



INSTITUT C.D. HOWE INSTITUTE

COMMENTAIRE
NO. 585

La prochaine vague : Le marché du travail canadien face à l'automatisation

D'après les dernières estimations, environ un actif sur cinq au Canada court un risque élevé de perdre son emploi en raison de l'automatisation. Toutefois, quel rôle peuvent jouer les facteurs tels que le type d'emploi, l'éducation, le revenu, le genre ou le groupe ethnique? Et quelles conclusions doivent en tirer les décideurs politiques?

Rosalie Wyonch

L'ENGAGEMENT DE L'INSTITUT À L'ÉGARD DE LA QUALITÉ

À PROPOS DE L' AUTEURE

ROSALIE WYONCH
est analyste principal des
politiques à l'Institut
C.D. Howe.

La réputation de l'Institut C.D. Howe, fondée sur la qualité, l'intégrité et l'objectivité de sa recherche, est son principal atout.

Ses livres, commentaires, et cyberbulletins sont soumis à un examen en deux étapes à l'interne puis à l'externe par des universitaires et des experts indépendants. L'Institut ne publie que des ouvrages satisfaisant à ses normes en matière de justesse d'analyse, de conformité aux faits, et de pertinence sur le plan des politiques. Il assujettit son processus d'examen et de publication à une vérification annuelle par des experts externes.

À titre d'organisme de bienfaisance canadien enregistré, l'Institut C.D. Howe accepte les dons de particuliers, d'organismes privés et publics, et de fondations caritatives dans la poursuite de sa mission. L'Institut n'accepte aucun don qui stipule un résultat prédéterminé ou qui mine l'indépendance de son personnel et de ses auteurs. L'Institut exige de ses auteurs qu'ils divulguent publiquement tous conflits d'intérêts, réels ou potentiels, dont ils ont connaissance. Le personnel de l'Institut est soumis à une politique rigoureuse en matière de conflits d'intérêts.

Le personnel de l'Institut C.D. Howe et ses auteurs fournissent des études et commentaires sur les politiques publiques de façon non exclusive. Aucune publication ou déclaration de l'Institut ne cautionne un parti politique, élu, ou candidat à une élection. Les opinions exprimées dans le présent ouvrage sont celles des auteurs. L'Institut en tant qu'organisme ne prend pas position sur des questions de politique publique.

COMMENTAIRE N° 585
Novembre 2020

\$12.00

ISBN 978-1-989483-35-0

ISSN 0824-8001 (print);

ISSN 1703-0765 (online)



Daniel Schwanen
Vice-Président de la recherche

L'ÉTUDE EN BREF

Les changements technologiques sont l'un des moteurs de la croissance économique. Ils contribuent à améliorer la productivité de fabrication des biens et de prestation des services, à savoir produire autant avec moins de ressources ou produire davantage avec le même apport en main-d'œuvre. Les technologies permettent également de concevoir de nouveaux produits et services capables de créer de nouvelles professions et de générer une demande inédite chez les consommateurs. Le processus d'évolution technologique est néanmoins source de perturbations : il rend certaines professions obsolètes ou modifie en accéléré le paysage de secteurs tout entiers. Dans le même temps, de nouveaux modèles économiques et professions sont mis sur pied pour les remplacer.

Le présent *Commentaire* évalue les répercussions probables de l'automatisation sur le marché du travail canadien et compare les résultats obtenus aux anciennes prévisions. De fait, la proportion d'emplois à haut risque d'automatisation s'avère plus faible (environ 22 p. 100) que la plupart des estimations précédentes.

Certaines professions sont manifestement très propices à l'automatisation, et bon nombre d'entre elles sont d'ailleurs déjà automatisées : préposés de station-service, caissiers de banque ou de magasin, par exemple. D'autres ont peu de chances d'être automatisées en raison des facultés humaines ou des compétences pointues qu'elles requièrent : neurochirurgiens ou détectives, par exemple. La plupart des professions ne peuvent pas être entièrement automatisées, mais ne sont pas pour autant à l'abri de toute automatisation. Les professions ayant le plus de chances d'être automatisées comportent généralement une majorité de tâches bien définies et répétitives, comme c'est le cas dans l'industrie manufacturière.

Environ un actif sur cinq au Canada occupe un emploi susceptible, en théorie, d'être automatisé. D'après les projections à 2028, la perte de seulement 90 000 emplois sera à déplorer dans ces professions. Dans le même temps, les postes quelque peu vulnérables à l'automatisation (risque moyen) représentent environ 40 p. 100 de l'emploi actuel. Cette proportion devrait diminuer légèrement d'ici à 2028, pour s'établir autour de 37 p. 100. Ces projections indiquent que le marché du travail s'adapte au fur et à mesure aux changements technologiques, et continuera probablement à suivre ce cap.

L'analyse de vulnérabilité à l'automatisation en fonction des caractéristiques individuelles indique que la part des personnes noires et autochtones exerçant des professions à haut risque d'automatisation au Canada est plus élevée que la moyenne nationale. Cette vulnérabilité relativement supérieure est probablement liée aux moins bons résultats moyens en matière d'emploi observés chez les personnes noires et autochtones par rapport à la moyenne canadienne.

Les hommes, les femmes et les immigrants sont toutefois exposés à un risque moyen similaire d'automatisation. De manière générale, les différences ne sont pas suffisamment importantes pour justifier l'instauration de politiques ciblées visant à prévenir spécifiquement le chômage technologique de groupes donnés. En revanche, il est possible d'influer indirectement sur les effets d'inégalité découlant de l'automatisation en axant plus généralement les politiques d'éducation et d'emploi sur la lutte contre les inégalités. Néanmoins, au vu de la croissance des emplois atypiques, les politiques traditionnelles de soutien à l'emploi risquent de ne pas couvrir l'ensemble des travailleurs touchés par l'automatisation. À la suite de la crise actuelle de la COVID-19, le gouvernement devrait analyser les effets de ses programmes d'urgence en matière de soutien du revenu et en tirer des conclusions destinées à moderniser l'assurance-emploi et à combler les lacunes observées.

Secteurs politiques : éducation, formation et marché du travail.

Thèmes connexes : efficacité et productivité, emploi et politiques d'emploi.

Référence bibliographique : Wyonch, Rosalie. *La prochaine vague : le marché du travail canadien face à l'automatisation*.

Commentaire 585. Toronto : Institut C.D. Howe. 2020.

Commentaire© de l'Institut C.D. Howe est une analyse périodique et un commentaire des questions de politique publique qui font l'actualité. Michael Benedict et James Fleming ont révisé le manuscrit; Yang Zhao l'a préparé en vue de la publication. Comme pour toute publication de l'Institut, les opinions exprimées dans ce texte n'engagent que l'auteure et ne reflètent pas nécessairement celles des membres de l'Institut ou de son conseil d'administration. Les citations sont permises à condition d'en mentionner la source.

Pour commander cette publication, veuillez prendre contact avec l'Institut C.D. Howe, 67, rue Yonge, bureau 300, Toronto (Ontario) M5E 1J8. Le texte intégral se trouve également sur la page Web de l'Institut à l'adresse : www.cdhowe.org.

La technologie a révolutionné nos modes de vie. Grâce à l'innovation, nous contrôlons l'électricité et la lumière, et nous prévenons des maladies mortelles par le traitement des eaux, l'étude des agents pathogènes et la vaccination.

Les nouvelles technologies de télécommunications ont permis au monde de s'informer, de se divertir et d'accéder à une multitude de services privés et professionnels via Internet. Face aux derniers progrès en matière de calcul quantique, de robotique et d'intelligence artificielle, certaines personnes se sont mises à prédire que les logiciels et les machines seront bientôt en mesure de remplacer l'être humain dans de nombreuses professions.

Les changements technologiques sont l'un des moteurs de la croissance économique. Ils contribuent à améliorer la productivité de fabrication des biens et de prestation des services, à savoir produire autant avec moins de ressources ou produire davantage avec le même apport en main-d'œuvre. Les technologies permettent également de concevoir de nouveaux produits et services capables de créer de nouvelles professions et de générer une demande inédite chez les consommateurs. Le processus d'évolution

technologique est néanmoins source de perturbations : il rend certaines professions obsolètes ou modifie en accéléré le paysage de secteurs tout entiers. Dans le même temps, de nouveaux modèles économiques et professions sont mis sur pied pour les remplacer.

La crainte que les machines et, plus récemment, les logiciels viennent remplacer l'être humain dans la réalisation de nombreuses tâches n'est pas neuve.¹ Les récents progrès en matière d'intelligence artificielle, de communication entre les machines et de numérisation des services ont conduit à penser que l'automatisation des emplois sera plus rapide que la création de nouvelles professions destinées à les remplacer. En outre, d'après plusieurs prédictions alarmantes, d'importants pans de la population risquent de se trouver prochainement au chômage (Brynjolfsson et McAfee, 2014; Frey et Osborne, 2013; Lamb, 2016). À l'inverse, d'autres

L'auteure remercie Parisa Mahboubi, David Gray, Louis Morel et Matthias Oschinski, membres du comité chargé des politiques sur le capital humain de l'Institut C.D. Howe, ainsi que les réviseurs anonymes qui ont commenté une version préliminaire de ce document.

L'auteure assume la responsabilité de toute erreur éventuelle et des opinions exprimées.

Ce projet est financé par le Centre des Compétences futures du gouvernement du Canada. L'Institut C.D. Howe reste seul responsable du contenu de cette publication.

Ce document est produit en coopération avec le Diversity Institute de l'Université Ryerson, qui dirige et coordonne des recherches multidisciplinaires et multipartites pour répondre aux besoins des divers Canadiens, à la nature changeante des aptitudes et des compétences, et aux politiques, processus et outils qui favorisent l'inclusion et la réussite économique. Notre approche orientée vers l'action et fondée sur des données probantes fait évoluer les connaissances sur les défis complexes auxquels sont confrontés les groupes sous-représentés, oriente les pratiques pour apporter des changements et génère des résultats concrets. Le Diversity Institute fait avancer la stratégie de recherche du Centre des Compétences futures.

Le Centre des Compétences futures est un centre de recherche et de collaboration avant-gardiste qui a pour mission de préparer les Canadiens et les Canadiennes à la réussite professionnelle. Nous croyons que les citoyens et citoyennes du Canada devraient avoir confiance en leurs compétences pour réussir dans un marché du travail en évolution. À titre de communauté pancanadienne, nous collaborons afin de déterminer, mettre à l'essai, mesurer et mettre en commun avec rigueur des approches novatrices pour évaluer et développer les compétences dont les gens auront besoin pour réussir dans les jours et les années à venir.



¹ La première trace écrite de l'idée selon laquelle la destruction d'emplois attribuable à la technologie pourrait être plus rapide que la création des nouvelles professions censées les remplacer remonte, à ma connaissance, à la conjecture d'Aristote voulant que l'invention des balais fasse disparaître l'esclavage (Campa, 2014). Certains éléments probants montrent toutefois que le débat a pu commencer quelque 3 000 ans plus tôt, avec l'invention de la roue (Woirol, 1996).

prévoient que la technologie sera favorable à l'emploi (Bessen, 2018) ou engendrera des modifications semblables à celles vécues lors des précédentes phases d'évolution technologique (Oschinski et Wyonch, 2017). Le doute plane quant à la proportion des emplois risquant d'être automatisés, les estimations relatives au marché du travail américain allant de 9 p. 100 à 47 p. 100 (Arntz, Gregory et Zierahn, 2016; Frey et Osborne, 2013). Pour le Canada, les estimations suggèrent que 9 p. 100 à 42 p. 100 de la population active courent un risque élevé de chômage technologique (Arntz, Gregory et Zierahn, 2016; Lamb, 2016; Oschinski et Wyonch, 2017).

Le présent *Commentaire* évalue les répercussions probables de l'automatisation sur le marché du travail canadien et compare les résultats obtenus aux anciennes prévisions. Il passe également en revue la littérature récente abordant les implications des changements technologiques : circonstances dans lesquelles ils s'avèrent propices/défavorables à la croissance de l'emploi et application des conclusions au contexte canadien. Les résultats de la présente analyse montrent l'absence de preuves d'une accélération du chômage technologique². De fait, la proportion d'emplois à haut risque d'automatisation s'avère plus faible (environ 22 p. 100) que la plupart des estimations précédentes. Le risque d'automatisation n'a pas non plus de lien direct avec les salaires, suggérant ainsi que les changements technologiques vont probablement influencer sur les inégalités de revenu par un changement dans la composition de l'emploi³.

En parallèle, on observe l'absence de corrélation significative entre les caractéristiques individuelles des travailleurs, comme la race, le statut d'immigration ou l'origine ethnique, et la probabilité d'automatisation

de la profession exercée. Néanmoins, il existe des différences majeures pour certains groupes dans des types de professions en particulier. Les Autochtones, par exemple, courent un risque moyen nettement supérieur d'automatisation dans la plupart des professions, sauf celles exercées dans les secteurs des ressources naturelles et de l'agriculture. Les femmes sont plus susceptibles que les hommes d'exercer des professions soit à faible risque, soit à haut risque, par opposition aux professions à risque moyen. La moyenne du risque reste toutefois la même pour les deux sexes⁴. Les différences en termes de risque découlent de la répartition sous-jacente des emplois et du profil des personnes occupant chaque grand type de profession. Le risque d'automatisation varie aussi en fonction de l'âge : les jeunes travailleurs, âgés de 15 à 24 ans, sont plus susceptibles d'exercer des professions à haut risque d'automatisation, tandis que les actifs âgés de 55 à 64 ans ont plus de chances d'occuper des postes à faible risque d'automatisation.

De manière générale, le présent *Commentaire* constate que le marché du travail canadien s'est plutôt bien adapté aux changements technologiques et que le risque de chômage technologique de masse reste faible dans un avenir proche. Cela laisse entendre que le gouvernement devrait atténuer les répercussions négatives des changements technologiques sur les personnes concernées à court terme. Les politiques existantes de formation professionnelle et de soutien du revenu en faveur des personnes au chômage et à faible revenu font barrage aux préjudices économiques (qu'ils soient ou non induits par la technologie)⁵. Cependant, au vu de la croissance des emplois atypiques, les politiques traditionnelles de soutien du revenu et de soutien à l'emploi risquent de ne pas couvrir l'ensemble des travailleurs touchés par

2 Le chômage technologique désigne les pertes d'emploi causées par les changements technologiques. Ce concept recouvre à la fois les améliorations successives des processus permettant de réduire la demande de main-d'œuvre et les changements technologiques majeurs qui bouleversent les secteurs et les pratiques professionnelles en place.

3 Une étude antérieure a jugé que la technologie était un facteur important d'inégalité de revenu aux États-Unis (Cheremukhin, 2014). L'évolution de l'emploi au Canada ne met toutefois en évidence aucune polarisation majeure des revenus en lien avec le potentiel d'automatisation (Oschinski et Wyonch, 2017).

4 Les femmes travaillant dans les affaires, la finance, l'administration, la fabrication et les services publics courent un risque moyen supérieur de perte d'emploi attribuable à l'automatisation. Les hommes exerçant dans l'éducation, le droit et les services sociaux, communautaires et gouvernementaux sont exposés à un risque moyen d'automatisation légèrement supérieur.

5 En outre, tous les effets du crédit canadien pour la formation et de la prestation de soutien à la formation d'assurance-emploi ne se sont pas encore faits sentir. Annoncés dans le budget fédéral 2019, ces deux nouveaux programmes visent à résoudre les problèmes liés au chômage technologique et à répondre au besoin d'adaptation aux changements technologiques tout au long de la carrière.

l'automatisation. La Prestation canadienne d'urgence (PCU), un programme d'urgence en matière de soutien du revenu à l'attention des personnes touchées par la pandémie de COVID-19, a été créée en partie pour combler les lacunes de couverture de l'assurance-emploi. À la suite de la crise actuelle, le gouvernement devrait analyser les effets de la PCU et tirer les conclusions de cette expérience grandeur nature afin de moderniser l'assurance-emploi et de combler les lacunes révélées par la COVID-19⁶.

