

Comment prévoir les compétences recherchées : une introduction





Centre des
Compétences futures



fsc-ccf.ca/fr/



[@fsc_ccf_fr](https://twitter.com/fsc_ccf_fr)



info@fsc-ccf.ca



[Future Skills Centre](#)

Le **Centre des Compétences futures** est un centre de recherche et de collaboration avant-gardiste qui se voue à préparer les Canadiennes et les Canadiens pour qu'ils aient du succès en emploi et qu'ils satisfassent aux besoins émergents en talents des employeurs. En qualité de communauté pancanadienne, le CCF réunit des experts et des organismes de différents secteurs afin de déterminer, d'évaluer et d'échanger de façon rigoureuse des approches novatrices au développement des compétences nécessaires pour favoriser la prospérité et l'inclusion. Le CCF participe directement à l'innovation grâce à des investissements dans des projets pilotes et de la recherche universitaire sur l'avenir du travail et les compétences au Canada. Le Centre des Compétences futures – Future Skills Centre est financé par le **gouvernement du Canada** dans le cadre du programme **Compétences futures**.

CiMT CONSEIL DE
L'INFORMATION SUR
LE MARCHÉ DU TRAVAIL



lmic-cimt.ca/fr/



[@LMIC_CIMT](https://twitter.com/LMIC_CIMT)



info@lmic-cimt.ca



[LMIC / CIMT](#)

Le Conseil de l'information sur le marché du travail (CIMT) est un institut de recherche à but non lucratif dont la mission est de veiller à ce que les Canadiens et les Canadiennes disposent de l'information et des connaissances nécessaires pour évoluer dans le monde changeant du travail. Notre mission est d'outiller les Canadiens et les Canadiennes en leur fournissant de manière attrayante de l'information sur le marché du travail actuelle et fiable qui appuie leur processus décisionnel.

Ce rapport est financé par le gouvernement du Canada dans le **cadre du programme Compétences futures**.

Financé par le programme
des Compétences futures du
gouvernement du Canada.

Canada 

Auteurs

Tony Bonen

Directeur de la recherche, des données et de l'analytique

in Tony Bonen  @TonyBonen  tony.bonen@lmic-cimt.ca

Tony Bonen dirige l'équipe d'économistes du travail du CIMT. En tant que membre de la direction, il collabore avec des collègues des gouvernements, des universités et du secteur privé afin de fournir une information sur le marché du travail de grande qualité. Il apporte son expertise en analyse de données et quantitative, en économétrie et en conception de recherche.

Tony a précédemment dirigé le développement et l'intégration des modèles de prix des logements et de simulation de crise macroéconomique de la Société canadienne d'hypothèques et de logement. Il a aussi travaillé pour le Schwartz Center for Economic Policy Analysis, à l'Assemblée parlementaire de l'OTAN et à CSR Europe.



Jacob Loree

Économiste à Finances Canada

Les opinions exprimées ne sont pas nécessairement celles du ministère des Finances.

in Jacob Loree

Jacob Loree est économiste à la Division des études économiques et de l'analyse des politiques du ministère des Finances. Il travaille sur les questions relatives au marché du travail et fournit des analyses statistiques pour éclairer les politiques du marché du travail. Auparavant, il a étudié à l'Université Ryerson où il s'est concentré sur les compétences professionnelles, l'inadéquation des compétences et les frictions de recherche.

Table des matières

Sommaire	1
La demande pour les besoins de compétences futurs s'intensifie	2
Il existe trois grandes approches de prévision des compétences futures, ayant chacune ses forces et ses faiblesses	3
Approche 1 : Prévision des professions recherchées et mise en correspondance des compétences	3
Approche 2 : Prévoir directement les compétences à partir des données sur les offres d'emploi en ligne	5
Approche 3 : S'appuyer sur des données qualitatives et les avis d'experts	6
Le fait que des compétences sont recherchées ne signifie pas un déficit de ces compétences	7
La voie à suivre : trouver l'équilibre	8
Introduction	10
Données sur les compétences	15
Résumé des approches	18
Prévision des compétences à partir des professions	22
Prévision des compétences à partir des données d'offres d'emploi en ligne	27
Modélisation des compétences à l'aide d'avis d'experts	31
Conclusion : La voie à suivre	34
Remerciements	36
Références	37

A close-up photograph of a welder in a workshop. The welder is wearing safety glasses and a protective mask. They are focused on their work, with a large, bright spray of sparks emanating from the welding point. The sparks are a mix of yellow and orange, creating a dramatic effect. The welder is wearing a light blue shirt and a green jacket. The background is slightly blurred, showing other people in the workshop.

Sommaire



La demande pour les besoins de compétences futurs s'intensifie

Le vieillissement de la population, les changements climatiques, la mondialisation et les technologies sont au nombre des facteurs qui transforment le monde du travail depuis des décennies. La quantité et la qualité des emplois ont évolué rapidement à mesure que les lieux de travail s'adaptent aux nouvelles méthodes. Au cours de la dernière année, tous ces changements ont été exacerbés par la pandémie de COVID-19. Les Canadiens sont préoccupés quant à l'avenir et la nature changeante du monde du travail.

Pour que les systèmes de formation et d'éducation et les stratégies de perfectionnement de la main-d'œuvre donnent les résultats attendus, les éducateurs, les employeurs et les étudiants doivent comprendre l'avenir du marché du travail. Combien d'emplois seront à pourvoir? Dans quels domaines? Quels seront les niveaux d'éducation et de formation requis? Ce problème est d'autant plus complexe que, si l'éducation demeure un pilier fondamental du perfectionnement de la main-d'œuvre, les données et les renseignements sur les compétences sont aujourd'hui considérés comme essentiels à la réussite future du pays. Par conséquent, il est indispensable d'anticiper les besoins futurs du Canada en matière de compétences.

Il existe trois grandes approches de prévision des compétences futures, ayant chacune ses forces et ses faiblesses

Prévoir avec précision la demande de main-d'œuvre (en général) et de compétences (en particulier) représente cependant un énorme défi. D'abord, le processus de prévision de l'emploi – également appelé perspectives professionnelles – est complexe et nécessite de formuler plusieurs hypothèses, notamment sur le passage de l'éducation au monde du travail. Ensuite, prévoir les compétences qui seront recherchées présente des difficultés uniques : contrairement aux niveaux d'emploi dans certaines professions et industries, les compétences ne sont pas directement observées ou mesurées. En fait, il existe une si grande variété de données et de taxonomies sur les compétences qu'il peut être difficile de s'y retrouver. Or, en perfectionnant et mettant à l'essai différentes approches existantes de prévision des compétences futures, nous pourrions obtenir des perspectives utiles et relativement précises.

