Tüzemen, Didem (2018). *Why Are Prime-Age Men Vanishing from the Labor Force?*, *Economic Review*, Federal Reserve Bank of Kansas City, 5-30 p.
- Vu, Vet (2019). *Connecting the Dots: Linking Canadian occupations to skills data*, Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship.
<https://brookfieldinstitute.ca/connecting-the-dots-linking-canadian-occupations-to-skills-data/>
- Winick, Erin (2018). *Every Study We Could Find on What Automation Will Do to Jobs, in One Chart*, MIT Technology Review.
<https://www.technologyreview.com/s/610005/every-study-we-could-find-on-whatautomation-will-do-to-jobs-in-one-chart/>

Annexe A - Tableaux

Tableau A1: Professions écartées pour cause de conversion imparfaite entre la CNP-S 2006 et la CNP 2016

Professions écartées - CNP 2016

0124 Directeurs de la publicité, du marketing et des relations publiques
0601 Directeurs des ventes corporatives
0621 Directeurs - commerce de détail et de gros
1123 Professionnels en publicité, en marketing et en relations publiques
1211 Superviseurs de commis de bureau et du personnel de soutien administratif
1213 Superviseurs de commis de bibliothèque, de correspondanciers et d'autres commis à l'information
1252 Professionnels de la gestion de l'information sur la santé
1253 Techniciens à la gestion des documents
1254 Agents de statistiques et professions connexes du soutien de la recherche
1411 Employés de soutien de bureau généraux
3124 Praticiens reliés en soins de santé primaire
3144 Autres professionnels en thérapie et en diagnostic
3232 Praticiens des médecines douces
3236 Massothérapeutes
3237 Autre personnel technique en thérapie et en diagnostic
4167 Chercheurs, experts-conseils et agents de programme en sports, en loisirs et en conditionnement physique
5242 Designers d'intérieur et décorateurs d'intérieur
5254 animateurs et responsables de programmes de sports, de loisirs et de conditionnement physique
6313 Superviseurs des services d'hébergement, de voyages, de tourisme et des services connexes
6316 Surveillants des autres services
6421 Vendeurs - commerce de détail
6533 Personnel préposé au jeu dans les casinos
9235 Opérateurs au contrôle de la réduction en pâte des pâtes et papiers, de la fabrication du papier et du couchage

Tableau A2: Professions écartées pour cause de données manquantes dans la base de données O*NET

Professions écartées - CNP 2016

0011 Membres des corps législatifs
0125 Directeurs d'autres services aux entreprises
0131 Directeurs d'entreprises de télécommunications
0411 Gestionnaires de la fonction publique - élaboration de politiques et administration de programmes sociaux et de santé
0412 Gestionnaires de la fonction publique - analyse économique, élaboration de politiques et administration de programmes
0413 Gestionnaires de la fonction publique - élaboration de politiques en matière d'éducation et administration de programmes
0414 Autres gestionnaires de la fonction publique
0433 Officiers de direction des Forces armées canadiennes
0511 Directeurs de bibliothèques, des archives, de musées et de galeries d'art
0651 Directeurs du service à la clientèle et des services personnels
0811 Directeurs de l'exploitation des ressources naturelles et de la pêche
0912 Directeurs des services d'utilité publique
1114 Autres agents financiers
1212 Superviseurs de commis de finance et d'assurance
1215 Superviseurs du personnel de coordination de la chaîne d'approvisionnement, du suivi et des horaires
1223 Agents des ressources humaines et de recrutement
1315 Courtiers en douanes, courtiers maritimes et autres courtiers
1522 Magasiniers et commis aux pièces
2115 Autres professionnels des sciences physiques
2175 Concepteurs et développeurs Web
2283 Évaluateurs de systèmes informatiques
3011 Coordonnateurs et superviseurs des soins infirmiers
3211 Technologues de laboratoires médicaux
3215 Technologues en radiation médicale
4161 Chercheurs, experts-conseils et agents de programmes, en sciences naturelles et appliquées
4169 Autres professionnels des sciences sociales
4217 Autre personnel relié à la religion
4313 Sous-officiers des Forces armées canadiennes
7445 Autres réparateurs et préposés à l'entretien
8616 Manoeuvres de l'exploitation forestière
9533 Monteurs et contrôleurs d'autres produits en bois

Tableau A3: Questions et échelles des 4 attributs O*NET de notre analyse ayant une échelle différente des autres

Automatisation

À quel point votre emploi actuel est-il automatisé?

