

Sous la direction scientifique de  
**Benoit Dostie – Catherine Haeck**  
Sous la coordination de  
**Genevieve Dufour**

# Le Québec économique 10

**Compétences et transformation  
du marché du travail**

## Chapitre 13

### ÉVOLUTION DE LA DEMANDE DE COMPÉTENCES ENTRE 2006 ET 2016

Mikhael Deutsch-Heng  
Genevieve Dufour  
Benoit Dostie

**Comment citer ce chapitre :**

Deutsch-Heng, M., Dostie, B. et Dufour, G. (2022). Évolution de la demande de compétences entre 2006 et 2016. Dans B. Dostie et C. Haeck (dir.), *Le Québec économique 10. Compétences et transformation du marché du travail* (13, p. 279-300). CIRANO. [doi.org/10.54932/PNOA9028](https://doi.org/10.54932/PNOA9028)



## Chapitre 13

# ÉVOLUTION DE LA DEMANDE DE COMPÉTENCES ENTRE 2006 ET 2016

Mikhael Deutsch-Heng

Professionnel de recherche à HEC Montréal

Benoit Dostie

Professeur titulaire à HEC Montréal  
et fellow au CIRANO

Genevieve Dufour

Directrice des grands projets  
de collaboration au CIRANO

### Résumé

*L'impact des changements technologiques sur la nature du travail est double : les nouvelles technologies peuvent 1) occasionner des changements dans ce que les travailleurs font au sein de leur profession ou encore 2) amener les travailleurs à changer de profession. Afin de quantifier ces deux effets, nous apparions les données occupationnelles des recensements canadiens de 2006 et de 2016 à des données détaillées qui associent à chaque occupation des mesures d'habileté et des compétences requises pour occuper ladite occupation. Nos résultats montrent que l'importance des attributs portant sur les interactions sociales et les tâches cognitives non routinières a fortement augmenté (encore plus chez les hommes que chez les femmes), alors que la croissance de l'importance des attributs concernant les tâches manuelles a été faible et parfois même négative. Aussi, nous trouvons que les changements dans l'importance des attributs viennent principalement de changements à l'intérieur des professions que de mouvements de travailleurs entre les professions<sup>1</sup>.*

## Introduction

**C**omment améliorer l'adéquation entre la formation, le nombre de travailleurs disponibles, leur savoir-faire et les besoins du marché du travail? Quelles sont les compétences dont auront besoin les travailleurs pour avoir du succès sur le marché du travail dans la prochaine décennie? Une condition préalable pour répondre à ces questions est d'identifier les besoins du marché du travail en matière de compétences de la main-d'œuvre et de quantifier leur évolution à travers le temps.

Ces questions sont d'autant plus importantes dans un contexte de changements technologiques accélérés. Cependant, alors que beaucoup d'études focalisent sur les effets de ces changements sur le niveau d'emploi, il est possible que ces changements aient un impact encore plus considérable sur la nature même du travail (Autor et Handel, 2013).

Les changements technologiques peuvent avoir deux effets différenciés sur le marché de l'emploi : 1) ils occasionnent des changements dans ce que les travailleurs font au sein de leur profession, ou encore 2) ils amènent les travailleurs à changer de profession. Afin de quantifier ces deux effets, il est nécessaire de considérer les professions comme étant des ensembles de tâches, d'activités et de compétences requises.

Par exemple, une approche utilisée dans ce sens est celle de Autor, Levy et Murnane (2003), qui classent les tâches associées à un travail selon une matrice de deux par deux, 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 (voir aussi Autor, 2015).

Cependant, nous utilisons dans ce chapitre une autre approche plus complexe et plus riche, selon laquelle nous apparions les données occupationnelles détaillées des recensements canadiens de 2006 et de 2016 aux bases de données O\*NET<sup>2</sup> qui associent à chaque occupation des mesures d'habiletés et des compétences requises pour l'occuper. Ces bases de données contiennent aussi d'autres variables indiquant le contexte ou le style de travail typique de l'occupation donnée.