Voici les trois principales approches de prévision des compétences futures :

- Prévision de l'emploi par professions et mise en correspondance de ces données avec les compétences associées
- Prévision des compétences selon celles qui figurent dans les offres d'emploi en ligne
- Modélisation d'avis d'experts sur les trajectoires futures des compétences afin de faire des prévisions générales sur celles qui seront recherchées

En se familiarisant avec ces approches générales de prévision des compétences et en comprenant les avantages et les limites de chacune, les particuliers et les organisations pourront prendre de meilleures décisions d'investissement dans la formation et l'éducation.

Approche 1 : Prévision des professions recherchées et mise en correspondance des compétences

Cette approche, qui consiste à prévoir les professions qui seront recherchées et à les lier aux compétences associées, repose sur des méthodes de prévision bien établies. Une grande variété d'organisations l'utilisent, dont certains gouvernements provinciaux et différents groupes de perfectionnement de la main-d'œuvre axés sur l'industrie. Son principal avantage est que la variable clé, le niveau d'emploi par profession, est enregistrée depuis

des décennies dans des sources de grande qualité, comme l'Enquête sur la population active et le recensement. Deuxièmement, ces modèles de prévision peuvent tirer parti d'autres variables économiques, comme le PIB, dont les relations avec l'emploi sont étudiées depuis de nombreuses années et sont largement acceptées et comprises.

Les applications de cette approche supposent cependant qu'un ensemble de compétences préétablies et immuables est associé à chaque profession. Le cadre de compétences le plus couramment utilisé est le système américain O*NET, qui comprend 35 compétences classées par niveau d'importance et de complexité pour plus de 923 professions normalisées (aux États-Unis). Pour appliquer les compétences du système O*NET au contexte canadien, il faut d'abord établir une concordance entre les professions américaines et notre système de Classification nationale des professions (CNP). Une fois le lien établi entre les professions et les compétences, les prévisions sur la croissance de l'emploi peuvent être transposées aux compétences à partir du calcul de la croissance moyenne des professions nécessitant, par exemple, des compétences en numératie ou en communication orale.

Par conséquent, toute prévision sur la croissance ou le déclin de la demande en matière de compétences dépend entièrement des trajectoires d'emploi des professions pertinentes. Par exemple, de récentes prévisions du gouvernement provincial de la Colombie-Britannique laissent supposer que l'emploi augmentera au cours de la prochaine décennie dans le domaine des soins infirmiers, ce qui signifie que la demande pour la principale compétence du personnel infirmier selon le système O*NET, soit l'écoute active, augmentera également. De même, si l'on prévoit par exemple une croissance de 10 % de l'emploi dans toutes les professions associées aujourd'hui aux compétences numériques, alors on prévoit que la demande pour ces compétences croîtra au même rythme. En tant que telles, ces prévisions ne reflètent pas le fait que les compétences requises (ou la « composition des compétences ») dans ces professions changent au fil du temps. Un deuxième inconvénient de cette approche (bien que commun à toute prévision économique courante), c'est qu'elle est peu susceptible de prévoir avec précision les mutations profondes de l'activité économique, qu'il s'agisse d'une récession typique ou d'un changement structurel dans la composition des secteurs de l'économie.

Approche 2 : Prévoir directement les compétences à partir des données sur les offres d'emploi en ligne

Cette méthode s'appuie sur une nouvelle source importante de données : les compétences et autres exigences professionnelles indiquées dans les offres d'emploi en ligne. Les données sur les compétences sont extraites des offres d'emploi en ligne au moyen d'algorithmes de traitement du langage naturel (TLN) qui classent les textes écrits selon une taxonomie prédéfinie des exigences de travail (dont les compétences sont un type). De cette manière, les compétences sont directement observées pour chaque offre d'emploi et peuvent donc être mesurées pour une profession, une industrie, une région ou pour toute autre caractéristique liée aux offres d'emploi, ou encore pour leur ensemble. L'accès à un volume important de données sur les compétences (plus de deux millions d'offres d'emploi sont affichées en ligne chaque année au Canada) permet une localisation très poussée de l'information. Et comme de nouvelles offres d'emploi sont affichées chaque jour, les données sont accessibles en temps quasi réel.

Avant de considérer la prévision des compétences futures à partir des données sur les offres d'emploi en ligne, il est essentiel de comprendre les mises en garde et les limites qui peuvent réduire la précision des prévisions. Premièrement, certaines exigences de travail sont considérées comme évidentes. Par conséquent, il arrive souvent qu'elles ne soient pas explicitement mentionnées dans l'offre d'emploi. Par exemple, seulement 19 % des offres d'emploi pour les économistes en 2019 mentionnaient Microsoft Excel, probablement parce que c'est une exigence de base pour cette profession. Deuxièmement, les données fluctuent rapidement et peuvent être biaisées en faveur de certains types d'emplois et de régions,



selon le niveau de détail considéré. Enfin, les algorithmes utilisés pour analyser, nettoyer et catégoriser les offres d'emploi en ligne sont généralement exclusifs, représentant une « boîte noire » lorsqu'il s'agit de comprendre comment les renseignements sur les compétences sont créés.

Malgré ces importantes mises en garde, l'observation directe des compétences recherchées offre plus de souplesse pour structurer les modèles de prévision. Par exemple, avec un historique de données sur les offres d'emploi suffisamment long, on pourrait prévoir si la demande de compétences en analyse de données devrait augmenter dans les professions liées au service à la clientèle. Cette méthode particulière présenterait probablement les mêmes inconvénients que ceux mentionnés ci-dessus, à savoir qu'il serait difficile de prévoir avec précision l'évolution de l'activité économique. En outre, en tant que source de données récemment créée, les offres d'emploi en ligne n'ont souvent pas un nombre suffisant de points de données historiques pour des prévisions économiques courantes. (Idéalement, ces modèles devraient être construits à partir d'observations s'échelonnant au minimum sur un cycle économique complet.) Une autre solution consisterait à s'appuyer sur des modèles prédictifs d'apprentissage machine pour tirer parti du grand nombre d'observations et de types de données. Dans les deux cas, si la possibilité de prévoir les compétences recherchées à partir des données des offres d'emploi en ligne est très prometteuse, elle n'en est encore qu'à ses débuts. Il faudra de nombreuses mises au point et des essais supplémentaires pour déterminer la validité de ces données et trouver d'autres façons de les utiliser pour prévoir les compétences.