Le risque d'automatisation est similaire dans les différents groupes de population, mais certains d'entre eux sont désavantagés dans des types de professions en particulier. L'une des principales variables s'avère le niveau d'instruction, ce qui explique certaines des variations liées aux caractéristiques individuelles. Ces résultats suggèrent que l'éducation est un facteur crucial pour éliminer le risque relatif d'automatisation chez les groupes de population les plus vulnérables.

L'ÉCONOMIE DES CHANGEMENTS TECHNOLOGIQUES

Les changements technologiques ont largement contribué à l'amélioration du niveau de vie et du bien-être. Toutefois, le processus d'évolution technologique est un processus d'« élimination créatrice », qui rend obsolètes un certain nombre de produits, d'emplois, de pratiques professionnelles, voire des professions et des secteurs tout entiers, et les remplace par une solution supérieure sur le plan technologique. Dans le même temps, la technologie contribue à l'éclosion de nouveaux secteurs, produits, services et professions. Au début du XX^e siècle, personne ou presque n'aurait pu imaginer des professions comme celles d'administrateur des systèmes de données ou de chercheur en intelligence artificielle, et pourtant, ces deux métiers existent depuis le début du XXI^e siècle. De la même façon, nous ne pouvons pas prédire aujourd'hui avec certitude quelles seront les nouvelles technologies mises au point dans un avenir lointain, ni les répercussions qu'elles pourraient avoir sur la société.

À long terme, l'adoption technologique est favorable à la croissance économique, augmente la productivité et améliore le niveau de vie. À court terme, toutefois, elle peut être source de perturbations lorsque des entreprises ne parviennent pas à s'adapter et que des personnes perdent leur emploi. Dans certains cas, il a fallu des décennies pour que l'économie et la société s'adaptent entièrement aux changements technologiques majeurs et pour que leurs avantages se répandent pleinement⁷. Les nouvelles professions créées par les changements technologiques peuvent nécessiter des compétences différentes par rapport à celles désormais automatisées, tandis que certains emplois existants peuvent être révolutionnés. Les progrès technologiques et l'adoption de la technologie n'affectent pas tous les secteurs simultanément. On observe plutôt des poussées de croissance dans certains secteurs et un déclin dans d'autres. Dans le même temps, les économies à croissance rapide affichent des niveaux élevés à la fois de création et de destruction d'emplois (Howitt, 2015).

De l'avis général, les changements technologiques s'avèrent souhaitables. Les progrès technologiques permettent de produire davantage avec une main-d'œuvre humaine inférieure ou égale. Par conséquent, le capital humain ainsi libéré peut être affecté à d'autres tâches. L'accroissement de la productivité contribue à la croissance économique, laquelle favorise à son tour une hausse des salaires. La crainte du chômage technologique, c'est-à-dire l'idée que la technologie élimine les emplois plus rapidement qu'elle n'en crée de nouveaux, était omniprésente lors des précédentes phases d'évolution technologique. Or, à ce jour, le spectre du chômage technologique de masse ne s'est toujours pas matérialisé. Les récents progrès en matière d'intelligence artificielle et de communication entre les machines n'en ont pas moins relancé le débat : la situation sera-t-elle différente cette fois-ci?

Lors des précédentes phases d'évolution technologique, les machines avaient principalement remplacé le travail humain sur le plan physique. Avec le développement

6 Cette politique d'urgence ne doit pas devenir permanente, mais elle était nécessaire face aux lacunes existantes en matière de soutien à l'emploi et de soutien du revenu. À l'issue de la crise, l'élimination de ces lacunes devrait figurer parmi les priorités.

7 Pendant la Révolution industrielle, le salaire réel en Angleterre a augmenté lentement entre 1781 et 1819, puis a enregistré une croissance rapide jusqu'en 1851. Le salaire des cols bleus, en particulier, a doublé sur cette période de 32 ans (Lindert et Williamson, 1983).

et l'amélioration continue de l'informatique et des communications, les machines commencent également à exécuter des tâches cognitives à la place de l'être humain. Selon certains, les progrès technologiques à l'ère numérique pourraient conduire au remplacement des travailleurs humains à un rythme plus rapide que la création de nouveaux emplois (Krugman, 2013; Levy et Murnane, 2004; Sirkin, Zinser et Hohner, 2011; Cowen, 2013).

Dans ce cas de figure, d'importants pans de la population se trouveraient au chômage technologique dans les années à venir (Brynjolfsson et McAfee, 2014; Frey et Osborne, 2013; Lamb, 2016).

Néanmoins, divers facteurs d'équilibre comme la création de nouvelles professions et tâches complexes nécessitant une main-d'œuvre humaine viennent atténuer les répercussions négatives des changements technologiques. Le vieillissement de la population est associé à l'adoption accélérée des technologies d'automatisation, dans la mesure où il est nécessaire d'accroître la productivité de la main-d'œuvre pour maintenir les niveaux de production lorsque la proportion de personnes en âge de travailler diminue (Acemoglu et Restrepo, 2019). Il n'en reste pas moins que, si l'automatisation est plus rapide que la création de nouveaux emplois, elle pousse les salaires à la baisse. Plus le coût du capital humain diminue, moins il devient intéressant de concevoir et d'adopter des technologies de réduction du travail. Par conséquent, il y a de fortes chances que l'investissement en recherche et développement se tourne vers la création de nouvelles tâches complexes, et non vers l'automatisation (Acemoglu et Restrepo, 2016/2018). En outre, une fois l'automatisation à l'œuvre, la productivité augmente, ce qui s'accompagne d'une baisse des prix et d'une hausse de la demande (Acemoglu et Restrepo, 2016/2018; Autor et Salomons, 2018; Bughin, Manyika et Woetzel, 2017). Dans le même temps, Bessen (2018) souligne que les technologies améliorant la productivité et l'emploi manufacturier ont connu un siècle d'essor avant que les gains de productivité ne fassent décliner l'emploi. Son postulat est donc le suivant : la technologie a des effets

positifs en matière d'emploi jusqu'à ce que le marché concerné arrive à saturation.

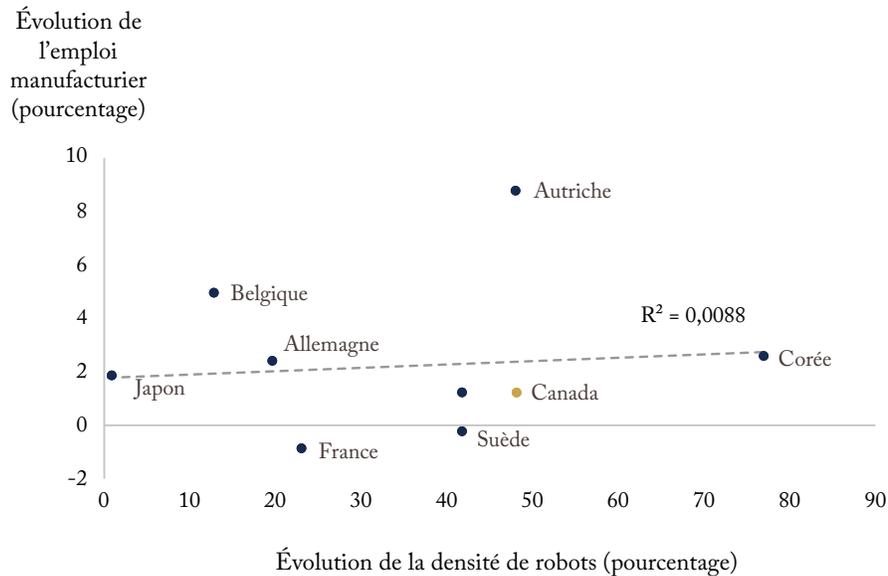
Une autre étude met en corrélation le changement démographique et l'automatisation : les pays caractérisés par un vieillissement plus rapide de la population sont également ceux qui enregistrent un essor plus rapide des technologies d'automatisation (Acemoglu et Restrepo, 2019). Toujours d'après cette étude, près de la moitié de l'écart entre pays en matière d'adoption des technologies d'automatisation s'explique par des facteurs démographiques.

Dans l'ensemble, les répercussions économiques des changements technologiques actuels sont loin de s'être décantées. Certaines recherches indiquent un faible risque de chômage technologique d'envergure, tandis que d'autres suggèrent que quatre travailleurs sur dix pourraient se retrouver prochainement sans emploi (Oschinski et Wyonch, 2017; Lamb, 2016). Les précédentes phases d'évolution technologique ont été vécues dans la crainte que la technologie remplace l'être humain à un rythme plus rapide que la création de nouvelles professions. L'histoire des changements technologiques, et l'analyse qui s'ensuit, laissent penser que la situation sera la même cette fois-ci et qu'un chômage technologique de masse dans un avenir proche est hautement improbable.

Néanmoins, comme lors des précédentes phases de croissance technologique, certaines personnes sont susceptibles de subir un important préjudice à court terme. La politique gouvernementale doit servir à atténuer les répercussions négatives, d'une part, et à encourager l'adoption et la conception de nouvelles technologies, d'autre part. L'adoption de la technologie contribue à préserver ou à améliorer la compétitivité générale des industries canadiennes et accroît la productivité, ce qui diminue le fardeau fiscal pesant sur une population vieillissante. Pour la santé économique à long terme, la technologie doit être vue comme une aubaine, et non comme une menace⁸.

8 Pour obtenir une analyse intégrale des interactions entre diffusion technologique, pratiques professionnelles et politique gouvernementale, voir Andres Criscuolo et Gal, 2015.

Figure 1 : Utilisation des robots industriels et emploi manufacturier (2014-2018)



Sources : OCDE 2020, International Federation of Robotics, calculs de l'auteur.

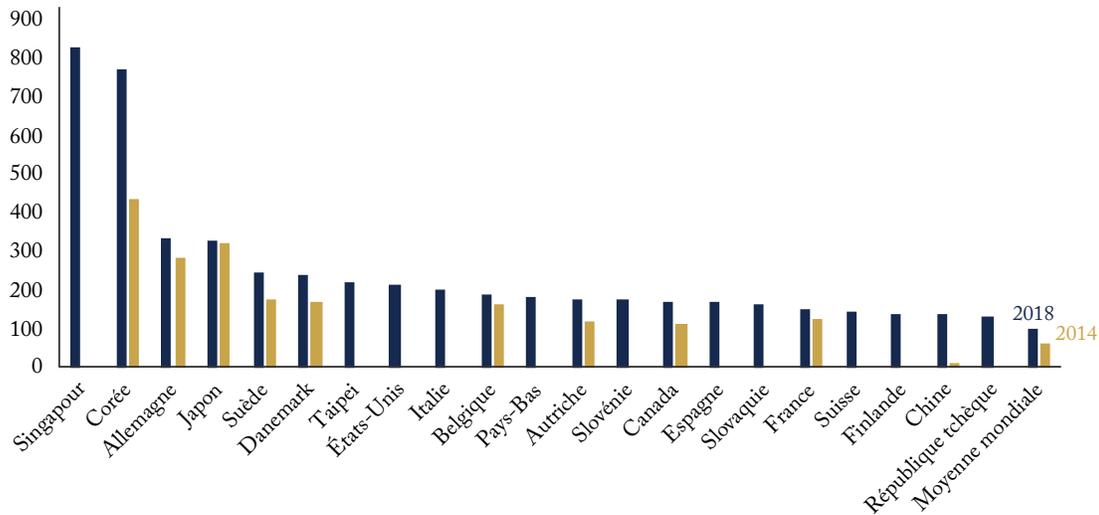
ROBOTS À L'ŒUVRE

L'industrie manufacturière fait partie des secteurs qui font appel à l'automatisation depuis un certain temps déjà, et cette tendance devrait se poursuivre. L'adoption des robots industriels et son incidence sur l'emploi manufacturier donnent des renseignements utiles pour prévoir les répercussions futures en matière d'emploi, et fournissent un élément de comparaison entre les pays. Après des années de croissance constante, l'installation de robots industriels a baissé en 2019 sur le continent européen, ainsi qu'en Amérique du Nord et en Amérique latine. Conclusion : l'automatisation ne s'accélère pas, tout du moins en ce qui concerne les applications robotiques dans l'industrie (International Federation of Robotics, 2019).

En 2018, le Canada était le 13^e acheteur de robots industriels. L'industrie automobile et la fabrication de produits électroniques concentrent le plus grand nombre d'installations, mais les ventes ont enregistré leur plus forte croissance dans des secteurs « non spécifiés » (44 p. 100 en 2018), même si les robots industriels « collaboratifs » restent une niche représentant à peine 3 p. 100 des ventes mondiales en 2018 (International Federation of Robotics, 2019).

Au Canada, le nombre de robots industriels par travailleur dans la fabrication a nettement augmenté ces dernières années. Entre 2014 et 2018, la densité de robots industriels de ce secteur (nombre de robots pour 10 000 employés) a augmenté de 48 p. 100. Un tel essor aurait pu présager d'une baisse de l'emploi dans l'industrie manufacturière. Or, le nombre d'emplois a augmenté de 1,2 p. 100 sur la même période (OCDE 2020). De fait, sur l'ensemble des pays, il n'y a pas de relation

Figure 2 : Densité (robots pour 10 000 employés)



Source : International Federation of Robotics.

entre la densité de robots et l'emploi manufacturier (figure 1)⁹. Graetz et Michaels (2015) ont constaté que la densification des robots s'accompagne d'une légère hausse de l'emploi manufacturier si l'on tient compte d'une période plus longue et d'un échantillon élargi de pays, mais la corrélation reste statistiquement faible. En parallèle, l'automatisation accrue n'entraîne pas nécessairement une baisse de l'emploi (Autor et Salomons, 2018; Bughin, Manyika et Woetzel, 2017; Acemoglu et Restrepo, 2016/2018).

Malgré la hausse significative du nombre de robots industriels exécutant diverses tâches de fabrication et activités industrielles, le potentiel d'adoption reste important au Canada. Bon nombre de pays présentent une densité de robots industriels supérieure à celle observée au Canada (figure 2). En effet, le nombre

de robots industriels par travailleur à Singapour et en Corée du Sud (pays enregistrant la plus forte densité) est multiplié par 4,5 fois par rapport au Canada. De la même façon, le Canada est en retard sur l'Allemagne, le Japon, la Suède, le Danemark et les États-Unis, entre autres nations, en ce qui concerne l'adoption des robots industriels dans la fabrication. Cette comparaison internationale indique que le potentiel de robotisation non exploité dans l'industrie manufacturière canadienne et dans d'autres applications industrielles reste relativement élevé. Toutefois, la densité des robots industriels n'étant pas liée à l'emploi manufacturier, les répercussions qu'une adoption technologique accrue pourrait avoir sur l'emploi restent floues.

9 Graetz et Michaels (2015) ont observé un résultat similaire pour la période 1993-2007 en se basant sur un échantillon élargi de pays et en mesurant l'emploi manufacturier d'après le nombre d'heures travaillées.