Les données de recensement procurent l'information la plus exhaustive concernant les professions occupées par l'ensemble des travailleurs canadiens. Le choix d'étudier la période 2006-2016 s'explique par certaines contraintes. Tout d'abord, étant donné que les fichiers O\*NET ont été créés en 1998, choisir un recensement plus vieux aurait multiplié les difficultés de concordance intertemporelle entre les différentes classifications des professions utilisées par Statistique Canada. Ensuite, puisque nous souhaitons déterminer les tendances de fond dans l'évolution du marché du travail, nous avons besoin d'une période d'analyse assez longue pour pouvoir les déceler. Notons aussi que la période 2006-2016 est riche en rebondissements technologiques, notamment la montée des technologies liées à l'intelligence numérique, susceptibles d'avoir des impacts importants sur le marché du travail (Freeman, Ganguli et Handel, 2020). Enfin, cette période est similaire à celle étudiée par Freeman *et al.* (2020) aux États-Unis, ce qui nous permet de comparer nos résultats avec les leurs<sup>3</sup>.

Nous sélectionnons 24 attributs O\*NET que nous divisons en six catégories : 1) Travail physique, 2) Interactions sociales, 3) Habiletés cognitives, 4) Habiletés cognitives verbales, 5) Habiletés non cognitives et 6) Connaissances. Les catégories 1 et 5 contiennent des attributs se rapportant à des emplois plus intensifs en tâches manuelles, alors que les catégories 3 et 4 sont reliées aux tâches cognitives. La catégorie 2 est, pour sa part, formée d'attributs portant sur 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). Finalement, la catégorie 6, quant à elle, repose sur les connaissances (tableau 13-1).

Nous construisons ensuite des indices agrégés de la demande pour un attribut particulier et décomposons le changement dans l'indice entre 2006 et 2016 selon une méthode décrite par Freeman *et al.* (2020). Cette méthode décompose la variation de l'indice de demande en deux composantes représentant (1) les variations des niveaux des attributs au sein des professions, et (2) l'effet dû aux déplacements des travailleurs entre les professions. Nous donnons plus de détails sur la méthodologie plus loin.

L'analyse structurelle résiduelle de Freeman *et al.* (2020) révèle qu'aux États-Unis, entre 2005 et 2015, les changements des attributs au sein des occupations ont été le principal facteur déterminant la variation agrégée des

attributs observés sur le marché du travail. En effet, l'effet de la variation des attributs au sein des professions était presque toujours plus élevé que l'effet de la variation causée par le déplacement de travailleurs entre les professions. Dans les cas où ces deux effets sont de signes opposés, la variation à travers le temps des attributs au sein des professions domine aussi.

Comme nous le verrons plus loin, nos résultats montrent que l'importance des changements des attributs à l'intérieur des professions entre 2006 et 2016 au Canada est similaire à celle observée aux États-Unis par Freeman *et al.* (2020). De plus, la décomposition structurelle résiduelle révèle que la variation des attributs au sein des professions est généralement bien supérieure à la variation causée par les changements dans la répartition des travailleurs entre les professions. De plus, nos résultats montrent que l'importance des attributs liés aux interactions sociales et aux tâches cognitives non routinières a fortement augmenté (encore plus chez les hommes que chez les femmes), alors que l'importance des attributs se rapportant aux tâches manuelles est demeurée stable et a parfois même diminué.