Approche 3 : S'appuyer sur des données qualitatives et les avis d'experts

Les prévisions des experts sur la trajectoire future de l'emploi dans certaines professions ont été utilisées comme un élément clé pour modéliser les tendances plus larges du marché du travail et des compétences. Selon cette approche, des experts font des prédictions sur la croissance ou le déclin de quelques professions représentatives au cours des mois, des années ou même des décennies à venir. Ces « prévisions », ou ces évaluations qualitatives des perspectives d'avenir de sous-ensembles de professions, sont ensuite projetées sur l'ensemble des professions à l'aide de modèles d'apprentissage machine qui les relient en fonction de la similarité de leur composition des compétences. Ce qu'il faut retenir ici, c'est que les prévisions des experts sont très adaptables et tournées vers l'avenir, et qu'elles rassemblent un éventail de connaissances historiques et contextuelles. On espère que ces prévisions qualitatives pourront mieux rendre compte des tendances importantes (mais difficiles à quantifier), ainsi que des perturbations économiques et des changements structurels futurs.

En principe, l'opinion d'experts sur des trajectoires de compétences spécifiques (et non des trajectoires d'emploi) pourrait être utilisée comme élément clé. Toutefois, à notre connaissance, cela n'a pas été fait. Les applications de cette approche s'appuient plutôt sur le cadre mis en vogue par Frey et Osborne (2013), dans lequel des experts évaluent la probabilité que certaines professions soient rendues obsolètes par l'automatisation. Pour extrapoler les prévisions sur le sous-ensemble de professions à tous les secteurs de l'économie, ils doivent faire correspondre les professions à un ensemble de compétences prédéfini et fixe. Comme dans la première approche évoquée plus haut, cela a généralement été fait à l'aide du système O*NET. Les compétences et autres exigences de travail liées à un sous-ensemble de professions et évaluées par des experts sont ensuite utilisées comme données d'entrée pour former un algorithme d'apprentissage machine estimant la probabilité que des professions similaires connaissent une croissance ou un déclin. Là encore, comme dans la première approche, les prévisions propres aux compétences exigent que l'on fasse correspondre les prévisions sur l'emploi à l'ensemble des compétences sous-jacentes en utilisant une taxonomie comme celle du système O*NET, ou encore la Taxonomie des compétences et des capacités d'Emploi et Développement social Canada (EDSC).

L'extrapolation des opinions d'experts à l'économie au sens large est une approche novatrice que le projet L'emploi en 2030 du Brookfield Institute a récemment appliquée au contexte canadien. Bien que cette approche s'appuie sur un cadre fixe de compétences et d'emplois, elle tire parti d'opinions nuancées qui sont autrement difficiles à obtenir au moment des prévisions. En outre, il est possible de faire varier les exigences en matière de compétences au sein d'une même profession, comme l'ont fait Arntz et coll. (2017), en combinant d'autres données sur les compétences au cadre du système O*NET. Il est important de noter que si les avis d'experts sur l'avenir sont nuancés, ils sont également limités. Cela a été mis en évidence pendant la pandémie de COVID-19, qui a envoyé des ondes de choc sans précédent sur les marchés du travail en 2020.

Le fait que des compétences sont recherchées ne signifie pas un déficit de ces compétences

L'accent est mis ici sur la demande de compétences. L'offre actuelle et future de compétences est également importante, mais les sources d'information sur l'offre sont tout à fait distinctes de celles sur la demande. Cette différence est particulièrement pertinente lorsque l'on aborde la question des déficits de compétences. Si l'estimation de la demande future de compétences pose des problèmes, comme nous l'avons vu ici, la prévision de l'offre de compétences s'accompagne également de défis uniques.

Il est possible d'obtenir des renseignements sur l'offre en mesurant directement les compétences individuelles au moyen de tests. La source la plus connue de données sur les compétences obtenues au moyen de tests est le Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes (PEICA), qui mesure rigoureusement un petit nombre de compétences générales des particuliers (par exemple, la littératie, la numératie et la résolution de problèmes) dans des environnements à forte composante technologique. Étant donné que ces tests sont effectués peu fréquemment et que leurs spécifications changent au fil du temps, il n'est pas certain que les données du PEICA et de sources similaires sur l'offre peuvent être utilisées comme intrants dans les modèles de prévision. Par ailleurs, il est possible d'extraire des renseignements sur les compétences des CV mis en ligne, mais cela soulève des questions éthiques quant à l'accès aux données personnelles et à leur utilisation. En fin de compte, les prévisions sur l'offre de compétences représentent une source importante de renseignements, qui doit être améliorée en ce qui a trait aux types spécifiques des données accessibles sur l'offre.

La voie à suivre : trouver l'équilibre

Chacune des trois approches de prévision comporte des avantages et des inconvénients. Il n'y a pas de « solution miracle ». Comme chacune d'elles offre différentes perspectives, il est utile de tirer des enseignements des trois approches et de les utiliser de manière complémentaire. Des recherches supplémentaires sont nécessaires pour explorer la possibilité de combiner leurs forces. On pourrait par exemple utiliser les données provenant d'offres d'emploi en ligne pour mettre en correspondance les avis d'experts et les perspectives d'évolution de la demande en matière de compétences. Une autre possibilité serait de relier les perspectives professionnelles aux compétences demandées dans les offres d'emploi en ligne. Enfin, on pourrait utiliser les avis d'experts pour dégager des perspectives professionnelles fondées sur des scénarios qui reflètent les évaluations qualitatives de ces experts quant aux perturbations futures.