Tableau 1 : Attributs difficiles ou impossibles à automatiser actuellement

Perception sociale	Capacité à avoir conscience des réactions des autres et à comprendre pourquoi ils réagissent ainsi.
Originalité	Capacité à trouver des idées inhabituelles ou astucieuses concernant une situation ou un sujet donné, ou à développer des façons créatives de résoudre un problème.
Aide et assistance à d'autres personnes	Capacité à fournir une aide personnelle, des soins médicaux, un soutien émotionnel ou d'autres soins personnels à d'autres personnes, comme des collègues, des clients ou des patients.
Philosophie	Connaissance de différents systèmes philosophiques et de différentes religions, y compris leurs principes de base, leurs valeurs, leur éthique, leurs façons de penser, leurs coutumes, leurs pratiques et leurs répercussions sur la culture humaine.
Initiative	Volonté d'accepter des responsabilités et des défis.
Leadership	Volonté de diriger, de prendre le contrôle et de donner des opinions et des instructions.
Innovation	Créativité et nouvelles façons de penser permettant d'élaborer de nouvelles idées et réponses à des problèmes liés au travail.
Adaptabilité et flexibilité	Ouverture au changement (positif ou négatif) et à la variété dans le lieu de travail.
Autonomie	Développement de sa propre façon de faire les choses et capacité à s'auto-diriger avec peu de supervision, voire aucune, ainsi qu'à compter sur soi-même pour accomplir ses tâches.

Remarque : voir l'annexe pour en savoir plus sur le mode de mesure de ces attributs.
Source : base de données O*NET.

ESTIMATION DE LA PROBABILITÉ D'AUTOMATISATION

Pour estimer l'impact de l'automatisation sur le marché du travail, j'emploie des méthodes semblables à celles de Frey et Osborne (2013) et d'Oschinski et Wyonch (2017). Les renseignements relatifs aux compétences, aux activités professionnelles et aux interactions interpersonnelles sont issus de la base de données américaine O*NET, qui contient des centaines de descriptions normalisées spécifiques pour près de 1 000 professions¹⁰.

Les compétences, connaissances et activités sélectionnées sont celles qui sont difficiles, voire

impossibles, à informatiser ou à robotiser, et qui le resteront probablement dans un avenir proche (tableau 1)¹¹. Chaque profession nécessite ces attributs à des intensités et des niveaux différents. En principe, les professions dans lesquelles ces attributs revêtent une très grande importance ou qui exigent un rendement élevé sont plus difficiles à automatiser. Si certains aspects de ces professions pouvaient être automatisés, la technologie augmentant alors la productivité du travail, il resterait impossible d'éliminer toute intervention humaine.

À l'inverse, la probabilité d'automatisation est plus élevée pour les professions dans lesquelles les attributs

10 L'utilisation de ces données repose sur l'hypothèse implicite que les professions au Canada requièrent les mêmes compétences, connaissances et activités que leurs équivalents aux États-Unis.

11 Ces attributs sont les mêmes que ceux sélectionnés par Oschinski et Wyonch (2016). Pour valider la sélection des attributs non automatisables et tester en conséquence la sensibilité des estimations, divers autres ensembles d'attributs (choisis parmi d'autres études employant diverses méthodes) ont servi à estimer la probabilité d'automatisation (Autor et Dorn, 2013; Josten et Lordan, 2019; Frey et Osborne, 2013). La sélection des attributs a un impact marginal sur la classification de professions particulières, mais n'a pas d'incidence significative sur les résultats agrégés.

sélectionnés n'ont pas d'importance. Dans ce cas de figure, l'automatisation a plus de chances de remplacer la main-d'œuvre dans la plupart des tâches requises par ces professions.

Certaines professions sont manifestement très propices à l'automatisation, comme l'illustrent déjà bon nombre d'exemples : préposés de station-service, caissiers de banque ou de magasin. D'autres ont peu de chances d'être automatisées en raison des facultés humaines ou des compétences pointues qu'elles requièrent : neurochirurgiens ou détectives, par exemple.

La plupart des professions ne peuvent pas être entièrement automatisées, mais ne sont pas pour autant à l'abri de toute automatisation. Pour établir une classification des professions « automatisables », « non automatisables » et « quelque peu automatisables », j'ai repris les classifications et les résultats de quatre études portant sur l'automatisation du marché du travail : Autor et Dorn (2013), Josten et Lordan (2019), Frey et Osborne (2013), et Oschinski et Wyonch (2017). À l'exception de celle d'Autor et Dorn (2013), qui emploie une classification binaire « automatisable/non automatisable », ces études répartissent les professions en trois catégories : risque d'automatisation élevé, moyen ou faible¹². Dans l'ensemble de ces quatre études, de nombreuses professions ont obtenu une classification similaire. Ces cas forment le vecteur d'« apprentissage » de l'algorithme.

L'analyse statistique estime la probabilité qu'une profession soit automatisée en fonction des attributs sélectionnés et des classifications du vecteur d'apprentissage. La méthode employée est la régression gaussienne, un processus élémentaire d'apprentissage automatique, de classification non paramétrique et d'estimation des probabilités¹³. La régression a été mise en œuvre à l'aide du paquet statistique de « kernlab » en R (Karatzoglou, Smola et Hornik, 2019). Le résultat obtenu donne une estimation de la probabilité qu'une profession puisse être automatisée. Ce chiffre est ensuite mis en

relation, au moyen des codes professionnels américains, avec les données du marché du travail canadien¹⁴, selon la concordance de Frenette et Frank (2017, 2018).

L'AUTOMATISATION DU MARCHÉ DU TRAVAIL CANADIEN

Les résultats démontrent qu'en 2019, environ 22 p. 100 des emplois canadiens étaient hautement vulnérables à l'automatisation, contre environ 39 p. 100 d'emplois peu vulnérables¹⁵. Les professions dans les secteurs de la santé, du droit, de l'éducation et des services communautaires et gouvernementaux sont les types d'emplois les moins susceptibles d'être automatisés (tableau 2 et figure 3). Dans les secteurs de l'agriculture, des ressources naturelles, des services publics et de la fabrication, les professions sont plus vulnérables à l'automatisation.

Il convient de noter que la proportion estimée d'emplois à haut risque est inférieure à celle déterminée dans les études précédentes selon une méthodologie similaire : Lamb (2016) et Oschinski et Wyonch (2017) ont respectivement estimé cette part à 42 p. 100 et à 35 p. 100 (voir l'encadré 1 pour une discussion approfondie sur la comparaison des résultats). En outre, les estimations de la présente analyse pour l'année 2019 sont plus favorables que les projections d'Oschinski et Wyonch (2017) (figure 4).

12 Lordan et Jorden (2019) classent les professions dans les catégories « automatisables », « non automatisables » et « automatisables avec polarisation », mais emploient des définitions moins granulaires des professions.

13 Voir en annexe l'explication détaillée de la méthodologie ayant servi à la présente analyse.

14 Cf. recensement (2016) et estimations de l'emploi du Système de projection des professions au Canada (SPPC) (2019).

15 Les seuils de probabilité suivants s'appliquent à la catégorisation : [0 - 0,36] = faible vulnérabilité; [0,36 - 0,72] = vulnérabilité moyenne; [0,72 - 1] = haute vulnérabilité.

Encadré 1 : Comparaison des résultats, pourquoi les prédictions divergent-elles à ce point?

D'après les estimations du potentiel d'automatisation du marché du travail canadien, 9 p. 100 à 42 p. 100 des travailleurs risqueraient de perdre leur emploi en raison des changements technologiques (Arntz, Gregory et Zierahn, 2016; Lamb, 2016). D'après les résultats de la présente analyse, 22 p. 100 des emplois courent un risque élevé d'automatisation, soit une part inférieure de 13 p. 100 aux estimations précédentes obtenues selon une méthodologie similaire, mais avec une approche différente de la classification des professions (Oschinski et Wyonch, 2017). Malgré ces écarts importants, certains facteurs techniques et leurs répercussions sur l'analyse en résultant viennent en partie régler les différences. Les divers résultats sont plus convergents qu'il n'y paraît au premier abord.

Chaque estimation de la proportion d'emplois à risque de chômage technologique sur le marché du travail canadien a ajusté et amélioré la méthodologie employée. Lamb (2016) a appliqué les résultats de Frey et Osborne (2013) aux données canadiennes et fourni le premier calcul d'un « risque d'automatisation » pour le Canada. Oschinski et Wyonch (2017) ont employé une méthodologie semblable aux études précédentes, mais ont adopté un ensemble modifié de variables liées aux compétences et de professions classées comme « automatisables » ou « non automatisables ». En outre, Oschinski et Wyonch (2017) ont été les premiers à lier le « risque d'automatisation » à l'analyse des changements dans la composition de l'emploi au fil du temps.

La plus faible estimation (à ma connaissance) du potentiel de chômage technologique au Canada s'établit à 9 p. 100 (Arntz, Gregory et Zierahn, 2016). La méthodologie de cette étude est assez différente des autres travaux et de la présente analyse (approche fondée sur les tâches tenant compte de l'hétérogénéité des compétences du travailleur). Une étude canadienne plus récente employant une méthodologie similaire estime qu'environ 10 p. 100 de la population active canadienne est exposée à un risque élevé d'automatisation (Frenette et Frank, 2020).

Dans la présente étude, la méthode de calcul du risque d'automatisation propre à chaque profession a fait l'objet d'adaptations supplémentaires. En particulier : l'utilisation des résultats combinés de recherche donnant des classifications différentes des professions « automatisables » ou non et l'ajout d'une troisième catégorie « partiellement automatisables ». Cet ajout et l'inclusion des classifications issues de la recherche fondée sur les tâches ont donné lieu à des estimations de probabilité moins polarisées que les études précédentes employant une méthodologie similaire. De plus, la présente analyse se fonde sur une concordance améliorée entre les codes de profession (Frenette et Frank, 2017/2018).

Les différents résultats de chaque estimation successive des répercussions possibles de la technologie sur l'emploi doivent être interprétés comme une adaptation progressive de la méthodologie avec intégration de nouveaux résultats de recherche. Les études initiales donnaient des répartitions complètement différentes de la probabilité d'automatisation estimée (Frey et Osborne, 2013; Arntz et coll., 2016). Chaque étude successive a fourni des estimations tombant généralement entre les deux extrêmes (Lamb, 2016; Oschinski et Wyonch, 2017; Frenette et Frank, 2020). La présente analyse intègre les résultats obtenus par une approche axée sur les tâches (Josten et Lordan, 2019; Autor et Dorn, 2013) en plus de ceux obtenus par une approche fondée sur les professions (Frey et Osborne, 2013; Oschinski et Wyonch, 2017) et comporte une catégorie supplémentaire. Ces changements méthodologiques aboutissent également à une répartition tombant entre les extrêmes des analyses antérieures. Au fil des études, la répartition estimée du risque semble converger (figure B1.1).

Encadré 1, suite

Les différences entre les estimations du potentiel d'automatisation sur le marché du travail canadien sont donc le fruit de différences méthodologiques. Les estimations convergent peu à peu, à mesure que d'autres travaux de recherche sont menés. Les premières estimations étaient comprises entre 9 p. 100 et 42 p. 100 (Lamb, 2016; Artzn, Gregory et Zeirahn, 2016), mais les plus récentes suggèrent qu'une part inférieure (10 p. 100 à 22 p. 100) de l'emploi au Canada est hautement vulnérable à l'automatisation (Frenette et Frank, 2020; Gresch, 2020; résultats de la présente analyse). Indépendamment de la méthode d'estimation ou de la proportion estimée d'emplois à haut risque d'automatisation, de nombreux facteurs influent sur le taux d'adoption des nouvelles technologies, comme le climat concurrentiel, la compétitivité du marché du travail et les ressources disponibles en vue de nouvelles immobilisations. Le fait d'exercer une profession automatisable en théorie ne signifie pas nécessairement que ces emplois seront automatisés dans un avenir proche, en raison de la complexité d'adaptation des technologies d'automatisation à de nouvelles applications et de la réalité culturelle et économique.

Dans le même temps, la proportion d'emplois à faible risque d'automatisation (40 p. 100) est légèrement supérieure à celle des études précédentes. La proportion d'emplois à haut risque d'automatisation est nettement inférieure à celle des analyses antérieures adoptant une méthodologie similaire, mais aucune hausse significative du chômage n'a été enregistrée au Canada entre les études. La différence entre ces résultats peut être attribuée à différents facteurs. Par exemple, l'automatisation a pu progresser plus vite que prévu, dans la mesure où la proportion d'emplois à haut risque a connu un déclin accéléré par rapport aux prévisions. Dans ce cas, l'absence

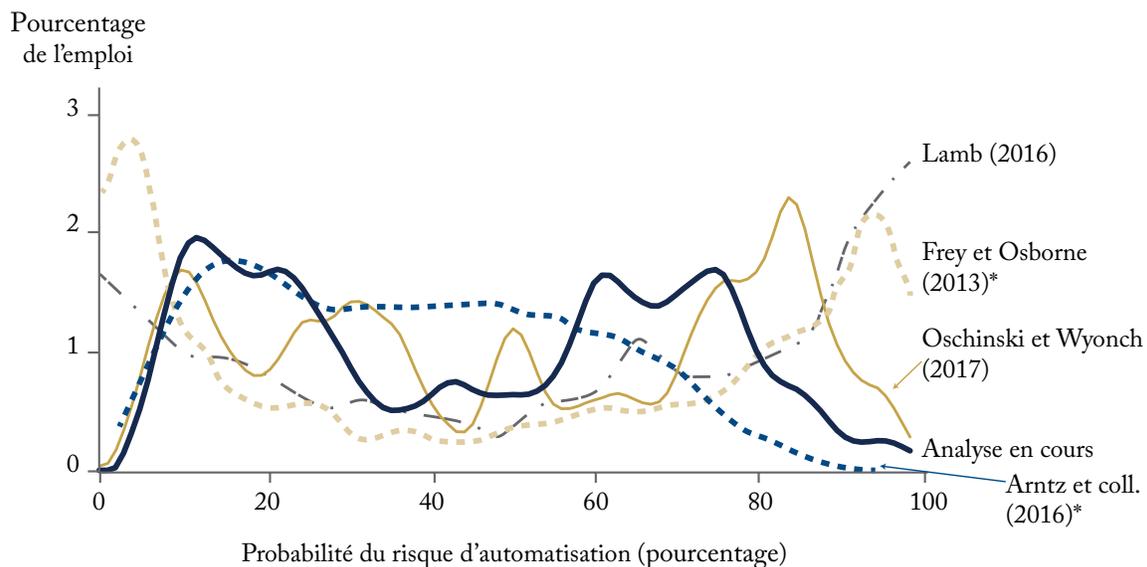
de hausse significative du chômage sur la période 2015-2019 indique que l'emploi au Canada s'est adapté progressivement au potentiel d'automatisation¹⁶.

Pour prévoir les répercussions des changements technologiques et de l'automatisation sur le marché du travail au Canada dans les années à venir, je me suis fondée sur les prévisions d'emploi du Système de projection des professions au Canada (SPPC)¹⁷. Pour modéliser les effets de l'automatisation sur la croissance de l'emploi, je suis partie d'un taux hypothétique d'adoption annuel de 2,1 p. 100, équivalant au taux de croissance moyen prévisionnel

16 Il faut également souligner que les résultats de la présente analyse associent les classifications de nombreux articles de recherche sur l'automatisation. Les estimations obtenues sont moins polarisées que celles de l'étude Oschinski et Wyonch (2017), c'est-à-dire que la proportion de professions jugées « à risque moyen » est plus importante ici. Cette différence s'est répercutée davantage sur les emplois « à haut risque » que sur ceux « à faible risque », en raison de la composition du marché du travail canadien. La probabilité estimée d'automatisation d'une profession a été calculée à l'aide de classifications prises individuellement et en combinaison. Les résultats de la classification combinée tombent entre les deux extrêmes pour toutes les professions.

17 Les projections du SPPC incluent les données actuelles de l'emploi et les futures tendances prévues des postes à pourvoir et de la demande d'emploi par profession au niveau national. Les projections les plus récentes portent sur la période 2019-2028. Les données de l'emploi ces dernières années proviennent de la trousse d'information sur le marché du travail du Forum des ministres du marché du travail (2016).