- 1 - Pas du tout automatisé
 - 2 - Un peu automatisé
 - 3 - Moyennement automatisé
 - 4 - Très automatisé
 - 5 - Complètement automatisé
-
-

Faire des gestes répétitifs

Dans le cadre de votre emploi actuel, combien de temps passez-vous à effectuer des gestes répétitifs?

- 1 - Jamais
 - 2 - Moins de la moitié du temps
 - 3 - Environ la moitié du temps
 - 4 - Plus de la moitié du temps
 - 5 - Continuellement ou presque continuellement
-
-

Inclinaison ou torsion du corps

Dans le cadre de votre emploi actuel, passez-vous du temps avec le torse en inclinaison ou en torsion?

- 1 - Jamais
 - 2 - Moins de la moitié du temps
 - 3 - Environ la moitié du temps
 - 4 - Plus de la moitié du temps
 - 5 - Continuellement ou presque continuellement
-
-

Être en contact avec d'autres personnes

À quel point les contacts avec les autres sont-ils requis pour effectuer votre emploi actuel?

- 1 - Aucun contact avec les autres
 - 2 - Contact occasionnel avec les autres
 - 3 - Contact avec les autres environ la moitié du temps
 - 4 - Contact avec les autres la plupart du temps
 - 5 - Constamment en contact avec les autres
-
-

Annexe B - Figures

Figure B1: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Travail physique* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