En fin de compte, l'utilité de toute approche dépend de deux éléments à prendre en considération. Premièrement, comme pour tout modèle prédictif, on doit se demander si l'approche choisie nous permet d'obtenir une prévision plus précise que les autres approches. Pour répondre à cette question, il faut procéder à des tests hors échantillon rigoureux avant de choisir une approche particulière et revoir les prévisions lorsque les données deviennent accessibles afin d'apprendre, puis d'adapter et d'améliorer la prévision. Deuxièmement, surtout dans le cas des compétences, on doit se demander si les compétences et autres exigences de travail sont définies de manière à ce que les résultats permettent de tirer des

données exploitables. Ce dernier élément s'applique non seulement à la prévision, mais aussi à toute recherche empirique liée aux compétences. Une prévision précise montrant que les compétences en communication verbale seront de plus en plus recherchées n'est pas utile pour les personnes concernées (décideurs politiques, éducateurs, chercheurs d'emploi, etc.) sans un contexte plus précis définissant ce que signifie posséder cette compétence et la mettre en pratique dans un emploi.

Pour soutenir l'élaboration de prévisions solides sur la demande en matière de compétences, le Centre des Compétences futures et le Conseil de l'information sur le marché du travail ont lancé un projet visant à doter les organismes de première ligne des outils et des connaissances nécessaires pour aider les Canadiens à orienter leurs choix de carrière. Une partie de ce travail consistera à tester et à expérimenter de nouvelles méthodes, en exploitant notamment les données des offres d'emploi en ligne et en explorant d'autres approches, afin de mieux comprendre les exigences futures en matière de compétences. À notre avis, la meilleure façon de procéder consiste à tirer parti des forces de différentes approches complémentaires.





Introduction

Alors que l'économie continue de se remettre de la crise de la COVID-19, il est plus urgent que jamais d'avoir des prévisions précises sur les exigences futures des emplois. Au printemps 2020, trois millions de Canadiens ont perdu leur emploi pendant une crise de santé publique sans précédent. Malgré un fort rebond initial de l'emploi, la reprise s'est faite volatile, car les deuxième et troisième vagues d'infections ont forcé la remise en place de mesures de santé publique pour contenir le virus. Les dernières données disponibles montrent que l'emploi reste inférieur de près de 300 000 (-1,5 %) à son niveau d'avant la crise, mais ces chiffres sont antérieurs au confinement d'avril 2021. Heureusement, les vaccins sont en cours de déploiement dans tout le pays, ce qui sera essentiel pour une reprise durable et stable.

Il ne fait aucun doute que bien des gens devront chercher du travail dans de nouveaux domaines qui exigent de nouvelles compétences. Parallèlement, à mesure que les activités retrouvent un rythme normal, les employeurs sont susceptibles de se confronter à différents défis, notamment aux déficits de compétences. Des prévisions précises sur les exigences de travail futures peuvent aider les Canadiens à faire des choix plus éclairés en matière de reconversion professionnelle et de recherche d'emploi, et permettre aux employeurs de trouver plus facilement des travailleurs qualifiés. De même, les prévisions qui se concentrent sur les compétences futures requises pour certains types d'emploi précis peuvent aider les décideurs à concevoir des programmes visant à répondre à une éventuelle pénurie de main-d'œuvre qualifiée.

Du portrait d'ensemble aux compétences spécifiques, les prévisions économiques comportent de nombreux défis, comme l'obtention de données fiables sur les compétences. Une seule prévision incorrecte ou un seul choc imprévu peut avoir un impact considérable sur toute une série de prévisions. Les récentes perturbations économiques causées par la pandémie de COVID-19 sont un exemple frappant de choc imprévu. Or, même dans des conditions relativement stables, il est difficile de faire des prévisions précises, car les économies sont des systèmes dynamiques très complexes. Une prévision globale de haut niveau (par exemple, sur le niveau d'emploi au Canada) a de bonnes chances d'être précise, car elle fait la moyenne des hauts et des bas dans des régions et des secteurs différents, mais il est peu probable qu'elle soit suffisamment informative pour une personne qui essaie de planifier un parcours professionnel. Inversement, des prévisions détaillées sur les compétences recherchées peuvent fournir des renseignements utiles sur l'avenir, mais l'analyse approfondie qu'elles requièrent présente des défis uniques.

L'une des raisons pour lesquelles il est beaucoup plus difficile de prévoir les compétences recherchées que d'autres indicateurs économiques, c'est qu'il n'est pas possible d'observer directement l'offre et la demande dans ce domaine. Les compétences diffèrent également des autres variables non observées, en ce que nous n'avons pas de taxonomie pour les catégoriser. Sans un langage commun pour décrire les compétences, il y aura inévitablement des observations discordantes et déroutantes sur les compétences qui sont recherchées aujourd'hui et qui le seront à l'avenir. Les taxonomies de compétences vont de systèmes solides sur le plan conceptuel, mais abstraits (par exemple, le système américain O*NET) aux listes désordonnées, mais exhaustives que l'on peut généralement dresser à partir des offres d'emploi en ligne. Dans ce dernier cas, on peut observer une grande variété d'exigences de travail (dont les compétences sont un type) allant de « Microsoft Word » à « leadership », et de « environnement qui évolue rapidement » à « aptitudes en communication ». À l'inverse, les taxonomies de compétences plus abstraites comprennent des ensembles limités de compétences. Par exemple, la Taxonomie des compétences et des capacités d'Emploi et Développement social Canada (EDSC) compte 47 compétences parmi 300 exigences de travail. Étant donné que ces taxonomies définissent les catégories faisant l'objet de la prévision, nous devons déterminer avec soin la taxonomie (ou la combinaison de taxonomies) à utiliser pour cibler et classer les renseignements sur les compétences.

Les différentes façons de procéder pour catégoriser les compétences sont étroitement liées aux sources de données utilisées pour cibler la demande. Ainsi, les approches potentielles de prévision des compétences dépendent largement du type d'observations liées aux compétences utilisées par le modèle de prévision. Dans cette optique, trois approches générales se dégagent concernant la prévision des compétences et des autres exigences de travail :

- Prévision de l'emploi dans les professions et mise en correspondance de ces données avec les compétences au moyen d'une taxonomie fixe qui relie les compétences aux professions (comme celle d'O*NET)
- Prévision des compétences selon celles qui figurent dans les offres d'emploi en ligne
- Modélisation des avis d'experts sur les trajectoires futures des compétences afin de faire des prévisions générales sur celles qui seront recherchées

Les deux premières approches sont liées aux deux types fondamentaux de taxonomies de compétences mentionnés plus haut. La troisième approche, l'extrapolation des avis d'experts, est plus ouverte. En principe, toutes les données sur les compétences et toutes les taxonomies peuvent être utilisées. Dans la pratique, toutefois, on a surtout utilisé le système O*NET dans de tels cas.