## Données

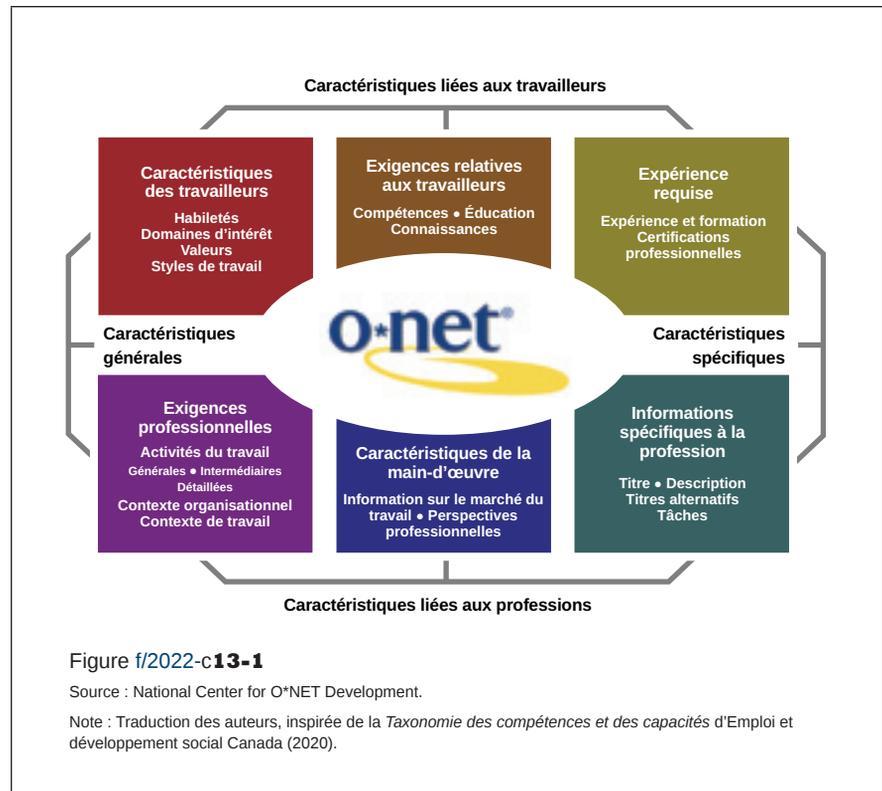
Tel que nous l'avons mentionné précédemment, nous utilisons, pour notre analyse, les données des recensements de 2006 et de 2016, qui contiennent une information détaillée sur le nombre de travailleurs de 15 ans et plus dans chacune des catégories professionnelles de la Classification nationale des professions (CNP 4 chiffres)<sup>4</sup>.

La CNP est 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 premier niveau comprend 10 grandes catégories professionnelles, le deuxième est composé de 40 grands groupes, le troisième est constitué de 140 groupes intermédiaires et, enfin, le quatrième niveau se divise en 500 groupes de base (Statistique Canada, 2021). Nous utilisons ce dernier niveau pour nos analyses.

Puisque le contenu de la CNP est mis à jour tous les 5 ans et qu'une révision structurelle est effectuée tous les 10 ans, nous avons dû utiliser les passerelles fournies par Statistique Canada pour faire le lien entre les occupations de 2006 et les occupations de 2016. Les mesures des attributs pour chaque occupation sont obtenues en appariant les codes de la CNP à la banque de données O\*NET à l'aide d'une passerelle créée par le Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship (2018). Cette passerelle permet d'apparier les compétences et les habiletés de O\*NET 20.3 (2016) aux occupations du recensement 2016, et celles de O\*NET 9.3 (2006) au recensement de 2006. Plus de détails sur ces appariements sont donnés plus loin.

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 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 trouve 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*). Ces catégories sont résumées dans la figure **13-1**.



Pour toutes les professions de la O\*NET-SOC, plusieurs de ces attributs se voient assigner 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. Chaque version annuelle d'O\*NET contient de nouvelles informations pour environ 100 professions, alors que les 700 à 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'organisation.

Les valeurs accordées aux différents attributs proviennent de questionnaires propres à chaque catégorie et sont mesurées sur une échelle de 1 à 5 représentant l'importance de l'attribut dans la profession, 1 étant la valeur la plus basse et 5 la plus élevée : « Quelle est l'importance de

l'attribut XX dans votre travail ? » Les réponses possibles sont : « 1- Pas important », « 2- Quelque peu important », « 3- Important », « 4- Très important » et « 5- Extrêmement important ».