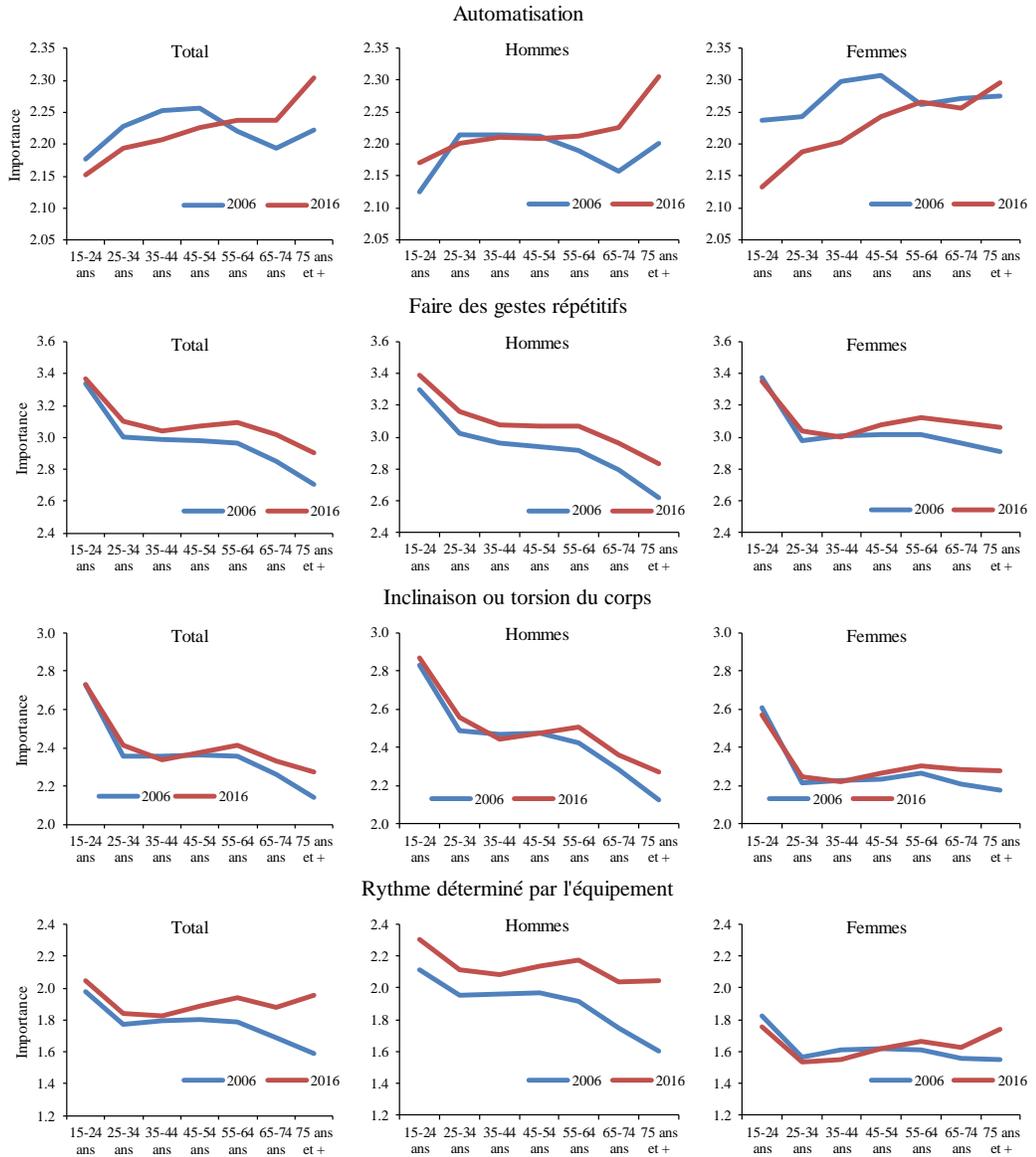


Figure B2: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Interactions sociales* et des habiletés cognitives *Créativité* et *Facilité à concevoir des idées* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