Encadré 1, suite

Figure B1.1: Comparaison des répartitions estimées du risque d'automatisation et de l'emploi

*Estimation pour le marché du travail américain.

Source : calculs de l'auteur, Oschinski et Wyonch (2017), Arntz, Gregory et Zeirahn (2016), Lamb (2016), et Frey et Osborne (2013).

du stock de capital productif dans les pays de l'OCDE (OCDE 2019)¹⁸. Ces projections illustrent l'incidence sur l'emploi des niveaux technologiques de 2020 et n'incluent pas l'évolution ou la projection des futurs niveaux technologiques. Elles se fondent uniquement sur le taux courant d'adoption des technologies actuelles. Si une avancée majeure est observée concernant les attributs rendant l'automatisation difficile ou impossible, la vulnérabilité à l'automatisation de nombreuses professions serait à revoir, ce qui modifierait également les projections en matière d'emploi.

En outre, ces projections mettent en évidence un changement dans la composition de l'emploi ces prochaines années. En 2020, environ 40 p. 100 des emplois ne sont pas propices à une automatisation complète (figure 5). D'ici à 2028, cette proportion devrait passer à 43 p. 100 du marché du travail, avec la création de quelque 490 000 nouveaux postes.

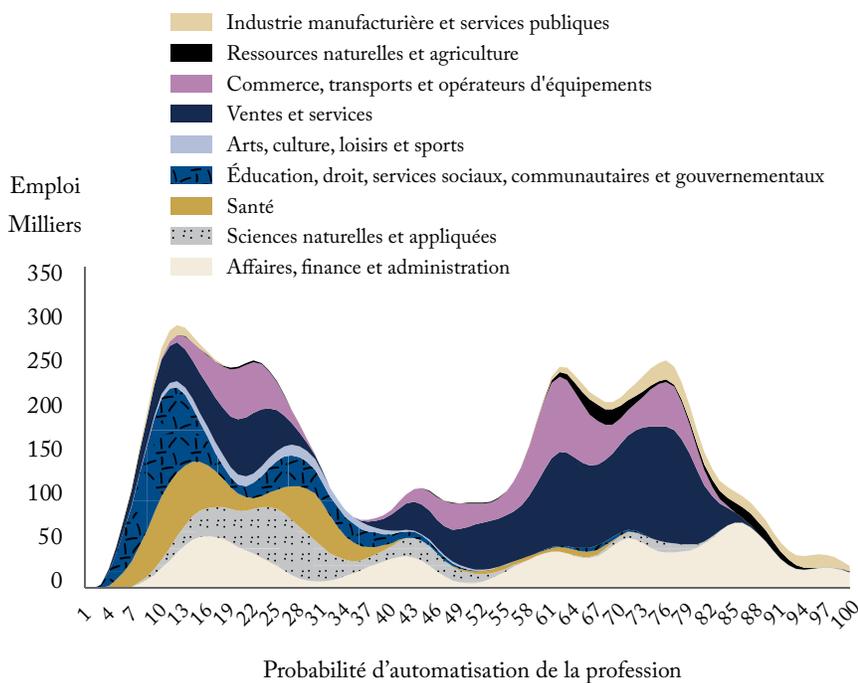
18 $emploi_{2020} = (emploi_{2019} \times croissance_{2019}) - (risque \times taux\ d'adoption \times emploi_{2019})$ calculé pour chaque profession, puis agrégé pour prévoir la composition totale de l'emploi par catégorie de risque. Pour évaluer la sensibilité des projections à l'hypothèse d'un taux d'adoption technologique de 2,1 p. 100, j'ai également fait des projections aux taux d'adoption de 1,7 p. 100 et de 4,3 p. 100, soit la croissance du stock de capital productif canadien en 2019 et le plus haut taux de croissance du stock de capital productif parmi les pays de l'OCDE. Les résultats des projections reposant sur ces différents taux d'adoption figurent en annexe (tableau A4).

Tableau 2 : Vulnérabilité des emplois à l'automatisation, par type de profession (2019)

	Moyenne du risque d'automatisation (pourcentage)	Part de l'emploi total (pourcentage)
Ressources naturelles et agriculture	74	2,9
Industrie manufacturière et services publics	70	5,1
Affaires, finance et administration	57	17,5
Ventes et services	54	27,2
Commerce, transports et opérateurs d'équipements	52	15,9
Sciences naturelles et appliquées	32	8,6
Arts, culture, loisirs et sports	26	3,1
Santé	22	7,8
Éducation, droit, services sociaux, communautaires et gouvernementaux	19	11,9

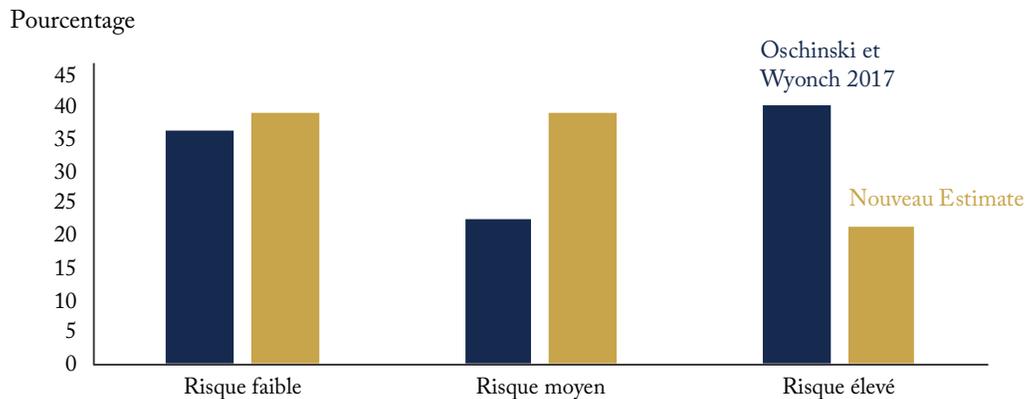
Sources : Système de projection des professions au Canada (SPPC), 2019; calculs de l'auteur.

Figure 3 : Risque d'automatisation des emplois, par type de profession (2019)



Source : calculs de l'auteur.

Figure 4 : Comparaison des estimations du risque pour l'emploi en 2019



Sources : Oschinski et Wyonch, 2017; calculs de l'auteure.

L'emploi dans des professions à risque moyen ou élevé d'automatisation devrait diminuer collectivement d'environ 580 000 postes. En fonction du taux d'adoption des nouvelles technologies, l'évolution estimée de l'emploi découlant des changements technologiques varie entre un gain net de 90 000 postes et une perte nette de 1,38 million de postes, sachant qu'un taux d'adoption annuel de 2,1 p. 100 correspond à une diminution nette de 90 000 emplois. Une limite importante de ces projections réside dans le fait qu'elles ne tiennent pas compte de la croissance de l'emploi induite par la conception de technologies novatrices ou par la création de nouvelles professions en lien avec les technologies actuelles.

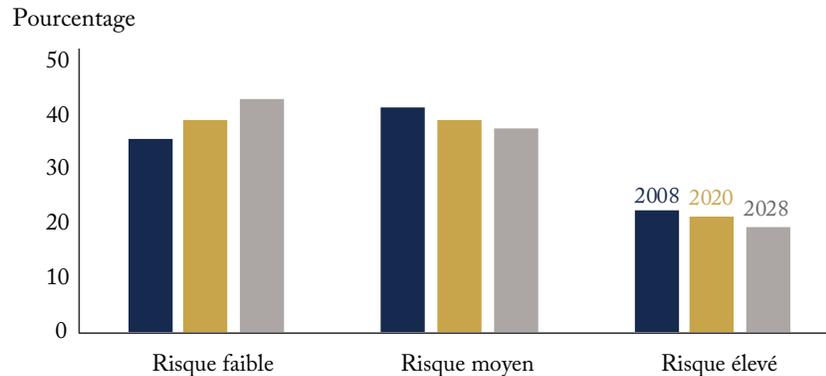
De plus, la croissance prévisionnelle étant issue du SPPC, il convient de souligner que les projections antérieures ont eu tendance à sous-estimer la création réelle d'emplois¹⁹. Ces projections illustrent uniquement le recul de l'emploi attribuable aux changements technologiques, et non la hausse de l'emploi liée à la création de nouvelles professions ou à de nouveaux progrès technologiques. Malgré tout, ces estimations suggèrent que seulement 4 p. 100 des travailleurs actuels environ risquent de perdre leur emploi du fait de l'automatisation au cours des huit prochaines années, soit un chiffre nettement inférieur aux projections antérieures selon lesquelles environ quatre travailleurs sur dix pourraient perdre leur emploi sur la même période²⁰.

De manière générale, le risque que l'automatisation engendre des perturbations du marché du travail impossibles à gérer dans un avenir proche est relativement faible. Néanmoins, chaque province ayant une économie et un marché du travail structurés différemment, certaines peuvent s'avérer plus vulnérables que les autres

19 Par exemple, les estimations de 2015 en matière d'emploi prévoyaient un emploi total de 18,72 millions en 2020, celles de 2017 s'établissaient à 18,8 millions et celles de 2019 à 19,1 millions.

20 D'après Lamb (2016), 42 p. 100 de l'ensemble des emplois canadiens étaient hautement vulnérables à l'automatisation d'ici dix an

Figure 5 : Changement dans la composition de l'emploi au fil du temps



Sources : calculs de l'auteure, trousse d'outils de surveillance du marché du travail (2016), SPPC (2019).

à l'automatisation. En 2019, les données de l'emploi par province mettaient en évidence un profil de risque similaire partout dans le pays (figure 6). L'Île-du-Prince-Édouard et la Saskatchewan comptaient une proportion légèrement supérieure d'emplois dans les professions à haut risque d'automatisation, tandis que l'Ontario affichait la part la plus importante d'emplois à faible risque²¹ (voir l'encadré 2 pour une discussion approfondie sur les résultats provinciaux).

AUTOMATISATION ET ÉGALITÉ : REVENU, ÂGE ET CARACTÉRISTIQUES INDIVIDUELLES

Outre la crainte d'un futur chômage technologique de masse, il est possible que l'automatisation ait des répercussions différentes en fonction des groupes de population. Les professions ayant le plus de chances d'être automatisées comportent généralement une majorité

de tâches bien définies et répétitives, comme c'est le cas dans l'industrie manufacturière. Historiquement, ces professions représentent une vaste part des emplois à moyen revenu occupés par des personnes sans diplôme supérieur ni formation universitaire. Au sud de la frontière, les emplois à moyen revenu ont diminué depuis les années 1990 par rapport aux emplois à revenu faible comme élevé²² (Cheremukhin, 2014) et les changements technologiques ont été identifiés parmi les facteurs à l'origine de ce déclin (Autor, Levy et Murnane, 2003; Autor et Dorn, 2013). Au Canada, cependant, la croissance des emplois à faible revenu s'est avérée moins rapide que la croissance des emplois à revenu moyen et élevé (Green et Sand, 2015). Cela signifie que le Canada n'a pas subi de polarisation des salaires à l'image des États-Unis, jusqu'à récemment tout du moins.

21 Ces différences ne sont pas significatives sur le plan statistique.

22 Après les ralentissements économiques enregistrés en 1990-1991, 2001 et 2008-2009 en particulier, les emplois à moyen revenu n'ont pas regagné le terrain perdu lors des phases d'expansion qui ont suivi, comme ce fut le cas lors des ralentissements antérieurs (Cheremukhin, 2014).

Pour déterminer si l'automatisation et les changements technologiques risquent d'accentuer la polarisation des salaires au Canada, je me suis fondée sur les données relatives aux revenus d'emploi issues du recensement de 2016 et j'ai mis le niveau médian de revenu de chaque profession en correspondance avec sa probabilité d'automatisation (figure 7). On observe peu de corrélation entre le revenu et la vulnérabilité à l'automatisation au Canada, ce qui laisse penser que les différences de salaire ne sont pas le mécanisme par lequel la technologie joue sur les inégalités.

Néanmoins, les changements technologiques pourraient avoir un impact sur les inégalités en modifiant au fil du temps la composition du marché du travail. D'après les travaux de recherche, les changements dans la composition du marché du travail expliquent davantage l'évolution des inégalités liées aux progrès technologiques que les changements de salaire. Comme l'indiquent Kaltenberg et Foster-McGregor (2020) :

Les travailleurs quittent les emplois peu rémunérateurs à risque moyen ou élevé d'automatisation pour se tourner vers des emplois plus rémunérateurs à faible risque d'automatisation, mais cette migration augmente les inégalités. Les emplois à haut risque d'automatisation présentent généralement des niveaux de salaire relativement similaires, tandis que les salaires sont beaucoup plus disparates parmi les emplois moins susceptibles d'être automatisés. Ainsi, la transition vers des emplois risquant moins d'être automatisés se traduit par un essor des inégalités.

Il est probable que les changements dans la composition de l'emploi découlant de l'évolution technologique influenceront sur l'égalité de revenu au Canada. Si l'on considère le critère d'éducation, un niveau d'instruction plus faible s'accompagne d'un risque plus élevé d'automatisation et d'un salaire inférieur. La dispersion des salaires est plus importante parmi les emplois à faible risque d'automatisation, comparativement aux emplois à haut risque (tableau 3). En outre, la dispersion des salaires toutes catégories de risque confondues augmente avec le niveau d'instruction. Ensemble, ces résultats suggèrent que les changements technologiques contribuent aux inégalités de revenu principalement par le biais de changements dans la composition du marché du travail, et non de changements de salaire.

Les changements technologiques peuvent influencer sur les inégalités à d'autres égards que les salaires (Kaltenberg et Foster-McGregor, 2020). Si la technologie en elle-même ne fait pas de discrimination fondée sur l'âge, les jeunes travailleurs sont plus incités à s'adapter que leurs aînés, ces derniers pouvant choisir de prendre leur retraite au lieu d'investir dans l'acquisition de nouvelles compétences et la formation. S'ils sont jeunes ou plus âgés, les travailleurs n'occupent pas non plus les mêmes emplois, d'où un profil de risque d'automatisation différent entre les tranches d'âge (figure 8). Seulement quelque 14 p. 100 des travailleurs âgés de 15 à 24 ans exercent des professions à faible risque d'automatisation, contre environ 43 p. 100 des travailleurs âgés de 55 à 64 ans. À l'inverse, seulement quelque 16 p. 100 des travailleurs de la tranche 55-64 ans exercent des professions à haut risque d'automatisation, alors que près de la moitié (46 p. 100) des jeunes travailleurs sont hautement vulnérables à l'automatisation.

D'instinct, ce résultat paraît logique : les travailleurs âgés ayant beaucoup plus d'expérience que les jeunes actifs, ils ont plus de chances d'avoir gravi les échelons jusqu'à occuper des postes nécessitant des compétences supérieures et la prise de décisions nuancées en lien avec la gestion des ressources et du personnel. Par conséquent, leurs professions sont moins susceptibles d'être sujettes à l'automatisation. Les travailleurs âgés de 15 à 24 ans ont davantage de chances d'être employés à temps partiel et suivent probablement encore des études pour acquérir de nouvelles connaissances et compétences. À l'exception des professions du secteur des arts, de la culture, des loisirs et du sport, les jeunes travailleurs exercent des professions plus propices à l'automatisation (tableau 4). Les travailleurs dans la tranche 55-64 ans sont moins exposés au risque d'automatisation s'ils exercent des professions dans les affaires, les finances, l'administration, les ventes et les services à la clientèle.