Bien que ces approches soient fondamentalement différentes les unes des autres, elles s'appuient toutes sur des taxonomies de compétences modernes, qui présentent un avantage et un inconvénient communs. Chaque approche permet de prévoir des « compétences multidimensionnelles » (voir l'encadré 1) qui définissent un large éventail de tâches appliquées à des problèmes précis (entretien de l'équipement, gestion du temps, persuasion, analyse de données, etc.). Cela contraste avec les analyses économiques antérieures des compétences, qui les abordaient sous une seule dimension : élevée ou faible (voir l'encadré 1). Les analyses des compétences multidimensionnelles, qui comprennent les prévisions, peuvent indiquer avec plus de précision ce que fait un travailleur ou ce qu'exige un emploi, et permettre de cibler d'éventuels déficits de compétences ¹. À l'inverse, toute taxonomie de compétences suppose un ensemble fixe de types de compétences. Bien que la demande pour certaines compétences peut augmenter ou diminuer, il est essentiellement impossible de cibler de *nouvelles* compétences et de prévoir leur demande si elles ne figurent pas déjà parmi les catégories de compétences prévues. C'est pourquoi les prévisions sur un éventail plus large d'exigences de travail détaillées (comme celles qui se fondent sur les offres d'emploi en ligne) offrent certains avantages par rapport à des taxonomies plus étroitement définies. Par contre, les mêmes limites générales demeurent.

Avant d'aborder les détails de chaque approche de prévision des compétences, la section suivante donne un aperçu des trois principales sources de données relatives aux compétences. Deux de ces sources sont utilisées pour prévoir les compétences recherchées (données tirées des professions et des offres d'emploi). Les données de la troisième source – celles qui sont tirées de tests – ne se prêtent pas bien à la prévision, même si elles constituent une importante source de renseignements détaillés et fiables sur l'offre de compétences.

¹ Pour en savoir plus, consulter les rapports du CIMT. Le rapport sur les déficits de compétences et les pénuries de main-d'œuvre est particulièrement pertinent.



Encadré 1 : Compétences multidimensionnelles

Tout au long du XXe siècle, les économistes ont traité les compétences comme une quantité singulière, souvent à deux échelons seulement : c'est-à-dire qu'une personne ou un emploi était associé à une compétence « élevée » ou « faible » (concept introduit par Roy, 1951). Certains emplois étant considérés comme « à niveau élevé de compétence » et d'autres comme « à faible niveau de compétences », les modèles économiques pouvaient être simplifiés pour caractériser les travailleurs comme possédant un niveau de compétence « élevé » ou « faible ». Cette approche unidimensionnelle des compétences ne fournit pas d'indications utiles aux décideurs politiques ou aux personnes qui tentent de déterminer dans quel diplôme ou dans quelle formation investir. Par exemple, la dentisterie et la programmation seraient toutes deux considérées comme des professions « à niveau élevé de compétence », mais elles ont des exigences et des parcours d'éducation et de formation sensiblement différents. En outre, le traitement unidimensionnel des compétences renforce une hiérarchie de valeurs dépassée et injuste, qui place généralement au sommet les employés de bureau ayant fait des études universitaires. En associant aux professions des ensembles de compétences (et en évaluant potentiellement chaque compétence requise selon son importance ou sa complexité), nous pouvons mieux harmoniser la théorie économique avec les nouveaux ensembles de données élargies, qui contiennent des renseignements détaillés sur ces compétences.

Les économistes commencent à créer des approches de modélisation qui considèrent les compétences comme multidimensionnelles. Par exemple, Loree (2020) modélise des travailleurs possédant différents niveaux de compétences de types variés (compétences cognitives et interpersonnelles, habiletés motrices, etc.) pour montrer que la formation sur le lieu de travail peut conduire à l'acquisition de nouvelles compétences ou à l'obsolescence des qualifications existantes. De telles approches décrivent plus précisément les exigences de travail dans différentes professions, de sorte qu'elles peuvent mieux servir à orienter les politiques relatives au marché du travail et au perfectionnement des compétences. Bien que l'ajout de dimensions aux modèles économiques augmente leur complexité, les nouvelles techniques de réduction de dimension peuvent contribuer à atténuer ce problème (par exemple, Neumann, 2006; Loree et Stacey, 2019).

Données sur les compétences





Il existe deux types de données relatives à la demande de compétences : les données basées sur les exigences de compétences spécifiques à une profession et les données fondées sur les compétences figurant dans les offres d'emploi en ligne. Les deux premières sources de données alimentent respectivement les deux premières approches de prévision indiquées ci-dessus, tandis que l'approche fondée sur les avis d'expert peut utiliser l'un ou l'autre type de données (bien qu'elle n'utilise généralement que les données propres à une profession). Séparément, les données sur l'offre de compétences peuvent être obtenues en mesurant directement les compétences individuelles par des tests. Une brève discussion de la troisième source de données – la mesure directe – est fournie ci-dessous. Comme les mesures directes de compétences se prêtent aux analyses de l'offre de compétences (et que nous nous intéressons ici à la prévision de la demande de compétences), une analyse plus approfondie sera nécessaire.

Les compétences fondées sur les professions font référence à des ensembles de données contenant des renseignements sur les compétences liées à une catégorie professionnelle par des analystes professionnels. La base de données O*NET en est le principal exemple en Amérique du Nord². O*NET comprend des caractéristiques (y compris des compétences) associées à 923 professions aux États-Unis. Chaque emploi est évalué par un ensemble d'experts des professions sur deux échelles pour chacune des 35 compétences de l'ensemble de données : premièrement, sur une échelle de 0 à 5, quelle est l'importance de la compétence pour l'emploi? Deuxièmement, sur une échelle de 1 à 7, quel est le niveau de complexité d'une compétence nécessaire pour l'emploi? Ces deux mesures peuvent servir à déterminer les compétences que les travailleurs sont censés utiliser dans des professions particulières. Il importe de noter que ce type de renseignements sur les compétences suppose que chaque emploi au sein d'une profession exige les mêmes compétences, au même niveau de complexité et d'importance. Il s'ensuit que toute analyse, y compris les prévisions, doit être effectuée à partir des professions; au Canada, cela signifie qu'il faut relier les compétences au système de Classification nationale des professions (CNP)³. C'est là l'objectif d'un projet commun d'EDSC, de Statistique Canada et du Conseil de l'information sur le marché du travail (CIMT).