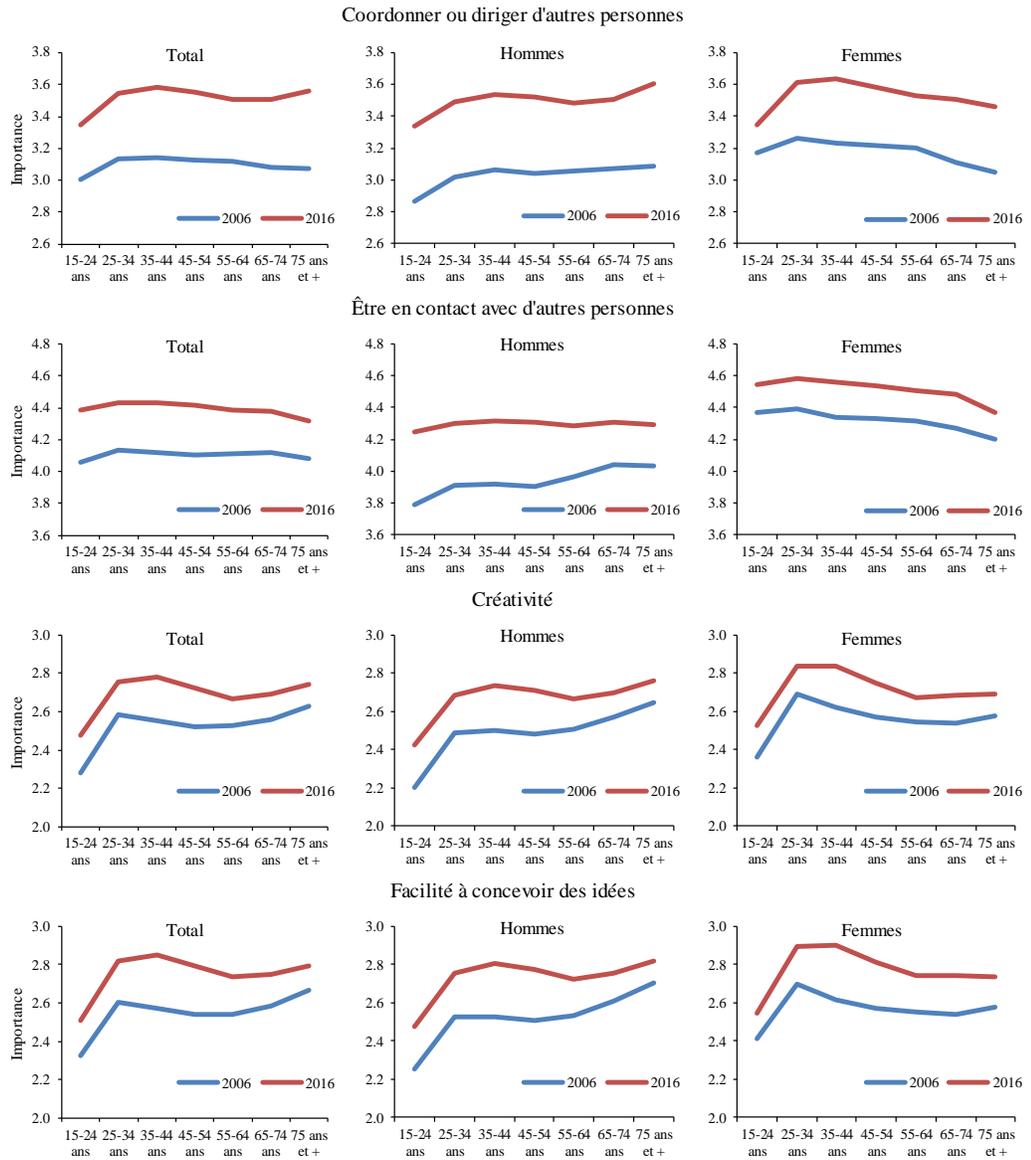


Figure B3: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Habilités cognitives* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

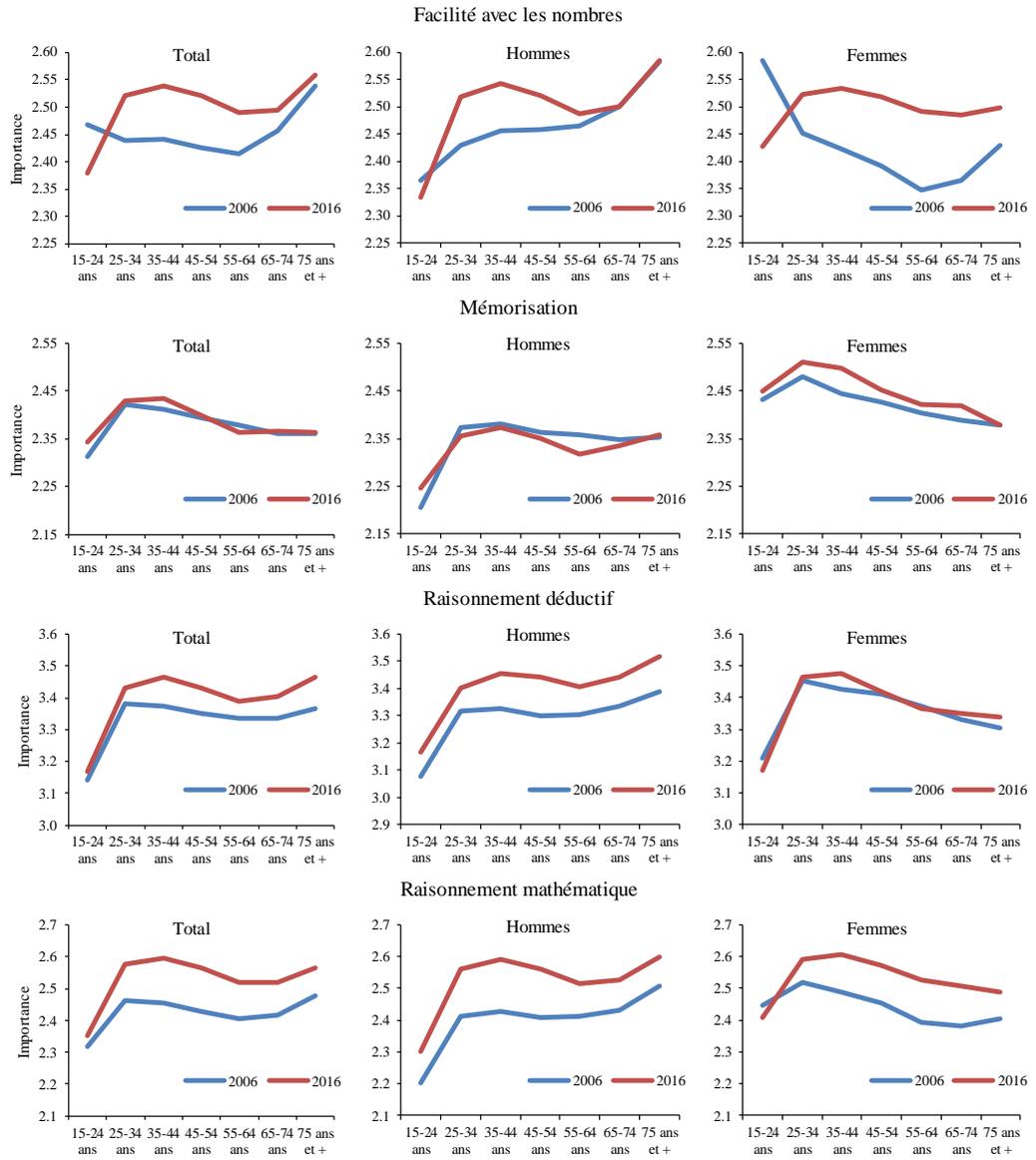


Figure B4: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Habilités cognitives verbales* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