Encadré 2 : Comparaison des écarts d'automatisation entre les provinces

La comparaison des résultats provinciaux calculés dans la présente étude avec ceux tirés de l'analyse similaire, mais plus complète, de Wyonch (2018) montre une diminution de la moyenne du risque d'automatisation (voir l'encadré 1 pour en savoir plus sur les différences techniques et leurs répercussions sur les résultats d'une étude à l'autre). Les changements similaires du risque d'accentuation du chômage induit par l'adoption technologique donnent lieu à des différences relatives seulement marginales des profils de risque des marchés du travail provinciaux entre les deux études. L'étude Wyonch (2018) a également conclu que l'Île-du-Prince-Édouard et la Saskatchewan sont les provinces les plus susceptibles de subir une perturbation du marché du travail attribuable aux changements technologiques.

La comparaison des résultats des deux analyses permet notamment d'observer que les provinces présentant la moyenne du risque la plus élevée et la plus importante proportion d'emplois dans les professions « à haut risque » en 2016 affichent une baisse de la moyenne du risque légèrement supérieure (figure B2.1), mais pas de la proportion d'emplois à haut risque (figure B2.2), dans l'analyse en cours. Sans analyse plus approfondie, il s'avère difficile de déterminer l'origine de ces différences et la meilleure façon de les interpréter. Il est probable que l'emploi dans des professions « à haut risque » au sein des provinces les plus exposées au risque de perturbation du marché du travail se concentre davantage dans les professions ayant une probabilité d'automatisation supérieure parmi la catégorie « à haut risque », comparativement aux autres provinces.

La présente analyse doit être interprétée comme une évaluation comparative des risques. Par rapport aux résultats de l'analyse précédente, le risque relatif entre les provinces reste en grande partie inchangé. Ce résultat suggère que l'adoption technologique a donné lieu à des changements similaires des marchés du travail provinciaux en ce qui concerne le risque de perturbation. L'automatisation aura probablement des effets différents d'une province à l'autre, même si le marché du travail compte des proportions similaires d'emplois potentiellement automatisables. Comme mentionné précédemment, le vieillissement de la population est un facteur d'adoption des technologies d'automatisation (Acemoglu et Restrepo, 2019). L'immigration peut avoir des effets ambigus sur l'adoption des technologies d'automatisation. L'immigration de travailleurs hautement qualifiés peut contribuer à l'adoption des technologies d'automatisation, mais aussi au recul des inégalités de salaire (Jaimovich et Siu, 2017). L'immigration de travailleurs peu qualifiés, à l'inverse, contribue à ralentir l'adoption des technologies d'automatisation (Lewis, 2011). La démographie, les politiques d'emploi, la réglementation sectorielle, les dynamiques de marché et les obstacles techniques ont une incidence sur les progrès de l'adoption technologique.

Encadré 2, suite

Figure B2.1 : Comparaison des estimations, moyenne du risque d'automatisation, par province

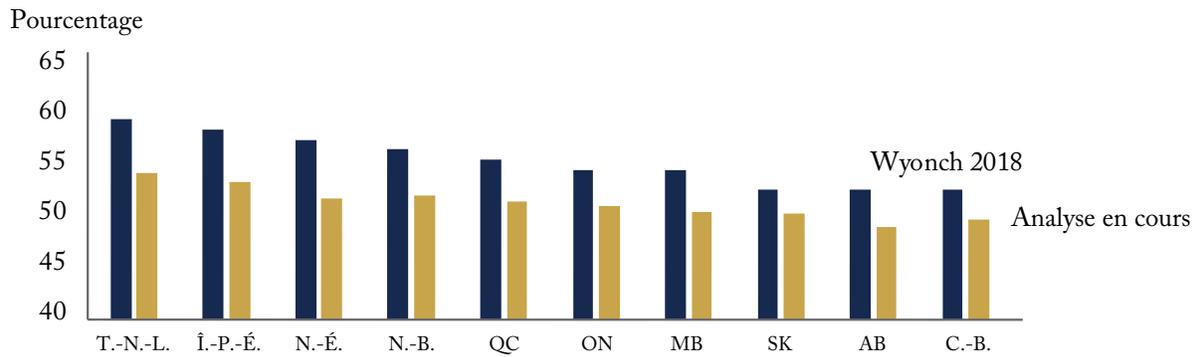
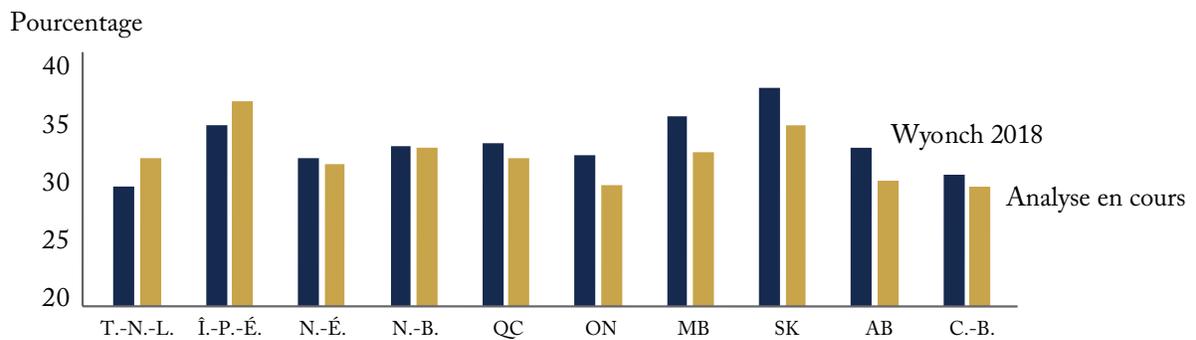
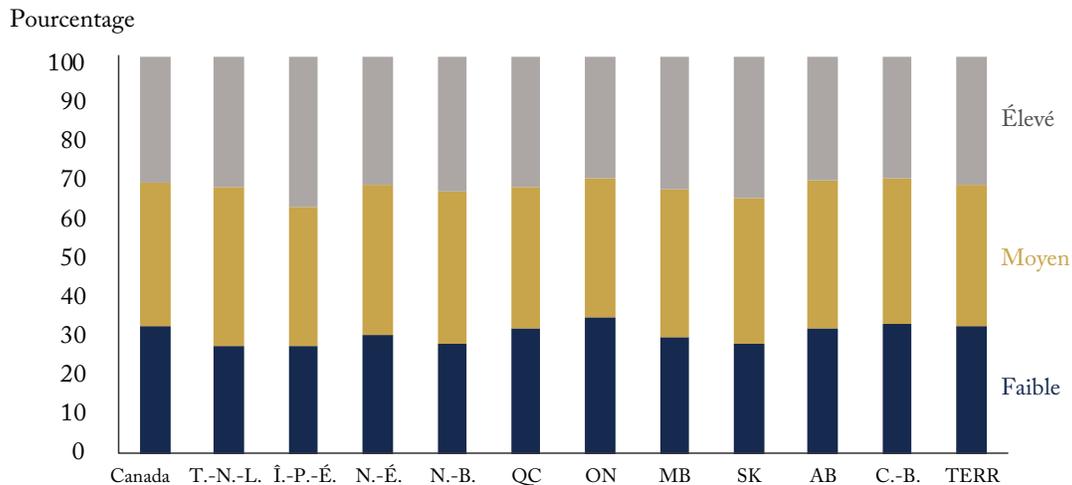


Figure B2.2 : Comparaison des estimations, part des emplois à haut risque d'automatisation, par province



Source : calculs de l'auteur.

Figure 6 : Risque d'automatisation des emplois, par province



Sources : calculs de l'auteure, SPPC (2019).

Pour étudier en profondeur la relation entre automatisation et équité sur le marché du travail, j'ai calculé la proportion des emplois dans chaque catégorie de risque en fonction de différentes caractéristiques individuelles : genre, race et statut d'immigration (figure 9)²³.

Les résultats mettent en évidence un certain écart dans les proportions d'emplois à risque d'automatisation faible, moyen et élevé, mais dressent dans l'ensemble un tableau similaire entre les groupes. La proportion des emplois à faible risque d'automatisation est inférieure à la moyenne canadienne chez les personnes noires et autochtones²⁴.

Les travailleurs autochtones, en particulier, font face à une probabilité moyenne supérieure d'automatisation, à l'exception de ceux exerçant une profession dans l'extraction des ressources naturelles,

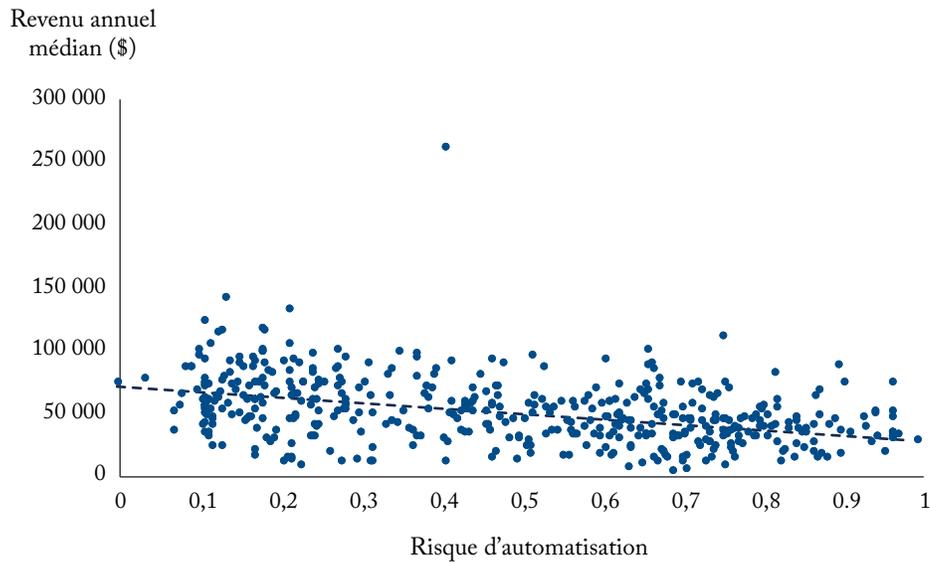
l'agriculture, les métiers ou le transport (tableau 5).

Les travailleurs appartenant à une minorité visible qui exercent dans l'éducation, les services communautaires, gouvernementaux et juridiques, les métiers et le transport sont plus vulnérables à l'automatisation que la moyenne observée pour ces professions. Les résultats d'une analyse au niveau des professions, selon une méthode sous-jacente différente pour le calcul de la probabilité d'automatisation, montrent que les travailleurs issus d'une minorité visible, les Autochtones, les femmes et les jeunes sont surreprésentés dans les professions à haut risque d'automatisation (Gresch, 2020). La surreprésentation de ces groupes dans de telles professions s'avère probablement l'un des principaux facteurs expliquant les différents profils de risque entre les groupes à l'échelle agrégée illustrée ici.

23 Les sources de données et la terminologie employée tout au long de cette discussion reposent sur des catégorisations qui ne font pas de distinction entre le sexe biologique et l'identité sexuelle, les minorités visibles et les personnes racialisées. En outre, une seule catégorie rassemble tous les peuples autochtones et ne reflète pas l'hétérogénéité au sein de groupes différents. L'auteure souhaite souligner ces distinctions et précise que la terminologie utilisée dans cette analyse reflète les définitions de données de Statistique Canada.

24 Le terme autochtone correspond ici à la définition statistique incluant les peuples des Premières Nations, les Métis et les Inuits. Ce sont les trois groupes désignés comme les « peuples autochtones du Canada » dans la Loi constitutionnelle de 1982, paragraphe 35(2).

Figure 7 : Risque d'automatisation et revenu



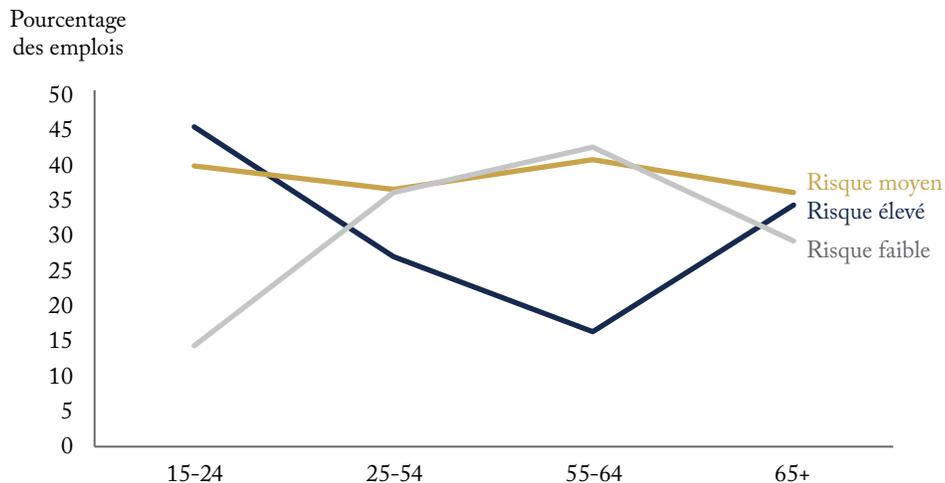
Sources : calculs de l'auteure, SPPC (2019).

Tableau 3 : Risque d'automatisation, par niveau d'instruction et revenu

	Total	Éducation primaire	Éducation secondaire	Apprentissage/ Métier	Collège	Université, niveau inférieur au baccalauréat	Baccalauréat et diplôme de fin d'études
Pourcentage des emplois par catégorie de risque d'automatisation							
Risque faible	36	13	21	20	36	43	64
Risque moyen	41	46	46	57	43	38	27
Risque élevé	23	41	33	23	21	19	10
Moyenne du risque	50	65	60	56	50	46	46
Revenu annuel médian (\$)							
Risque faible	71 000	52 000	59 000	59 000	65 000	68 000	75 000
Risque moyen	56 000	44 000	50 000	54 000	56 000	55 000	58 000
Risque élevé	47 000	41 000	47 000	48 000	49 000	50 000	49 000

Sources : recensement (2016), calculs de l'auteure.

Figure 8 : Risque d'automatisation par âge



Sources : recensement (2016), calculs de l'auteur.

Le profil de risque relatif à l'emploi des immigrants est très semblable à la moyenne canadienne, même si leur profil d'emploi donne un léger avantage aux professions dans les sciences naturelles et appliquées, et un léger désavantage aux professions dans les secteurs de l'éducation, du droit et des services communautaires et gouvernementaux.

Si la moyenne du risque d'automatisation est similaire chez les hommes et chez les femmes²⁵, l'emploi féminin est davantage polarisé : la proportion de femmes exerçant des professions à haut risque comme à faible risque est plus importante par rapport aux hommes. Les femmes travaillant dans les affaires, la finance, l'administration, la fabrication et les services publics sont, en moyenne, plus vulnérables à l'automatisation. En parallèle, les hommes exerçant dans les affaires, la finance et l'administration

ont 8 p. 100 moins de chances d'être victimes de l'automatisation que la moyenne observée pour ces professions.

DISCUSSION ET INCIDENCES POLITIQUES

Environ un actif sur cinq au Canada (22 p. 100) occupe un emploi susceptible, en théorie, d'être automatisé. D'après les projections à 2028, la perte de seulement 90 000 emplois sera à déplorer dans ces professions. Dans le même temps, les postes quelque peu vulnérables à l'automatisation (risque moyen) représentent environ 40 p. 100 de l'emploi actuel. Cette proportion devrait diminuer légèrement d'ici à 2028, pour s'établir autour de 37 p. 100. Ces projections sont

25 La terminologie sexospécifique est interchangeable ici avec le sexe biologique. Si cet emploi peut sembler exclure les personnes transsexuelles et non binaires, l'auteur ne peut déterminer avec certitude la proportion de personnes ayant répondu à l'enquête qui ont choisi d'indiquer leur sexe biologique ou leur identité sexuelle. Dans le cadre de cette discussion, le terme « hommes » désigne tous les répondants s'étant déclarés de sexe « masculin ».