Dans le cadre du questionnaire intitulé *Contextes de travail*, l'échelle de réponses de 1 à 5 est toujours utilisée avec une interprétation spécifique au contexte mesuré. Par exemple, pour l'attribut « Être en contact avec d'autres personnes », les réponses possibles sont : « 1- Aucun contact avec les autres », « 2- Contact occasionnel », « 3- Contact avec les autres environ la moitié du temps », « 4- Contact avec les autres la plupart du temps » et « 5- Constamment en contact avec les autres ». Pour l'attribut « Automatisation », les réponses possibles sont (relativement au travail du titulaire) : « 1- Pas du tout automatisé », « 2- Un peu automatisé », « 3- Modérément automatisé », « 4- Beaucoup automatisé » et « 5- Entièrement automatisé ». Nous référons le lecteur aux questionnaires O\*NET pour les détails spécifiques à chacun des contextes<sup>5</sup>.

Les questionnaires *Éducation et formation*, *Connaissances*, *Activités du travail* et *Contextes de travail* sont majoritairement remplis par un échantillon de 20 à 40 titulaires d'un emploi par profession. Environ 25 experts s'occupent quant à eux des professions pour lesquelles il est plus difficile de joindre des titulaires. Le questionnaire *Habilités* est rempli par un groupe de 8 analystes de travail ; 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 et al., 2003). Depuis 2008, les analystes du travail s'occupent également du questionnaire *Compétences* – qui était auparavant rempli par des titulaires –, créant ainsi une rupture dans cette série temporelle (Handel, 2016).

C'est à l'aide de O\*NET que Freeman et ses collaborateurs (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*. Les attributs que nous analysons,

résumés dans le tableau **13-1**, reprennent ceux analysés par Freeman et ses collaborateurs, indiqués par un astérisque, plus certains autres que nous avons jugés pertinents.

Ces attributs sont choisis comme étant 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.

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

Tableau t/2022-c**13-1**

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

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

Nous soulignons qu'il aurait été intéressant d'inclure à notre analyse des attributs provenant du questionnaire O\*NET intitulé *Compétences*. Cependant, depuis 2008, ce sont des analystes du travail et non des titulaires qui remplissent ce questionnaire (Handel, 2016, p. 160), et ce changement de méthodologie rend problématique la comparaison de données pré et post-2008. En effet, Tsacoumis et Van Iddekinge (2006, p. 17) 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.

## Méthodologie

Nous discutons dans cette partie de la construction des appariements entre les différentes banques de données et poursuivons avec la construction des indices de demande de compétences. Une version plus détaillée de la méthodologie ayant permis de réaliser la construction des données est disponible dans Deutsch-Heng (2021).

### *Construction des données*

Avant de pouvoir utiliser la méthodologie de Freeman et ses collaborateurs (2020), nous devons adapter nos données au 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 tenons 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 est d'abord nécessaire de procéder à une conversion des données du recensement de 2006 afin de les rendre comparables avec celles du recensement de 2016.

La première étape de la construction de l'échantillon consiste donc à mettre les structures occupationnelles des recensements de 2006 et de 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 Classification nationale des professions (CNP) 2011 et la Classification nationale des professions pour statistiques (CNP-S) 2006 (Statistique Canada, 2015), puisque la structure de la CNP 2016 est inchangée par rapport à celle de la CNP 2011.

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 les rendre comparables avec les informations du système O\*NET. Ce dernier possède sa propre classification des professions, la O\*NET-SOC, qui est révisée de façon irrégulière. La version O\*NET 10.0 utilise la O\*NET-SOC 2006 alors que la version O\*NET 20.3 utilise la O\*NET-SOC 2010. Il faut donc effectuer une correspondance entre la CNP 2016 et ces deux versions de la O\*NET-SOC afin de pouvoir associer les valeurs de 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 du 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.