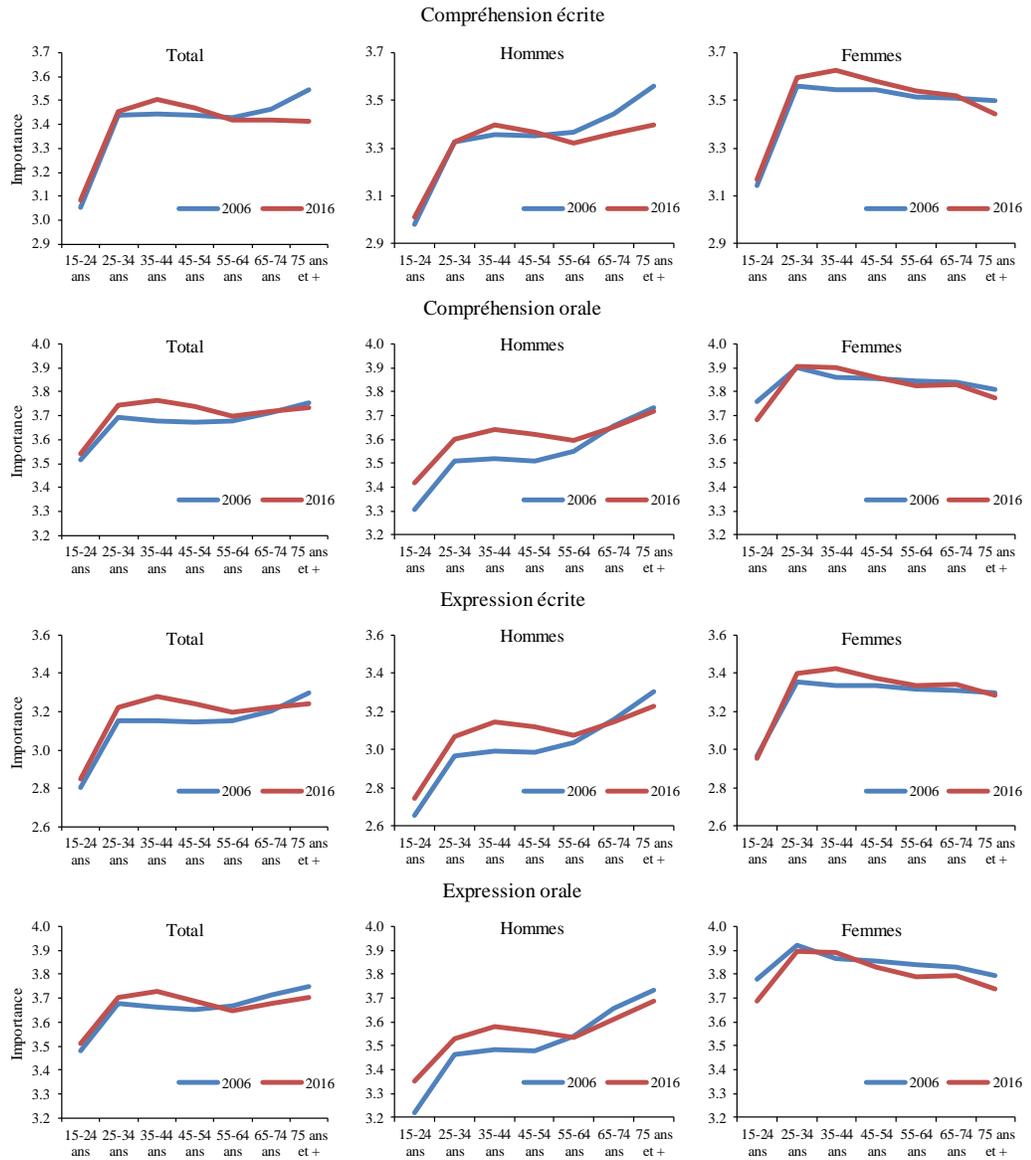


Figure B5: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Habilités non-cognitives* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