Tableau 4 : Risque d'automatisation, par âge et type de profession

	Moyenne du risque (%)	Écart par rapport à la moyenne, par âge				Emploi total (2019) (%)
		15 à 24	25 à 54 ans	55 à 64 ans	65 ans et plus	
Éducation, droit, services sociaux, communautaires et gouvernementaux	18,8	5,2	-0,3	-0,5	-1,1	11,9
Santé	24,0	5,8	-0,2	0,1	-3,2	7,8
Arts, culture, loisirs et sports	29,2	-2,6	-0,3	-0,8	5,5	3,1
Sciences naturelles et appliquées	31,2	5,2	-0,7	-0,6	0,8	8,6
Commerce, transports et opérateurs d'équipements	58,4	3,7	-0,8	4,9	1,5	15,9
Ventes et services	59,2	7,1	-3,4	-4,2	-0,3	27,2
Affaires, finance et administration	61,1	7,9	-2,1	-9,3	3,8	17,5
Industrie manufacturière et services publics	67,0	8,8	-1,4	1,0	-1,7	5,1
Ressources naturelles et agriculture	77,5	-1,3	-2,6	4,4	8,5	2,9

Remarque : le texte en gras indique une différence statistiquement significative par rapport à la moyenne (intervalle de confiance à 95 p. 100).
Sources : recensement (2016), SPPC (2019), calculs de l'auteur.

dans la fourchette des estimations calculées par le passé et indiquent que le rythme des changements technologiques a peu de chances d'occasionner un chômage technologique de masse dans un avenir proche. De plus, elles indiquent que le marché du travail s'adapte au fur et à mesure aux changements technologiques, et continuera probablement à suivre ce cap.

La crise sanitaire de la COVID-19, cependant, a récemment engendré d'importantes perturbations de l'économie et du marché du travail, en raison des restrictions nécessaires pour lutter contre la pandémie. Ce choc affectera probablement les dynamiques d'adoption technologique et les répercussions connexes sur le marché du travail, au moins à court terme (voir l'encadré 3).

L'analyse de vulnérabilité à l'automatisation en fonction des caractéristiques individuelles indique que la part des personnes noires et autochtones exerçant des professions à haut risque d'automatisation au Canada est plus élevée que la moyenne nationale. D'autres travaux de recherche ont constaté que les personnes autochtones et appartenant à une minorité visible²⁶ perçoivent des salaires inférieurs à ceux des hommes blancs canadiens (Schirle et Sogaolu, 2020). Les Autochtones sont déjà défavorisés au regard des compétences et du rendement scolaire, comparativement à la population canadienne non autochtone (Mahboubi, 2019).

26 La classification des minorités visibles n'inclut pas les Autochtones ni les personnes n'appartenant pas à un groupe de minorité visible. Les groupes de minorité visible sont la communauté sud-asiatique, les Chinois, les Noirs, les Philippins, la communauté sud-américaine, les Arabes, les personnes originaires du sud-est de l'Asie et de l'ouest de l'Asie, les Coréens, les Japonais, les minorités visibles multiples et les minorités visibles non incluses par ailleurs (par exemple, les Tibétains, les Guyaniens, les Polynésiens, etc.).

Encadré 3 : COVID-19 et automatisation

La pandémie de COVID-19 a nécessité des restrictions sans précédent de l'activité économique et augmenté les risques et les coûts inhérents aux interactions physiques. Les répercussions à long terme de cette pandémie sur les conditions du marché du travail et l'adoption technologique restent inconnues à ce jour, mais la distanciation physique nécessaire a déjà bousculé les pratiques professionnelles.

La COVID-19 et les restrictions économiques connexes ont eu un impact disproportionné sur les populations les plus vulnérables : les personnes occupant un emploi informel ou précaire, les travailleurs essentiels touchant un salaire horaire et les aînés vivant en milieu institutionnel plus particulièrement. La capacité à travailler à distance et à conserver son revenu d'emploi en période d'isolement s'avère principalement un privilège des professionnels percevant un revenu élevé. Il est probable que la pandémie et le choc qu'elle produit contribueront tous deux à accentuer les inégalités de revenu. De plus, beaucoup d'entreprises sont en train d'adopter un modèle d'exploitation davantage tourné vers le numérique : expansion de l'e-commerce, installation de technologies d'automatisation pour minimiser la nécessité des contacts physiques entre le personnel, par exemple. Résultat : certaines des pertes d'emploi engendrées par la pandémie seront probablement définitives. Face à la menace persistante de la COVID-19 et suite aux investissements consentis pour automatiser ou numériser les activités, il est probable que certaines entreprises ne reviendront pas à leurs pratiques antérieures à l'issue de cette crise.

La pandémie va également modifier la démographie. De fait, les taux d'infection et de mortalité se sont avérés bien supérieurs chez les aînés. Les mesures d'urgence mises en œuvre pour endiguer la propagation de l'infection ont fortement perturbé la circulation de la main-d'œuvre et des marchandises vers et depuis l'étranger. Ces facteurs sont susceptibles d'influer, à la hausse ou à la baisse, sur le taux d'adoption technologique et les inégalités de revenu, vu les effets corrélés de la démographie et de l'immigration sur l'adoption technologique et l'automatisation.

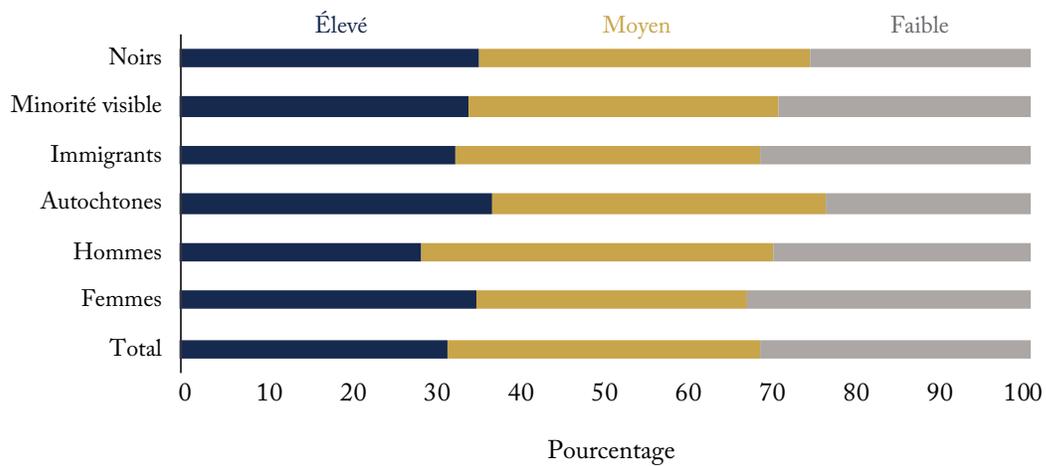
Les perturbations économiques causées par la pandémie, associées à la nécessité à court terme d'adapter les activités aux mesures d'urgence, laissent penser que les entreprises ont beaucoup investi dans les technologies d'automatisation et continueront probablement de le faire à court terme. À l'issue de la période de crise initiale, le rythme de l'automatisation devrait toutefois ralentir en raison d'une combinaison de facteurs : l'excès de main-d'œuvre disponible et la limitation des ressources permettant de réaliser d'autres immobilisations.

Cette vulnérabilité relativement supérieure est probablement liée aux moins bons résultats moyens en matière d'emploi observés chez les personnes noires et autochtones par rapport à la moyenne canadienne.

Les hommes, les femmes et les immigrants sont toutefois exposés à un risque moyen similaire d'automatisation. De manière générale, les différences ne sont pas suffisamment importantes pour justifier l'instauration de politiques ciblées visant à prévenir spécifiquement le chômage technologique de groupes donnés. En revanche, il est possible d'influer indirectement sur les effets d'inégalité découlant de l'automatisation en axant plus généralement les politiques

d'éducation et d'emploi sur la lutte contre les inégalités. Le risque d'automatisation plus élevé auquel sont exposés la population noire et les peuples autochtones au Canada est plus probablement lié aux écarts généraux sur le marché du travail qu'aux technologies d'automatisation en particulier. Les résultats suggèrent toutefois que les changements technologiques sont susceptibles d'affecter l'emploi des Autochtones et des personnes noires, en particulier dans les secteurs des ventes, des services à la clientèle, du droit, de l'éducation et des services sociaux, communautaires et gouvernementaux.

Figure 9 : Risque d'automatisation, en fonction des caractéristiques individuelles



Sources : recensement (2016), calculs de l'auteur.

Tableau 5 : Risque d'automatisation et caractéristiques individuelles, par type de profession

	Total (%)	Femmes	Hommes	Autochtones	Immigrants	Minorité visible	Noirs	Emploi (%)
Éducation, droit, services sociaux, communautaires et gouvernementaux	18,8	-0,5	0,9	1,8	1,3	2,6	2,8	11,9
Santé	24,0	0,2	-0,6	1,4	0,7	1,0	-0,3	7,8
Arts, culture, loisirs et sports	29,2	-0,1	0,1	1,9	1,2	-0,5	-0,8	3,1
Sciences naturelles et appliquées	31,2	-0,7	0,2	5,6	-2,6	-2,6	0,0	8,6
Commerce, transports et opérateurs d'équipements	58,4	-2,3	0,2	1,4	1,7	3,5	4,8	15,9
Ventes et services	59,2	2,1	-2,6	3,9	-0,1	1,1	4,2	27,2
Affaires, finance et administration	61,1	3,7	-8,2	5,1	-0,7	-0,7	0,4	17,5
Industrie manufacturière et services publiques	67,0	3,7	-1,5	3,3	2,4	4,2	5,7	5,1
Ressources naturelles et agriculture	77,5	4,6	-1,2	-4,9	0,5	-1,3	-4,9	2,9

Remarque : le texte en gras indique une différence statistiquement significative par rapport à la moyenne (intervalle de confiance à 95 p. 100).
Sources : recensement (2016), SPPC (2019), calculs de l'auteur.

D'après des travaux de recherche antérieurs, la technologie pourrait être un élément moteur des inégalités de salaire croissantes. Toutefois, le risque d'automatisation n'est pas corrélé aux salaires médians au Canada. Malgré tout, certaines données probantes montrent que les changements technologiques risquent d'accentuer les inégalités en modifiant la composition du marché du travail. Ces résultats suggèrent que l'éducation est un facteur crucial pour éliminer le risque relatif de chômage attribuable à l'automatisation chez les groupes de population les plus vulnérables.

Dans l'ensemble, ces conclusions indiquent que le marché du travail au Canada s'adapte au fur et à mesure aux changements technologiques et devrait poursuivre sur cette lancée à l'avenir. Cela fait quelques années que l'on nous prédit un chômage technologique de masse au cours de la prochaine décennie. La présente analyse ne met en évidence aucune incidence négative de l'accélération des changements technologiques sur le marché du travail. En outre, la probabilité d'un chômage technologique de masse à brève échéance reste faible.

Par conséquent, la présente analyse suggère au gouvernement de modérer les répercussions négatives des changements technologiques sur les personnes concernées à court terme. Les politiques existantes de formation professionnelle et de soutien du revenu en faveur des personnes au chômage et à faible revenu font barrage aux préjudices économiques (qu'ils soient ou non induits par la technologie). Cependant, au vu de la croissance des emplois atypiques, les politiques traditionnelles de soutien à l'emploi risquent de ne pas couvrir l'ensemble des travailleurs touchés par l'automatisation. La Prestation canadienne d'urgence (PCU), un programme d'urgence en matière de soutien du revenu à l'attention des personnes touchées par la pandémie de COVID-19, a été créée en partie pour combler les lacunes de couverture de l'assurance-emploi. Suite à la crise actuelle, le gouvernement devrait analyser les effets de la PCU et tirer les conclusions de cette expérience grandeur nature, malheureusement nécessaire, pour moderniser l'assurance-emploi et combler les lacunes en matière de soutien du revenu et de soutien à l'emploi.

ANNEXE :

MÉTHODE D'ANALYSE : RÉGRESSION GAUSSIENNE ET BAYÉSIENNE

Le présent *Commentaire* a pour but d'estimer la probabilité d'automatisation d'une profession donnée, en fonction des compétences qu'elle recouvre. La base de données O*Net dont je me suis servie contient des renseignements détaillés sur 954 professions, y compris le niveau de chaque compétence prescrite et l'importance de cette dernière dans l'exercice des fonctions, ainsi que le niveau de diverses activités requises.

Le modèle repose sur la base conceptuelle suivante : les êtres humains restent plus compétents que les robots en ce qui concerne certaines compétences ou tâches. Les emplois nécessitant une importante maîtrise de ces compétences ne peuvent pas être entièrement automatisés, car l'être humain s'avère toujours plus performant qu'un robot pour exécuter les tâches connexes. À l'inverse, les emplois ne nécessitant pas ces compétences (ou à un niveau minime) ont davantage de chances d'être automatisables.

Les variables liées aux compétences décrites dans le tableau 1 détaillent un ensemble de variables explicatives, ou *vecteur d'attributs*, pour chaque profession. La variable dépendante (possibilité ou non d'automatiser un emploi) est incomplète et, en grande partie, inconnue. Je sais uniquement quels emplois sont entièrement automatisables et, avec une certitude relative, quels emplois sont actuellement impossibles à automatiser. Le degré d'automatisation possible des emplois partiellement automatisables est inconnu.

Pour gérer cette difficulté, j'ai employé un processus de régression gaussienne et bayésienne, qui s'avère une méthode puissante de classification à noyaux. Elle exploite des « données d'apprentissage » (les renseignements confirmés) pour déterminer par voie de probabilité les valeurs restantes inconnues. De plus, cette méthode ne restreint pas la relation entre les compétences et le potentiel d'automatisation aux relations constantes (l'impact d'une compétence donnée sur les chances

d'automatisation n'est pas constant à tous les niveaux d'automatisation).

Cette méthode d'analyse comporte plusieurs limites importantes. Les résultats doivent être interprétés comme la probabilité qu'une profession puisse être automatisée en théorie, ou comme le pourcentage approximatif de possibilité d'automatisation d'une profession donnée. Cela ne tient pas compte de l'accroissement de la demande résultant des améliorations de la productivité ni de la création de nouvelles professions en réponse aux changements technologiques. Malgré ces limites, les analyses de l'automatisation du marché du travail canadien ont employé diverses variantes de ce type de régression, ce qui permet de comparer l'analyse en cours aux résultats précédents.

Un processus gaussien est défini comme un jeu de variables aléatoires, à savoir tout nombre fini de variables aléatoires ayant une répartition gaussienne commune (Rasmussen et Williams, 2006)²⁷. Les processus gaussiens sont largement utilisés dans de nombreuses variantes d'estimation non paramétrique (Seeger, 2002). En outre, cette méthode a été appliquée pour estimer la vulnérabilité à l'automatisation des professions dans des études antérieures (Frey et Osborne, 2013; Oschinski et Wyonch, 2017).

Il est nécessaire de définir certaines professions comme entièrement automatisables ($y_i = 1$), non automatisables ($y_i = 0$) ou partiellement automatisables ($y_i = 0,5$) pour « former » le modèle. Pour élaborer une classification, j'utilise les résultats de classification en sortie des précédentes études sur l'automatisation des professions : Autor et Dorn (2013), Josten et Lordan (2019), Frey et Osborne (2013), et Oschinski et Wyonch (2017). À l'exception de celle d'Autor et Dorn (2013), qui emploie une classification binaire, ces études répartissent les professions en trois catégories. En sortie, de nombreuses professions ont obtenu une classification similaire, équivalente à celle des travaux de recherche antérieurs. Les professions jugées « à risque moyen » dans les études employant une classification ternaire ont obtenu une classification similaire dans l'ensemble d'apprentissage, en ignorant dans ce cas la classification binaire d'Autor

27 Pour en savoir plus sur l'aspect théorique et les applications des fonctions gaussiennes dans les domaines de l'apprentissage automatique et de l'analyse statistique, voir Rasmussen et Williams (2006).

et Dorn (2013). Lorsque les études précédentes ne donnaient pas de classification consensuelle, aucune catégorie n'était indiquée dans les données d'apprentissage. Cela permet de combiner efficacement les renseignements sur l'automatisation des professions qui se sont avérés cohérents avec les différentes méthodes d'analyse.