Nous utilisons ensuite les passerelles disponibles sur le site Web de O\*NET<sup>6</sup> 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. En fin de compte, 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 de la O\*NET-SOC 2006. C'est à l'aide de cette matrice et des fichiers O\*NET 10.0 et 20.3 que nous allons apparier les valeurs de nos 24 attributs O\*NET à chacun des 500 groupes de base de la CNP 2016.

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. Cependant, 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, nous avons décidé de simplement prendre la moyenne des valeurs associées aux professions O\*NET équivalentes, et ce, dans le but de systématiser le processus d'appariement et ainsi de le rendre le plus objectif possible.

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. Ces professions sont écartées de notre analyse. 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 ou dans le fichier O\*NET 10.0. Ces professions sont aussi éliminées dans les analyses qui suivent. En fin de compte, nous retenons donc 446 des 500 groupes de base de la CNP 2016 pour notre analyse. Nous avons effectué l'exercice pour tous les groupes de base de la CNP 2016 et l'avons répété pour les 24 attributs O\*NET de notre analyse. À chacune des professions de la CNP 2016, nous avons assigné deux valeurs pour chacun des 24 attributs : une valeur en 2006 et une autre en 2016. Une fois éliminés les travailleurs pour qui les appariements avec O\*NET n'ont pu être effectués, nous avons obtenu un taux de couverture de 85,7 % des travailleurs canadiens. Dans nos analyses différenciées selon le genre, le taux de couverture est légèrement plus faible pour les femmes que pour les hommes (89,8 % par rapport à 85,3 %).

### *Construction des indices*

Dans un premier temps, définissons  $A_{pt}$  comme étant la valeur de l'attribut (A) O\*NET de la profession (p) de la CNP 2016 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 :

$$A_t = \sum_p A_{pt} W_{pt}$$

Il est alors possible d'effectuer une analyse structurelle résiduelle (*shift-share analysis*) en décomposant la variation de cet indice entre 2006 et 2016 en trois termes distincts selon :

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

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 ( $\Delta A_p$ ) 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  $p$  ( $\Delta W_p$ ) pondérée par la valeur de  $A$  lors de la première année de référence ( $A_{p2006}$ ). Enfin, le troisième terme concerne les interactions et capture la variation résiduelle.

## Résultats

Nous débutons en présentant les résultats pour la population canadienne dans son ensemble et poursuivons avec une analyse structurelle résiduelle différenciée entre les hommes et les femmes.

### *Ensemble de la population*

Le tableau **13-2** montre la valeur des indices de compétences pour 2006 et 2016, leur variation entre les deux années et, finalement, les résultats de la décomposition selon la méthodologie présentée plus haut.

## Évolution de la demande de compétences entre 2006 et 2016

<b>Attributs O*NET et décomposition structurelle résiduelle entre 2006 et 2016 chez la population active canadienne pour l'ensemble des occupations</b>						
Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
<b>Travail physique</b>						
(1) Automatisation*	2,232	2,208	-0,024	-0,002	-0,024	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs*	3,033	3,112	0,079	0,102	-0,025	0,002
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	1,817	1,895	0,078	0,148	-0,043	-0,027
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	2,413	2,424	0,012	0,031	-0,015	-0,004
<b>Interactions sociales</b>						
(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
<b>Habilités cognitives</b>						
(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
<b>Habilités sociales</b>						
(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
<b>Habilités physiques et psychomotrices</b>						
(17) Dextérité manuelle	2,537	2,468	-0,069	-0,029	-0,039	-0,002
(18) Endurance	1,975	2,004	0,029	0,046	-0,004	-0,014
(19) Coordination de plusieurs membres	2,279	2,301	0,022	0,056	-0,022	-0,012
(20) Coordination globale du corps	1,920	1,871	-0,049	-0,035	0,000	-0,014
<b>Connaissances</b>						
(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

Tableau t/2022-c13-2

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

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

Nous notons d'abord que l'indice agrégé de la grande majorité (21 sur 24) des attributs a augmenté entre 2006 et 2016, montrant l'importance accrue des aptitudes des travailleurs sur le marché du travail canadien.