2 La Taxonomie des compétences et des capacités d'EDSC comprend des renseignements similaires sur les professions au Canada. Toutefois, cette taxonomie n'est pas encore liée au système de Classification nationale des professions (CNP) du Canada.

3 Pour en savoir plus sur l'utilisation du système O*NET dans un contexte canadien, consulter le rapport sur ce sujet du CIMT.

Les données sur les compétences provenant des offres d'emploi sont devenues de plus en plus accessibles au cours des dernières années. La collecte, le nettoyage et la structuration des données relatives aux offres d'emploi en ligne sont généralement effectués par des sociétés d'analyse de données (comme Vicinity Jobs, Burning Glass Technologies et TalentNeuron), qui analysent différents agrégateurs et sites Web d'entreprises canadiennes. Les renseignements provenant du texte brut des offres d'emploi sont ensuite organisés en une taxonomie des exigences de travail, comprenant les compétences, les activités professionnelles, les domaines de connaissance, les outils et les technologies. Il faut toutefois tenir compte de certaines limites importantes. Le texte brut des offres d'emploi ne reflète que ce que les employeurs indiquent explicitement, mais ceux-ci utilisent souvent un langage non uniforme. Certains d'entre eux supposent également que de nombreuses exigences de travail sont évidentes pour les chercheurs d'emploi, et les omettent donc. Malgré ces limites et d'autres limites importantes, les offres d'emploi en ligne offrent un accès direct aux compétences recherchées. Traitées correctement, elles peuvent fournir des renseignements utiles sur les besoins des employeurs d'aujourd'hui et de demain.

Enfin, certains renseignements sur les compétences sont obtenus par des tests. Dans ce cas, les données sont générées à partir des résultats de tests individuels, qui se concentrent sur un petit nombre de domaines de compétences ciblés. Cela signifie que les données sont liées à l'offre de compétences. La source la plus connue de renseignements sur les compétences obtenus au moyen de tests est le Programme pour l'évaluation internationale des compétences des adultes (PEICA). Le PEICA utilise un test standardisé à l'échelle mondiale pour mesurer les compétences en matière de traitement de l'information, comme la littératie, la numératie et la résolution de problèmes. La méthodologie rigoureuse du PEICA fait de ces renseignements sur les compétences une excellente source de mesure impartiale des niveaux de compétences des particuliers. Bien qu'il soit théoriquement possible de regrouper les personnes ayant passé un test de compétences par groupes de professions, par exemple, et de faire des déductions sur les exigences de travail pertinentes, les renseignements sur les compétences proviendraient toujours des particuliers exerçant ces professions et ne refléteraient pas forcément ce qui est exigé ou nécessaire.

Une prévision de l'offre de compétences serait un complément judicieux à toute prévision de la demande de compétences. Cependant, étant donné la nature très différente des données sur l'offre de compétences, cette question dépasse le cadre de la présente analyse et devra être approfondie dans le cadre d'une autre étude. Examinons maintenant les approches prévisionnelles utilisant des données sur les compétences fondées sur les professions ou les offres d'emplois.



Résumé des approches



La prévision de la demande émergente de compétences est un domaine relativement nouveau de l'économie appliquée, qui comporte son lot de défis. Dans le présent rapport, nous examinerons trois approches distinctes de prévision de la demande de compétences. Le tableau 1 résume ces trois approches et les types de données requises sur les compétences. Il présente également les avantages et inconvénients de chacune de ces approches.

Tableau 1 : Trois approches pour prévoir la demande de compétences

	Prévision des compétences à partir des perspectives professionnelles	Prévision des compétences à partir des offres d'emploi	Modélisation des avis d'experts sur l'avenir
Méthode	Prévision de l'évolution de l'emploi par profession, puis mise en correspondance des compétences	Regroupement des compétences selon le niveau d'analyse souhaité, puis prévision	Collecte d'avis d'experts sur la trajectoire future de compétences ou de professions clés, puis prévision de la trajectoire d'un éventail plus large de compétences ou de professions
Données requises	Données tirées de systèmes d'information sur les professions (ex. : O*NET)	Données tirées des offres d'emploi en ligne	Données tirées de systèmes d'information sur les professions ou des offres d'emploi en ligne

Tableau 1, suite

Principaux avantages	Conviviale; permet l'utilisation de données normalisées sur le marché du travail (comme l'Enquête sur la population active)	Exploite les renseignements sur les compétences directement, et non par personne interposée; données mises à jour régulièrement	Peut expliquer les tendances générales, les perturbations prévisibles et les attentes difficiles à quantifier
Principaux inconvénients	En pratique, les compétences sont liées de manière statique à chaque profession; il est difficile de prévoir les ruptures structurelles de l'économie	Limites importantes liées aux données; méthodologies non testées	La qualité des prévisions dépend de l'avis d'experts; les méthodes typiques se concentrent sur un sous-ensemble de compétence (comme l'automatisation); suppose généralement que les compétences sont liées de manière statique à chaque profession
Exemple	Perspectives d'emploi en Colombie-Britannique (en anglais)	Aucun exemple trouvé	L'emploi en 2030 du Brookfield Institute



Notez que l'approche s'appuyant sur la modélisation d'avis d'experts concernant l'avenir n'est pas à proprement parler une prévision, mais la généralisation d'un petit ensemble d'évaluations qualitatives à un ensemble plus large de points de données. Pour cette raison, cette approche n'est pas liée à une source unique de données sur les compétences. Toutefois, dans la pratique, les données sur les compétences fondées sur les professions sont les couramment utilisées.



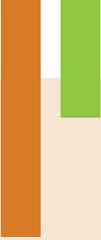
Prévision des compétences à partir des professions

La prévision des niveaux d'emploi futurs pour diverses professions est une pratique courante des gouvernements fédéral, provinciaux et territoriaux, ainsi que des conseils sur les ressources humaines qui se concentrent sur l'emploi dans des secteurs d'activités précis. Ces prévisions fondées sur les professions peuvent être reliées aux données sur les compétences par profession projetées par des experts et fournies par des sources comme le système O*NET. Par conséquent, selon cette approche, ce qui fait l'objet de la prévision est l'emploi par profession mis en correspondance avec les niveaux de compétences.