L'ensemble de données d'apprentissage est défini par $\mathcal{D} = (X, \mathbf{y})$, où X est la matrice des vecteurs d'attributs et \mathbf{y} donne le libellé associé à la catégorie. Chaque élément $x_{i,j}$ de X représente le niveau de chaque compétence (j) requise, pondéré par l'importance de ladite compétence dans la profession désignée (i). Je pars du principe que $\mathcal{D} = (X, \mathbf{y})$, $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^9$, $y_i \in \{0, 1\}$ est un échantillon indépendant bruité, réparti à l'identique, de la fonction latente $f: \mathbf{x} \rightarrow R$ où $\mathbf{w} = P(\mathbf{y} | f)$ indique la répartition du bruit.

À la lumière des données d'observation, $\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, nous souhaitons formuler des prédictions (\mathbf{y}^*) pour les nouveaux attributs d'entrée X^* qui ne figurent pas dans l'ensemble d'apprentissage \mathcal{D} . Pour estimer \mathbf{y}^* , j'emploie un processus gaussien a priori de moyenne nulle ($\mathbf{w} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma)$) et une méthode bayésienne générative. Cette fonction donne une pondération a priori de la probabilité pour chaque fonction possible décrivant la relation spécifiée par \mathcal{D} , où les plus hautes probabilités sont attribuées aux fonctions que je considère les plus vraisemblables. La probabilité d'une fonction est déterminée par sa proximité relative avec les points de données d'apprentissage et par la spécification a priori qui fixe les propriétés des fonctions prises en compte pour inférence.

Le modèle est ensuite calculé comme suit :

- (1) Introduire $\phi(\mathbf{x})$ qui cartographie le vecteur d'entrée \mathbf{x} dans un espace d'attributs à n dimensions. Ensuite, $\Phi(X)$ devient l'agrégation des colonnes $\phi(\mathbf{x})$. Le modèle est défini par :

$$f(\mathbf{x}) = \phi(\mathbf{x})^T \mathbf{w}$$

- (2) Créer les conditions de répartition a priori d'après les données \mathcal{D} , pour obtenir une répartition a posteriori :

$$\text{posterior} = \frac{\text{likelihood} \times \text{prior}}{\text{marginal likelihood}}, \quad p(\mathbf{w} | \mathbf{y}, \Phi(X)) = \frac{p(\mathbf{y} | \Phi(X), \mathbf{w}) p(\mathbf{w})}{p(\mathbf{y} | \Phi(X))}$$

$$p(\mathbf{w} | \mathbf{y}, \Phi(X)) \sim \mathcal{N}\left(\bar{\mathbf{w}} = \frac{1}{\sigma_n^2} A^{-1} \Phi(X) \mathbf{y}, A^{-1}\right)$$

posterior	répartition a posteriori
likelihood x prior	probabilité x répartition a priori
marginal likelihood	probabilité marginale

où $A = \sigma_n^{-2} \Phi(X) \Phi(X)^T + \Sigma^{-1}$

- (3) La répartition marginale a posteriori est la répartition prédictive.

$$f_* | \mathbf{x}_*, \mathcal{D} = \int p(f_* | \phi_*, \mathbf{w}) p(\mathbf{w} | \Phi, \mathbf{y}) d\mathbf{w} \sim \mathcal{N}\left(\frac{1}{\sigma_n^2} \phi_*^T A^{-1} \Phi \mathbf{y}, \phi_*^T A^{-1} \phi_*\right)$$

où $\Phi = \Phi(X)$ et $\phi_* = \phi(\mathbf{x}_*)$

Autre formule possible :

$$\text{où } K = \Phi^T \Sigma \Phi$$

$$f_* | \mathbf{x}_*, \mathbf{D} \sim N(\phi_*^T \Sigma \Phi (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \mathbf{y}, \phi_*^T \Sigma \phi_* - \phi_*^T \Sigma \Phi (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \Phi^T \Sigma \phi_*) \quad (5)$$

À noter : dans l'équation (5), l'espace des attributs prend toujours une forme imposant des entrées dans les matrices de type $\phi(\mathbf{x})^T \Sigma \phi(\mathbf{x}')$, où \mathbf{x} et \mathbf{x}' figurent soit dans l'ensemble d'apprentissage, soit dans l'ensemble d'essai.

Disons que $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \phi(\mathbf{x})^T \Sigma \phi(\mathbf{x}')$ est le noyau ou la fonction de covariance. La spécification d'une fonction de covariance implique une répartition dans différentes fonctions. Un processus gaussien est entièrement défini par sa fonction moyenne et sa fonction de covariance.

$$f(\mathbf{x}) \sim GP(m(\mathbf{x}), k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \quad (6)$$

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}) + \varepsilon \quad (7)$$

Pour notre modèle $f(\mathbf{x}) = \phi(\mathbf{x})^T \mathbf{w}$ avec répartition a priori $\mathbf{w} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$, j'ai une moyenne et une covariance

$$E[f(\mathbf{x})] = 0 \quad (8)$$

$$E[f(\mathbf{x})f(\mathbf{x}')] = (\mathbf{x})^T \Sigma \phi(\mathbf{x}') = k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \quad (9)$$

À noter : la covariance entre les données de sortie est fonction des données d'entrée. Je définis le noyau comme la fonction de covariance exponentielle au carré :

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp\left(-\frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2\right)$$

Partant d'un bruit gaussien additif réparti à l'identique par rapport à la variance, la répartition a priori des observations du bruit devient : (10)

$$\text{cov}(\mathbf{y}) = K(X, X) + \sigma_n^2 I. \quad (11)$$

Le paramètre σ_n^2 libre est appelé « hyperparamètre » afin de souligner qu'il s'agit d'un paramètre d'un modèle non paramétrique. Les paramètres (facteurs de pondération) du modèle paramétrique sous-jacent ont été intégrés à l'extérieur.

Pour calculer ce modèle, j'emploie le paquet de « kernlab » en R (Karatzoglou, Smola et Hornik, 2019). J'utilise plus spécifiquement la fonction « gausspr », une covariance quadratique exponentielle (noyau de fonction à base radiale = « rbfdot ») et une sélection d'hyperparamètres optimisée. La précision du modèle est estimée par une erreur de validation croisée décuplée, qui fournit une estimation d'erreur de 0,09 sur les prédictions de probabilité.

Sélection des attributs et analyse de la sensibilité

Les attributs sélectionnés comme obstacles à l'automatisation dans l'analyse principale sont précisés dans le tableau 1. Il existe, cependant, des facteurs supplémentaires susceptibles d'influer sur la probabilité d'automatisation d'une profession (tableau A1). De la même façon, les résultats seront affectés par la classification des professions donnée dans l'ensemble d'apprentissage.

Tableau A1 : Attributs faisant obstacle à l'automatisation

Perception sociale	Capacité à avoir conscience des réactions des autres et à comprendre pourquoi ils réagissent ainsi.
Originalité	Capacité à trouver des idées inhabituelles ou astucieuses concernant une situation ou un sujet donné, ou à développer des façons créatives de résoudre un problème.
Aide et assistance à d'autres personnes	Capacité à fournir une aide personnelle, des soins médicaux, un soutien émotionnel ou d'autres soins personnels à d'autres personnes, comme des collègues, des clients ou des patients.
Philosophie	Connaissance de différents systèmes philosophiques et de différentes religions, y compris leurs principes de base, leurs valeurs, leur éthique, leurs façons de penser, leurs coutumes, leurs pratiques et leurs répercussions sur la culture humaine.
Initiative	Volonté d'accepter des responsabilités et des défis.
Leadership	Volonté de diriger, de prendre le contrôle et de donner des opinions et des instructions.
Innovation	Créativité et nouvelles façons de penser permettant d'élaborer de nouvelles idées et réponses à des problèmes liés au travail.
Adaptabilité et flexibilité	Ouverture au changement (positif ou négatif) et à la variété dans le lieu de travail.
Autonomie	Développement de sa propre façon de faire les choses et capacité à s'auto-diriger avec peu de supervision, voire aucune, ainsi qu'à compter sur soi-même pour accomplir ses tâches.
Résolution de problèmes complexes	Identification de problèmes complexes et analyse des renseignements connexes pour concevoir et évaluer les options à disposition, et mettre en œuvre des solutions.
Résolution de conflits et négociation	Traitement de plaintes, résolution de litiges, de griefs et de conflits, ou autres procédures de négociation.
Réparation ou entretien de matériel électronique ou mécanique	Maintenance, réparation, étalonnage, réglage, ajustement ou mise à l'essai de machines, d'appareils, d'équipements et de pièces mobiles.
Prise de parole publique ou interprétation du sens à l'attention d'autrui	Prise de parole publique fréquente, interprétation ou explication du sens et des moyens d'utiliser les renseignements à disposition.
Définition d'objectifs et de stratégies	Établissement d'objectifs à long terme et élaboration des stratégies et actions nécessaires pour les concrétiser.

Source : base de données O*NET.

Tableau A2 : Modèles spécifiant différents attributs faisant obstacle à l'automatisation

	Analyse principale	Sélection élargie d'attributs	Activités professionnelles uniquement
Attributs	Perception sociale, originalité, aide et assistance à d'autres personnes, connaissances philosophiques, initiative, leadership, innovation, autonomie, adaptabilité et flexibilité	Perception sociale, originalité, aide et assistance à d'autres personnes, initiative, leadership, innovation, autonomie, adaptabilité et flexibilité, résolution de problèmes complexes, résolution de conflits et négociation, réparation et entretien de matériel, prise de parole publique et définition d'objectifs et de stratégies	Aide et assistance à d'autres personnes, résolution de problèmes complexes, résolution de conflits et négociation, réparation et entretien de matériel, et définition d'objectifs et de stratégies
Moyenne du risque d'automatisation des professions concernées (pourcentage non pondéré)	48,4	45,7	46,1
Corrélation de la probabilité d'automatisation estimée (sortie du modèle)			
Analyse principale	1	0,954	0,889
Sélection élargie d'attributs	0,954	1	0,921
Activités professionnelles uniquement	0,889	0,921	1

Source: Author's calculations.

Tableau A3 : Modèles spécifiant différentes classifications entrantes – Corrélation et moyenne du risque d'automatisation

	Oschinski et Wyonch	Frey et Osborne	Métaclassification	Autor et Dorn	Josten et Lordan
Oschinski et Wyonch	1	0,93659	0,943999	0,636234	0,822301
Frey et Osborne		1	0,93865	0,642068	0,803695
Métaclassification			1	0,828096	0,941843
Autor et Dorn				1	0,861623
Josten et Lordan					1
Moyenne non pondérée du risque d'automatisation	0,56	0,54	0,48	0,40	0,41

Source : calculs de l'auteur.

Tableau A4 : Évolution de l'emploi par catégorie de risque (2020 à 2028)

Taux d'adoption technologique (pourcentage annuel)	2,1	1,7	4,3	7,5
Nombre d'employés				
Risque faible	490 000	522 000	254 000	-58 000
Risque moyen	-262 000	-176 000	-878 000	-1 611 000
Risque élevé	-322 000	-260 000	-753 000	-1 236 000
Emplois nets	-93 000	87 000	-1 377 000	-2 906 000
Pourcentage d'évolution				
Risque faible	3,3	3,4	1,8	-0,1
Risque moyen	-1,4	-0,9	-5,2	-9,7
Risque élevé	-1,9	-1,5	-4,5	-7,5

Source : calculs de l'auteur.

Les attributs cités comme obstacles à l'automatisation sont ceux identifiés par les études similaires incluses dans cette analyse. Une sélection de ces attributs est incluse dans l'analyse principale. Une autre analyse utilisant une sélection étendue et une incluant les activités professionnelles uniquement (à l'image d'Autor et Dorn, 2013) montrent que l'ajout ou la suppression d'attributs individuels a peu d'incidence sur les résultats agrégés (tableau A2). Cela a toutefois un effet marginal sur la classification de professions particulières dans les catégories à risque d'automatisation faible, moyen ou élevé.

Les compétences ou attributs permettant aux êtres humains de travailler avec la technologie, mais également susceptibles d'être pris en charge par des ordinateurs ou des machines, comme l'analyse de données et la reconnaissance de formes, ont un impact ambigu sur la possibilité d'automatisation. Concernant les attributs ou compétences faisant obstacle à l'automatisation, les machines/ordinateurs ne peuvent pas, par définition, être plus performants que les êtres humains. Les compétences analytiques ou numériques sont susceptibles de prendre une ampleur croissante dans de nombreuses, voire dans toutes les professions, à mesure que la conception et l'adoption de nouvelles technologies se poursuivent. Un rapport récent de l'Organisation des Nations Unies pour le développement industriel résume la relation entre les compétences humaines et les technologies d'automatisation :

« Les changements technologiques tendent à favoriser les compétences complémentaires avec les nouvelles technologies (Acemoglu, 2002; Rodrik, 2018). Même si le débat reste ouvert concernant l'ensemble de compétences requis pour exécuter les technologies de production numérique avancée, lesdites compétences devraient être orientées vers trois grandes catégories : compétences analytiques, technologiques et générales (Kupfer et coll. 2019). »

Concernant les compétences analytiques et technologiques, les êtres humains peuvent être complémentaires des machines, mais ils peuvent aussi être en concurrence avec elles. Ainsi, tant qu'ils sont complémentaires de la technologie, le fait de disposer de compétences analytiques avancées n'est pas nécessairement synonyme d'une impossibilité d'automatisation. Les personnes ayant de solides compétences analytiques et technologiques pourraient avoir une plus grande capacité d'adaptation à l'évolution des pratiques professionnelles, mais il est possible d'automatiser en grande partie de nombreuses tâches à composante analytique. L'amélioration de ces compétences dans l'ensemble de la population, indépendamment de l'âge, du revenu ou de la profession, réduirait probablement

les répercussions négatives sur l'emploi de l'adoption technologique et de son expansion. De plus, la disponibilité de travailleurs hautement qualifiés permet aux entreprises d'adopter plus facilement des technologies d'accroissement de la productivité qui augmentent le rendement sans modifier la demande de main-d'œuvre.

La présente analyse est axée sur le risque d'automatisation des professions, et non sur les gains d'efficacité que pourrait offrir l'adoption technologique ou sur sa complémentarité avec le travail humain. La méthode employée pour calculer la probabilité d'automatisation exige que les compétences et attributs inclus dans le modèle soient réservés à l'être humain, ou relèvent au moins de domaines dans lesquels les êtres humains ont des chances de rester plus performants que les machines pendant encore un certain temps.

Pour déterminer si la classification d'apprentissage entrante influe de manière significative sur les résultats de l'analyse, j'ai également estimé la probabilité qu'une profession soit automatisable d'après les classifications d'Autor et Dorn (2013), de Lordan et Jordan (2019), de Frey et Osborne (2013), et d'Oschinski et Wyonch (2017) prises indépendamment les unes des autres. De la même façon, pour déterminer si la sélection d'attributs influe de manière significative sur les résultats, j'ai fait des estimations du modèle avec différentes combinaisons d'attributs et une classification entrante similaire.