Nous constatons également que les attributs ayant décliné ou ayant eu une très faible croissance sont reliés aux emplois de type manuel (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 « Se pencher ou se tordre le 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.

Conformément aux résultats de Deming (2017) selon lesquels les aptitudes sociales sont de plus en plus importantes sur le marché du travail, l'indice agrégé des deux attributs liés aux 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 colonnes du tableau **13-2**. Tout comme Freeman et ses collaborateurs (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 manuels (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 ses collaborateurs (2019), 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.

## Différences hommes-femmes

Il y a tout lieu de penser que les changements technologiques vont avoir des impacts différents sur les hommes et les femmes, du moment que l'on observe une ségrégation selon le genre dans des occupations demandant des compétences différentes. Par exemple, Cortes et ses collaborateurs (2018) observent que depuis 1980, la probabilité, pour les hommes ayant une éducation universitaire, de travailler dans une profession bien rémunérée a chuté, alors que c'est le contraire pour les femmes ayant un niveau d'éducation équivalent.

Cortes et ses collaborateurs (2018) supposent alors 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.

Le tableau **13-3** montre les résultats de l'analyse structurelle résiduelle pour les hommes et le tableau **13-4**, ceux pour les femmes.

<b>Attributs O*NET et décomposition structurelle résiduelle entre 2006 et 2016 pour les hommes pour l'ensemble des occupations</b>						
Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	$\Delta$	Au sein	Entre	Interaction
<b>Travail physique</b>						
(1) Automatisation*	2,196	2,205	0,009	0,023	-0,017	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs*	3,009	3,124	0,115	0,122	-0,004	-0,003
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	1,970	2,143	0,173	0,237	-0,035	-0,029
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	2,515	2,535	0,019	0,037	-0,009	-0,008
<b>Interactions sociales</b>						
(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
<b>Habiletés cognitives</b>						
(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
<b>Habiletés sociales</b>						
(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
<b>Habiletés physiques et psychomotrices</b>						
(17) Dextérité manuelle	2,733	2,671	-0,062	-0,026	-0,029	-0,008
(18) Endurance	2,056	2,092	0,036	0,061	-0,003	-0,022
(19) Coordination de plusieurs membres	2,493	2,572	0,079	0,119	-0,027	-0,013
(20) Coordination globale du corps	2,004	1,999	-0,005	0,016	-0,001	-0,020
<b>Connaissances</b>						
(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

Tableau t/2022-c 13-3

\* 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).

Source : Calculs des auteurs.

## Évolution de la demande de compétences entre 2006 et 2016

<b>Attributs O*NET et décomposition structurelle résiduelle entre 2006 et 2016 pour les femmes pour l'ensemble des occupations</b>						
Attributs O*NET	Indice agrégé			Décomposition		
	2006	2016	Δ	Au sein	Entre	Interaction
<b>Travail physique</b>						
(1) Automatisation*	2,275	2,212	-0,063	-0,032	-0,034	0,003
(2) Faire des gestes répétitifs*	3,060	3,098	0,037	0,077	-0,049	0,009
(3) Rythme déterminé par l'équipement*	1,635	1,613	-0,022	0,042	-0,045	-0,020
(4) Se pencher ou se tordre le corps*	2,291	2,299	0,008	0,023	-0,017	0,002
<b>Interactions sociales</b>						
(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
<b>Habilités cognitives</b>						
(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
<b>Habilités sociales</b>						
(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
<b>Habilités physiques et psychomotrices</b>						
(17) Dextérité manuelle	2,305	2,237	-0,068	-0,032	-0,041	0,005
(18) Endurance	1,880	1,904	0,024	0,029	-0,002	-0,003
(19) Coordination de plusieurs membres	2,027	1,994	-0,033	-0,020	-0,007	-0,007
(20) Coordination globale du corps	1,820	1,725	-0,095	-0,095	0,005	-0,004
<b>Connaissances</b>						
(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

Tableau t/2022-c13-4

\* 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).