Les prévisions sur l'emploi par profession – souvent appelées **perspectives professionnelles** – sont généralement établies à l'aide de techniques économétriques courantes, comme les séries chronologiques ou les modèles macro-structurels (voir l'encadré 2). Dans les deux cas, les modèles sont liés au temps, en ce sens que le niveau d'emploi de l'année précédente aide à prévoir celui de l'année en cours, et ainsi de suite. Une fois le modèle établi (c'est-à-dire que sa structure et ses paramètres sont définis), les valeurs futures sont prévues en entrant dans le modèle la série la plus récente d'observations accessibles, puis les niveaux d'emploi prévus (autrement dit, le niveau d'emploi de l'année en cours prédit celui de l'année suivante, et la prévision de l'année suivante sert à prévoir le niveau d'emploi deux ans plus tard). Il est évident que toute erreur de prévision est aggravée au fil du temps. On le comprend intuitivement, mais c'est aussi une règle mathématique : l'incertitude de toute prévision augmente à mesure que la prévision s'éloigne dans le futur.

L'une des perspectives professionnelles les plus connues est le Système de projection des professions au Canada (SPPC) d'EDSC, qui prévoit la demande en main-d'œuvre pour plus de 293 groupes professionnels au Canada sur une période de dix ans. Ces prévisions peuvent être reliées à la demande de compétences en établissant une correspondance entre les catégories professionnelles et les analyses des compétences requises pour les différentes professions effectuées par des experts. Par exemple, la Colombie-Britannique a commencé à relier ses perspectives professionnelles aux compétences du système O*NET grâce à une concordance entre la CNP canadienne et le système américain relatif aux professions. Le Centre des Compétences futures entreprend un travail similaire à l'aide du modèle à venir du Conference Board of Canada, appelé MOST (Model of Occupations, Skills and Technology).

L'intuition qui sous-tend ce processus est simple : si le nombre de personnes susceptibles d'exercer une profession augmente, la demande de compétences associées à cette profession doit augmenter. Par exemple, si les compétences en numératie sont importantes pour la profession « programmeur » et que les perspectives professionnelles prédisent une croissance du nombre de programmeurs, alors la demande de compétences en numératie



Encadré 2 : Méthodes courantes de prévision économétrique

En gros, il existe deux approches courantes de prévision économétrique. L'approche des séries chronologiques – utilisée notamment par les modèles ARMMI (modèle autorégressif à moyennes mobiles intégré) et GARCH (hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée) – se concentre sur la relation statistique entre la variable clé et elle-même en fonction du temps (par exemple, le patron temporel de la croissance ou de la contraction du PIB). Le point de départ de cette approche est l'hypothèse selon laquelle la variable en question aura une tendance à la stabilité à long terme observée dans les données historiques. Notez que cette « tendance » peut être définie comme le niveau, le taux de croissance, l'instabilité ou toute autre caractéristique statistique. L'économétrie des séries chronologiques est un domaine de recherche très avancé, et il existe de nombreux prolongements complexes et perfectionnés au cadre ARMMI de base, notamment ceux qui utilisent des variables explicatives exogènes (les modèles dits « ARMAX »), des modèles à plusieurs variables (par exemple, les modèles vectoriels autorégressifs [VAR]), des modèles autorégressifs à transition douce (modèles aux paramètres non fixes qui dépendent de l'état) et des modèles de données de panel dynamique.

Les modèles macro-économiques structurels s'appuient également sur des relations historiques, liées au temps, pour générer des prévisions. Toutefois, ils le font par l'entremise d'une série de variables interdépendantes ou, formellement, d'un système d'équations. Ce système de deux ou de plusieurs variables dynamiques permet de saisir des dynamiques plus complexes (p. ex., non linéaires); contrairement aux modèles VAR à plusieurs variables, chaque équation constitutive d'un modèle structurel peut être définie et paramétrée indépendamment. Ainsi, les modèles structurels offrent une grande souplesse dans la définition des relations entre les valeurs passées et futures des variables. Par exemple, l'emploi d'hier peut ne pas affecter directement l'emploi d'aujourd'hui, mais il peut influencer le PIB aujourd'hui, ce qui affecte l'emploi actuel. À mesure que le nombre de variables et d'équations augmente, les modèles structurels peuvent devenir assez complexes et inclure des caractéristiques comme des paramètres qui dépendent de l'état. Toutefois, quelle que soit la complexité du modèle structurel, il doit comprendre au moins une équation de type séries chronologiques, qu'il s'agisse d'une équation autorégressive ou à retard distribué.

devrait elle aussi augmenter. En regroupant les professions en fonction des niveaux de compétences associés – et fixes⁴ –, on peut observer, par exemple, que l'emploi dans les professions exigeant un niveau élevé de numératie devrait augmenter de X % en cinq ans.

Cette approche de prévision présente de nombreux avantages. Étant donné qu'il existe une vaste littérature en matière de prévision sur l'emploi, de nombreuses méthodologies différentes peuvent être utilisées⁵. Ces méthodologies sont généralement fiables, puisqu'elles ont été vérifiées par des années de recherche appliquée. Les statistiques officielles (comme celles de l'Enquête sur la population active et du recensement) offrent un long historique de l'emploi par profession, ce qui peut rendre les prévisions plus fiables. Cet exercice est également utile même lorsqu'il n'est pas utilisé pour prévoir les compétences recherchées : la prévision des niveaux d'emploi par profession était et demeure une source importante de renseignements sur le marché du travail, indépendamment des connaissances liées aux compétences.

L'ajout de la couche d'informations sur les compétences aux prévisions existantes fournit des renseignements qui peuvent permettre aux travailleurs de combler plus efficacement les lacunes entre les différentes professions. Par exemple, imaginez deux professions nécessitant des compétences similaires, l'une en croissance et l'autre en déclin : les travailleurs pourraient planifier un passage de la profession en déclin à la profession en croissance, étant donné que le recyclage nécessaire serait moins important que s'ils passaient à une profession exigeant des compétences très différentes. En bref, ce type de prévision est utile pour déterminer à la fois les compétences qui seront recherchées à l'avenir et les professions qui connaîtront une croissance.

Néanmoins, cette approche de prévision comporte plusieurs lacunes importantes. Plus important encore, la prévision de l'emploi et l'application des compétences professionnelles sans autres modifications supposent que la relation entre une profession et les compétences qu'elle nécessite est *constante*⁶. En appliquant les caractéristiques d'une profession en 2020 à la croissance prévue de cette profession, nous supposons que les professions conserveront les mêmes caractéristiques. Mais cela n'est pas réaliste, car les nouvelles technologies peuvent modifier la composition des compétences nécessaires dans une profession.