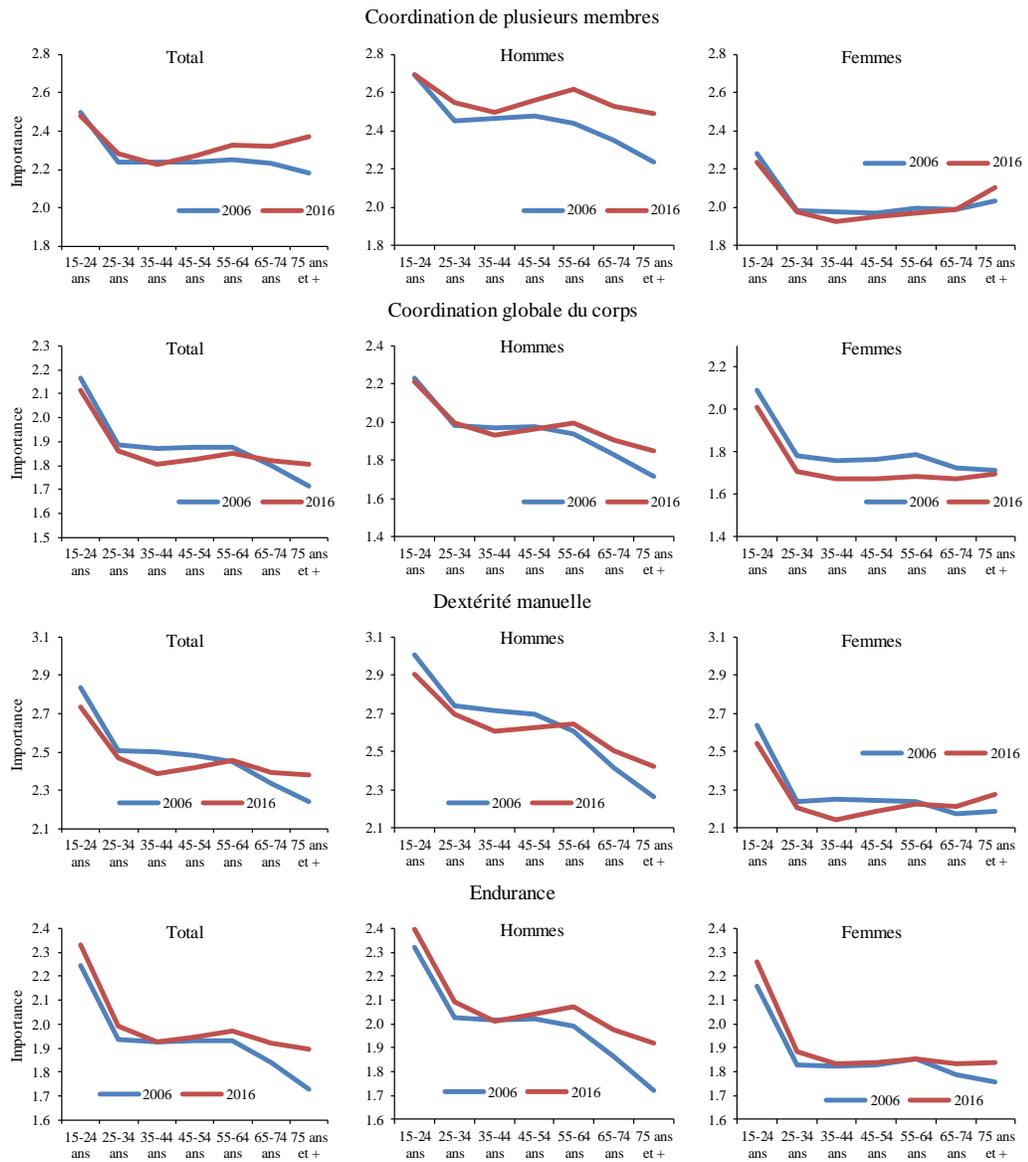


Figure B6: Variation du niveau des attributs de la catégorie *Connaissances* selon l'âge et le sexe, 2006-2016