Source : Calculs des auteurs.

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), ce qui suggère 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 se rapportant aux emplois de cols bleus est en général beaucoup plus élevé chez les hommes, alors que le niveau des attributs des catégories « Interactions sociales » et « Habilités cognitives verbales » est considérablement plus élevé chez les femmes, tant en 2006 qu'en 2016.

Cependant, la croissance des attributs concernant les interactions sociales a été beaucoup plus forte chez les hommes, ce qui indique, 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 », 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 ses collaborateurs (2018) selon laquelle les aptitudes sociales sont devenues plus importantes *au sein des professions* bien rémunérées relativement aux autres professions – les auteurs expliquant ainsi la meilleure performance des femmes sur le marché du travail – est impossible à vérifier à l'aide d'un indice agrégé. Cependant, nous observons que l'importance agrégée des attributs se rapportant aux interactions sociales *au sein des professions* a beaucoup plus augmenté chez les hommes que chez les femmes.

## 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, lesquels ont argumenté 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), l'intelligence numérique permet maintenant de remplacer plusieurs professions associées à une large gamme de tâches cognitives non routinières. Les robots sophistiqués arrivent quant à eux à effectuer des tâches manuelles de plus en plus variées. Ces innovations ont le potentiel de profondément changer la nature même du travail, tant sur le plan des tâches et des activités des travailleurs que sur celui des habiletés et des connaissances qui seront requises sur le marché de l'emploi.

Dans ce chapitre, nous avons analysé l'impact de ces changements technologiques sur la nature du travail des Canadiens au moyen de la variation de l'importance de 24 attributs d'emploi entre 2006 et 2016. Nous avons décomposé 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 des travaux de Freeman et ses collaborateurs (2020).

Tout d'abord, nous avons observé que l'importance des attributs concernant les tâches manuelles sur le marché du travail a connu une croissance faible et parfois même négative, alors que l'importance des attributs associés aux 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 (Deming, 2017).

Contrairement à ce qu'on aurait pu croire en ce qui a trait à l'éventuelle informatisation des tâches cognitives non routinières, 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'attributs qui est 64 % plus élevée que celle des femmes, suggérant que la nature du travail aurait davantage changé chez ceux-ci.

La décomposition structurelle résiduelle révèle pour sa part que les changements vécus sur le marché du travail pendant cette période ont plutôt changé ce que les travailleurs font au sein de leur profession au lieu 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 requises. Les résultats de notre analyse permettent donc de soutenir la mise en place de politiques de formation visant à épauler 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.

Des travaux supplémentaires utilisant la structure occupationnelle des travailleurs selon l'âge ou les données du recensement de 2021, bientôt disponibles, permettraient probablement d'apporter un éclairage complémentaire sur ces questions.



## Références

- Acemoglu, D. et Autor, D. H. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics*, 4, 1043-1171. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5).
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>.
- Autor, D. H. et Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *The American Economic Review*, 103(5), 1553-1597. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>.
- Autor, D. H., Levy, F. et Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>.

## Évolution de la demande de compétences entre 2006 et 2016

Autor, D. H. et Handel, M. J. (2013). Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of Labor Economics*, 31(2), 59-96. <https://doi.org/10.1086/669332>.

Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship. (2018). NOC to O\*Net Crosswalk. [github.com/BrookfieldIIE/NOC\\_ONet\\_Crosswalk](https://github.com/BrookfieldIIE/NOC_ONet_Crosswalk).

Charles, K. K., Hurst, E. et Notowidigdo, M. J. (2019). Housing booms, manufacturing decline and labour market outcomes. *The Economic Journal*, 129(617), 209-248. <https://doi.org/10.1111/ecoj.12598>.

Cortes, G. M., Jamovich, N. et Siu, H. E. (2018). *The “end of men” and rise of women in the high-skilled labor market*. NBER Working Paper (24274). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24274>.

Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. *The Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593-1640. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx022>.