Collectivement, les résultats sont plutôt cohérents entre les différentes classifications entrantes et les sélections d'attributs explicatives. La variation de la sélection d'attributs faisant obstacle à l'automatisation donne des moyennes de probabilité d'automatisation d'environ 46 p. 100 à 48 p. 100 (tableau A2). En outre, la probabilité d'automatisation estimée est hautement corrélée dans les variantes mises à l'essai ici. De la même façon, les estimations de probabilité calculées à l'aide de classifications entrantes différentes ont donné des résultats en grande partie similaires (tableau A3). Il existe toutefois une variabilité significative des estimations propres à chaque profession. Sur les sept sélections modélisées figurant dans les tableaux A2 et A3, l'écart moyen de la probabilité d'automatisation estimée pour chaque profession s'élève à 30 p. 100 (écart maximum de 0,82; écart minimum de 0,06).

Les estimations associées à la classification combinée (libellée « métaclassification » dans le tableau A3) sont hautement corrélées à celles calculées pour chaque classification prise individuellement. La probabilité d'automatisation moyenne tombe au centre de ces estimations. De la même façon, les estimations de la probabilité d'automatisation propres à chaque profession tombent toutes entre les deux extrêmes. Face à l'incertitude qui persiste concernant la classification reflétant le mieux le potentiel d'automatisation dans le monde réel et vu le résultat plutôt commode offert par la classification combinée (dont les estimations tombent entre les estimations extrêmes des autres modèles), la « métaclassification » est employée dans l'analyse principale des effets potentiels de l'automatisation sur le marché du travail canadien.

MISE EN CORRESPONDANCE DES DONNÉES O*NET ET DES DONNÉES DU MARCHÉ DU TRAVAIL CANADIEN

L'analyse statistique estime la probabilité qu'une profession soit automatisée en fonction des attributs sélectionnés et des classifications du vecteur d'apprentissage. Les renseignements relatifs aux compétences et aux attributs de chaque profession proviennent de la base de données O*NET, parrainée par le ministère du Travail des États-Unis. Les données O*NET se fondent sur les notations données par les employeurs, les travailleurs et les analystes de professions. Les données d'O*NET sont fondées sur les codes de la Classification type des professions de 2010 (CTP2010). Pour appliquer l'information d'O*NET aux données canadiennes sur les professions, j'utilise une concordance établie par Statistique Canada et je suis la méthodologie de Frenette et Frank (2017) :

« Une concordance a été établie entre les codes à six chiffres de la CTP2010 (tirés de la base de données O*NET) et les codes à quatre chiffres de la Classification nationale des professions de 2011 (CNP2011). Cette concordance a été établie sur la base de la similarité des descriptions de professions.

Certains codes à six chiffres de la CTP2010 comportaient des sous-professions dérivées (nouvelles ou émergentes).

Puisqu'il n'existait pas d'estimations de la taille de la population pour ces sous-professions, on a présumé que la taille était la même pour toutes celles ayant un code à six chiffres de la CTP2010. Une fois les professions dérivées agrégées, le nombre de paires appariées CTP2010–CNP2011 s'établissait à 1 058. Ce nombre comprenait 495 codes uniques à quatre chiffres de la CNP2011.

Sur ces 495 codes uniques de la CNP2011, 336 ont été appariés à un code à six chiffres de la CTP2010. Pour les 159 autres codes de la CNP2011, il a fallu utiliser des codes de la CTP2010 d'un niveau supérieur, car plus d'un code à six chiffres de la CTP2010 leur correspondait (les données de l'ACS ont été utilisées à cette étape). Parmi ces 159 codes de la CNP2011, 119 ont été mis en correspondance avec des codes à cinq chiffres de la CTP2010, 38 ont été mis en correspondance avec des codes à quatre chiffres de la CTP2010, et les deux codes restants ont été mis en correspondance avec des codes à trois chiffres de la CTP2010.

À ce stade, les 495 codes uniques de la CNP2011 avaient été associés à l'information sur les compétences professionnelles exigées provenant de la base de données O*NET. Les données sur les compétences professionnelles exigées ont ensuite été couplées aux codes de la CNP2011. »

BIBLIOGRAPHIE

- Acemoglu, Daron et Pascual Restrepo. *The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment*. Document de travail 22252 du NBER. Cambridge, MA : National Bureau of Economic Research. Mai 2016.
- _____. *Artificial Intelligence, Automation and Work*. Document de travail 24196 du NBER. Cambridge, MA : National Bureau of Economic Research. Janvier 2018.
- _____. *Demographics and Automation*. Document de travail 24421 du NBER. Cambridge, MA : National Bureau of Economic Research. Mars 2019.
- Andrews, Dan, Chiara Criscuolo et Peter N. Gal. *Entreprises en pointe, diffusion des technologies et politiques publiques : microdonnées des pays de l'OCDE*. The Future of Productivity: Main Background Papers. OCDE. 2015.
- Arntz, Melanie, Terry Gregory et Ulrich Zierahn. *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis*. Document de travail de l'OCDE sur les questions sociales, l'emploi et les migrations n° 189. OCDE. Juin 2016.
- Autor, David H. et David Dorn. « The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labour Market ». *American Economic Review*. Vol. 103, n° 5, août 2013, pp. 1553-97.
- Autor, David, Frank Levy et Richard Murnane. « The Skill-Content of Recent Technological Change: An Empirical Investigation ». *Quarterly Journal of Economics*. 118:1279-1333. 2003.
- Autor, David et Anna Salomons. *Is Automation Labor-Share Displacing: Productivity Growth, Employment, and the Labor Share*. Brookings Papers on Economic Activity. Printemps 2018 : 1-63.
- Bessen, James. *Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment*. Law and Economics Paper n° 17-09. Boston University School of Law. Mars 2018.
- Brynjolfsson, Erik et Andrew McAfee. *The Second Machine Age: Work Progress and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York : W.W. Norton. 2014.
- Bughin, Jacques, James Manyika et Jonathan Woetzel. *Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation*. McKinsey & Co. Décembre 2017. Disponible à l'adresse : <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Future%20of%20Organizations/What%20the%20future%20of%20work%20will%20mean%20for%20jobs%20skills%20and%20wages/MGI-Jobs-Lost-Jobs-Gained-Report-December-6-2017.ashx>.
- Campa, Riccardo. « Technological Growth and Unemployment: A Global Scenario Analysis ». *Journal of Evolution and Technology* 24 (1): 86-103. 2014.
- Cheremukhin, Anton. « Middle-Skill Jobs Lost in U.S. Labor Market Polarization ». *Dallas Fed Economic Letter* 9 (5): 1-4. 2014.
- Cowen, Tyler. « Who will prosper in the new world? » *New York Times*. 31 août 2013.
- Frenette, Marc et Kristyn Frank. *Les diplômés de l'enseignement postsecondaire obtiennent-ils des emplois hautement qualifiés?* Documents de recherche de la Direction des études analytiques, n° 388. Ottawa : Statistique Canada. 2017.
- _____. *Les emplois canadiens sont-ils plus ou moins spécialisés que les emplois américains?* Documents de recherche de la Direction des études analytiques, n° 406. Ottawa : Statistique Canada. 2018.
- _____. *The Demographics of Automation in Canada: Who's at Risk?* N° 77. IRPP. Juin 2020.
- Frey, Carl Benedikt et Michael A. Osborne. *The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?* Oxford : Oxford University, Oxford Martin School. Programme on the Impacts of Future Technology. Septembre 2013.
- Graetz, George et Guy Michaels. *Robots at Work*. CEP Discussion Paper 1335. Londres : Centre for Economic Performance. 2015.
- Green, David et Benjamin Sand. « Has the Canadian Labour Market Polarized? » *Canadian Journal of Economics*. 48 (2): 612-46. 2015.
- Gresch, Darren. L'adaptation à l'automatisation : Jusqu'où le marché du travail canadien peut-il s'adapter? Présentation des enjeux, mai 2020. Conference Board du Canada.
- Howitt, Peter. *Mushrooms and Yeast: The Implications of Technological Progress for Canada's Economic Growth*. Commentaire 433. Toronto : Institut C.D. Howe. Septembre 2015.
- International Federation of Robotics. Conférence de presse. Shanghai. Septembre 2019.
- Jaimovich, Nir et Henry Siu. *High-Skilled Immigration, STEM Employment, and Non-Routine-Biased Technical Change*. 2017. Disponible à l'adresse : <https://faculty.arts.ubc.ca/hsiu/pubs/immigration20170427.pdf>.
- Josten, Cecily et Grace Lordan. *Robots at Work: Automatable and Non Automatable Jobs*. IZQ_DP 12520 Bonn : IZA – Institute of Labor Economics. Juillet 2019.

- Kaltenberg, Mary et Neil Foster-McGregor. *The impact of automation on inequality across Europe* (n° 009). UN University. Maastricht Economic and Social Research Institute on Innovation and Technology (MERIT). 2020.
- Karatzoglou, Alexandros, Alex Smola et Kurt Hornik. *Kernel-Based Machine Learning Lab. Version 0.9-29*. Comprehensive R Archive Network. 2019. Disponible à l'adresse : <https://cran.r-project.org/package=kernlab>.
- Krugman, Paul. « Sympathy for the Luddites ». *New York Times*. 14 juin 2013.
- Lamb, Creig. *The Talented Mr. Robot: The Impact of Automation on Canada's Workforce*. Toronto : Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship. Juin 2016.
- Levy, Frank et Richard Murnane. *The New Division of Labor: How Computers are Creating the Next Job Market*. Princeton, NJ : Princeton University Press. 2004.
- Lewis, Ethan. « Immigration, Skill Mix, and Capital Skill Complementarity ». *The Quarterly Journal of Economics* 126(2): 1029–1069. 2011.
- Lindert, Peter et Jeffrey Williamson. *The Economic History Review New Series*. Vol. 36, n° 1. Février 1983. pp. 1-25. Disponible à l'adresse : <https://www.jstor.org/stable/2598895?seq=1>.
- Mahboubi, Parisa. *Bad Fits: The Causes, Extent and Costs of Job Skills Mismatch in Canada*. Commentaire 552. Toronto : Institut C.D. Howe. Septembre 2019.
- Mahboubi, Parisa et Colin Busby. *Closing the Divide: Progress and Challenges in Adult Skills Development among Indigenous Peoples*. Cyberbulletin. Toronto : Institut C.D. Howe. Septembre 2017.
- OCDE. « Stock de capital productif, volume, croissance moyenne annuelle ». *Perspectives économiques de l'OCDE* n° 106. Édition 2019/2. Disponible à l'adresse : https://www.oecd-ilibrary.org/fr/economics/data/perspectives-economiques-de-l-ocde-statistiques-et-projections/perspectives-economiques-de-l-ocde-no-106-edition-2019-2_3ad11b35-fr.
- OCDE. Emploi par activité (indicateur). 2020 Doi : 10.1787/6b2fff89-fr
- Oschinski, Matthias et Rosalie Wyonch. *Le choc du futur? Les répercussions de l'automatisation sur le marché du travail au Canada*. Commentaire 472. Toronto : Institut C.D. Howe. Mars 2017.
- Rasmussen, Carl et Christopher Williams. *Gaussian Processes for Machine Learning*. Cambridge, MA : MIT Press. 2006.
- Schirle, Tammy et Sogaolu Moyosoreoluwa. *A Work in Progress: Measuring Wage Gaps for Women and Minorities in the Canadian Labour Market*. Commentaire 561. Toronto : Institut C.D. Howe. Janvier 2020.
- Seeger, Matthias. « Gaussian Processes for Machine Learning ». *International Journal of Neural Systems*. 14 (2): 69-106. 2004.
- Sirkin, Harold, Michael Zinser et Douglas Hohner. *Made in America, Again: Why Manufacturing Will Return to the U.S.* Boston Consulting Group. Août 2011.
- Organisation des Nations Unies pour le développement industriel. *Rapport sur le développement industriel 2020 : L'industrialisation à l'ère numérique*. ONUDI : Vienne. 2019.
- Woirol, Gregory R. *The Technological Unemployment and Structural Unemployment Debates*. Westport, CT : Greenwood Press. 1996.



NOTES:

PUBLICATIONS RÉCENTES DE L'INSTITUT C.D. HOWE

- Octobre 2020 Bishop, Grant, Mariam Ragab et Blake Shaffer. *The Price of Power: Comparative Electricity Costs across Provinces*, commentaire 582, Institut C.D. Howe.
- Octobre 2020 Drummond, Don. « Canada's Foggy Economic and Fiscal Future », note d'information électronique, Institut C.D. Howe.
- Octobre 2020 Drummond, Don et Duncan Sinclair. « COVID-19: A Catalyst for Change in Health and Healthcare? », compte rendu intégral, Institut C.D. Howe.
- Octobre 2020 Ambler, Steve et Jeremy M. Kronick. « Canadian Monetary Policy in the Time of COVID-19 », note d'information électronique, Institut C.D. Howe.
- Octobre 2020 Robson, William B.P. et Farah Omran. *Busted Budgets: Canada's Senior Governments Can't Stick to Their Fiscal Plans*, commentaire 581, Institut C.D. Howe.
- Septembre 2020 Tombe, Trevor et Daniel Schwanen. *Alberta's Opportunity: The Ins, Outs and Benefits of Greater Job Mobility*, commentaire 580, Institut C.D. Howe.
- Septembre 2020 Koepl, Thorsten V. et Jeremy Kronick. *Open Banking in Canada – The Path to Implementation*, commentaire 579, Institut C.D. Howe.
- Septembre 2020 Klassen, Kenneth J. et Nick Pantaleo. « Assessing the Canada Revenue Agency: Evidence on Tax Auditors' Incentives and Assessments », note d'information électronique, Institut C.D. Howe.
- Août 2020 Koepl, Thorsten V. et Jeremy Kronick. « *Going Direct* »: Not a New Tool, But an Old Pitfall for the Bank of Canada, commentaire 578, Institut C.D. Howe.
- Août 2020 Robson, William B.P. et Farah Omran. *The ABCs of Fiscal Accountability: Grading Canada's Senior Governments*, 2020, commentaire 577, Institut C.D. Howe.
- Juillet 2020 Richards, John. *Student Performance in PISA 2018: Nettlesome Questions for Canada*, commentaire 576, Institut C.D. Howe.
- Juillet 2020 Mysicka, Robert, Lucas Cutler et Tingting Zhang. *Licence to Capture: The Cost Consequences to Consumers of Occupational Regulation in Canada*, commentaire 575, Institut C.D. Howe.
- Juillet 2020 Robson, William B.P. *Quirks and Fixes: Accounting for Broader Public-Sector Pension Plans in Canada*, commentaire 574, Institut C.D. Howe.

APPUYEZ L'INSTITUT

Pour en savoir plus sur les façons d'appuyer le travail essentiel que fait l'Institut C.D. Howe sur les politiques publiques, en faisant un don ou en devenant membre, veuillez consulter le site internet suivant www.cdhowe.org ou téléphonez au 416-865-1904. Informez-vous sur les activités de l'Institut et sur la façon de faire un don à l'Institut. Vous recevrez un reçu pour votre don.

UNE RÉPUTATION D'INDÉPENDANCE ET D'IMPARTIALITÉ

La réputation qu'a l'Institut C.D. Howe de réaliser des recherches indépendantes, rationnelles, et pertinentes sur les politiques publiques est sa plus grande fierté. Il s'agit du fondement même de sa crédibilité et de l'efficacité de ses travaux. L'indépendance et l'impartialité sont les valeurs qui orientent la recherche, qui guident les actions de son personnel et qui limitent les contributions financières qu'acceptent l'Institut.

Pour en savoir plus sur nos politiques indépendantes et non partisans voir www.cdhowe.org.



INSTITUT

C.D. HOWE

67, rue, Yonge
Toronto, Ontario
M5E 1J8

Envoi de poste -publication
Enregistrement n° 40008848