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

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

Donsbach, J., Tsacoumis, S., Sager, C. et Updegraff, J. (2003). O\*NET Analyst occupational abilities ratings: Procedures. *Human Resources Research Organization*. [onetcenter.org/dl\\_files/AnalystProc.pdf](https://onetcenter.org/dl_files/AnalystProc.pdf).

Emploi et Développement social Canada. (2020). *Taxonomie. Taxonomie des compétences et des capacités*. Gouvernement du Canada. [noc.esdc.gc.ca/TaxonomieCompetences/LaTaxonomie](https://noc.esdc.gc.ca/TaxonomieCompetences/LaTaxonomie).

Freeman, R. B., Ganguli, I. et Handel, M. J. (2020). Within-occupation changes dominate changes in what workers do: A shift-share decomposition, 2005-2015. *AEA Papers and Proceedings*, 110, 394-399. <https://doi.org/10.1257/pandp.20201005>.

Handel, M. J. (2016). The O\*NET content model: Strengths and limitations. *Journal for Labour Market Research*, 49, 157-176. <https://doi.org/10.1007/s12651-016-0199-8>.

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

Statistique Canada. (2007). The National Occupational Classification (NOC) 2006. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/en/catalogue/12-583-X>.

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

Statistique Canada. (2018). The National Occupational Classification (NOC) 2016. [noc.esdc.gc.ca/Structure/Hierarchy/e86287c250a4420488db348bcca8e710?objectid=%2Fd0IGA6qD8JPRfoj5UCjpg%3D%3D](https://noc.esdc.gc.ca/Structure/Hierarchy/e86287c250a4420488db348bcca8e710?objectid=%2Fd0IGA6qD8JPRfoj5UCjpg%3D%3D).

Statistique Canada. (2020). Concordances Between Classifications. [statcan.gc.ca/eng/concepts/concordances-classifications](https://statcan.gc.ca/eng/concepts/concordances-classifications).

Tsacoumis, S. et Van Iddekinge, C. H. (2006). *A comparison of incumbent and analyst ratings of O\*NET skills*. Human Resources Research Organization. [onetcenter.org/dl\\_files/SkillsComp.pdf](https://www.onetcenter.org/dl_files/SkillsComp.pdf).

U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration (USDOL/ETA). (2016, avril). O\*Net 20.3 Database. [https://www.onetcenter.org/db\\_releases.html](https://www.onetcenter.org/db_releases.html).

U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration (USDOL/ETA). (2006, juin). O\*Net 10.0 Database. [https://www.onetcenter.org/db\\_releases.html](https://www.onetcenter.org/db_releases.html).

Vu, V. (2019, août). *Connecting the Dots: Linking canadian occupations to skills data*. Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship. [brookfieldinstitute.ca/connecting-the-dots-linking-canadian-occupations-to-skills-data/](https://brookfieldinstitute.ca/connecting-the-dots-linking-canadian-occupations-to-skills-data/).

## Notes

1. Ce chapitre est basé sur un rapport de recherche publié au CIRANO.
2. Nous utilisons les versions 10.0 et 20.3 du U.S. Department of Labor, Employment, and Training Administration.
3. L'utilisation du recensement de 2001 permettrait une période d'analyse plus longue (15 ans), mais causerait des problèmes supplémentaires quant à la cohérence intertemporelle des classifications des professions utilisées par Statistique Canada, celle utilisée en 2001 étant différente.
4. Pour le recensement de 2016, les données proviennent du tableau 98-400-X2016291, qui est accessible sur le site Web de Statistique Canada (2018). Pour le recensement de 2006, une demande de données personnalisée a été faite directement auprès de Statistique Canada. L'information requise de ces fichiers est le nombre de travailleurs de 15 ans et plus dans chaque catégorie selon la Classification nationale des professions (CNP 4 chiffres).
5. Pour plus de détails sur les questions utilisées dans le cadre du O\*NET, veuillez consulter le site <https://www.onetcenter.org/questionnaires.html>.
6. Vous le trouverez au <https://www.onetcenter.org/>.