4 En théorie, on pourrait créer un modèle dans lequel la composition des compétences au sein des professions change au fil du temps, soit structurellement (au moyen d'un modèle distinct ou d'une simulation), soit de manière stochastique. À notre connaissance, aucun modèle n'a été publié présentant ce type de variabilité.

5 À titre d'exemples, Lamb (2016) et (2017), le Conseil consultatif en matière de croissance économique (2017), et Brown et coll. (2018) le font tous.

6 Comme le mentionne la note en bas de page no 4, il est théoriquement possible de faire varier la composition des compétences des professions. Il s'agit d'un domaine important et utile pour la recherche future.

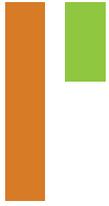
Bien que les changements potentiels soient nombreux, la technologie perturbatrice la plus couramment étudiée est l'automatisation. L'automatisation a déjà modifié considérablement les compétences nécessaires aux travailleurs de la production; alors qu'ils devaient autrefois posséder surtout des habiletés motrices, ils ont de plus en plus besoin de compétences cognitives pour superviser les machines automatiques (Cutean et coll., 2017). Dans les années 1980, les compétences d'un assistant administratif étaient axées sur l'activité consistant à répondre et à acheminer les appels téléphoniques. Si l'assistant administratif d'aujourd'hui peut encore effectuer ces tâches, il doit aussi désormais utiliser un logiciel de traitement de texte ou un tableur pour préparer des notes, établir des budgets et rédiger d'autres documents. Au fil du temps, la composition des compétences des professions a évolué pour prendre en compte les innovations technologiques.

En général, les techniques courantes de prévision discutées peuvent prédire avec justesse les tendances futures quand l'économie reste stable, mais elles s'affaiblissent quand survient une rupture structurelle soudaine, comme une profonde récession (un peu comme la crise de la COVID-19) ou l'émergence de nouveaux types de technologie. En supposant que les changements à venir se feront en douceur, ces prévisions peuvent sous-estimer l'incidence des tendances émergentes, comme l'automatisation.



A high-angle, black and white photograph of three men in a meeting room. They are gathered around a white table, looking at a laptop screen. The man on the left is wearing a striped shirt and glasses. The man in the center is wearing a checkered shirt and glasses. The man on the right is wearing a light-colored shirt and glasses. On the table, there are two smartphones, a water bottle, and some papers. The room has a modern, geometric design with white lines on the floor and walls. A green vertical bar is on the left side of the image.

**Prévision des
compétences à partir
des données d'offres
d'emploi en ligne**



Il existe très peu de sources de données qui permettent l'analyse des compétences indépendamment des catégories professionnelles, mais les offres d'emploi en ligne en font partie. Dans ces offres d'emploi, les employeurs indiquent explicitement les compétences nécessaires et les autres exigences de travail liées aux postes qu'ils cherchent à pourvoir (consulter par exemple le [Tableau de bord des offres d'emploi en ligne au Canada du CIMT](#)). Ces données permettent d'observer directement les compétences tirées d'offres d'emploi particulières. Elles offrent donc une grande souplesse dans l'application des techniques de modélisation et de prévision. Cependant, comme les offres d'emploi en ligne constituent une source de données émergente, il y a beaucoup à faire pour les exploiter à des fins de prévision⁷.

Comme l'indique la section I, [l'extraction de renseignements sur les compétences à partir des offres d'emploi en ligne est réalisée grâce à l'utilisation d'algorithmes de traitement du langage naturel qui classent les textes écrits selon une taxonomie prédéfinie des exigences de travail \(dont les compétences sont un type\)](#). Ainsi, les compétences sont directement observées pour chaque offre d'emploi, et peuvent être mesurées pour une profession, une industrie, une région ou pour toute autre caractéristique liée aux offres d'emploi. Il est important de noter qu'un important volume d'information étant accessible (plus de [deux millions d'offres d'emploi sont affichées en ligne chaque année au Canada](#)), les données sur les compétences peuvent être hautement localisées. En outre, de nouvelles offres d'emploi étant affichées chaque jour, les données sont accessibles en temps quasi réel.

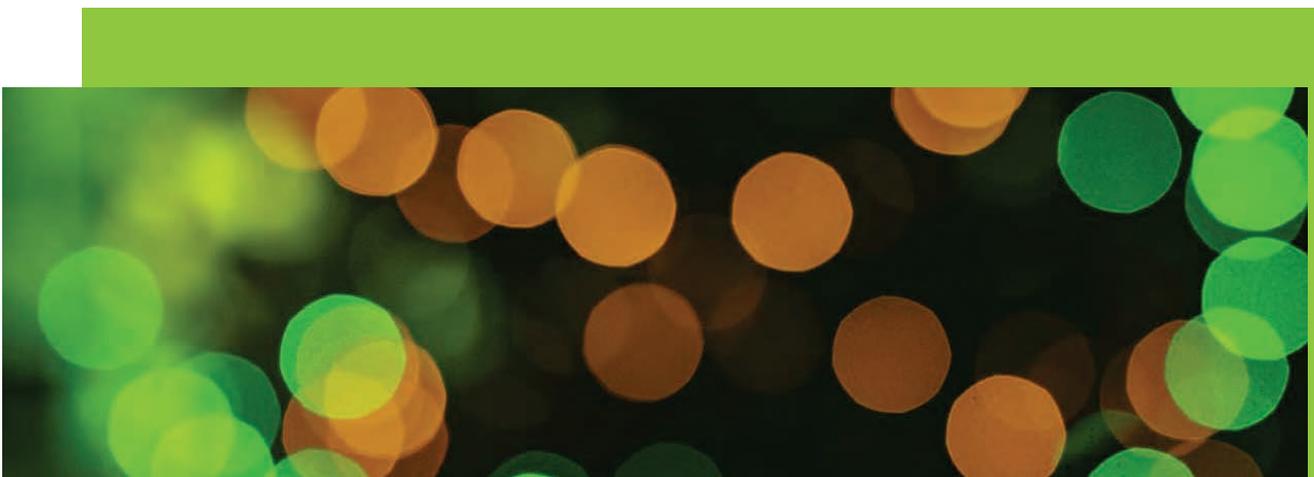
En effet, la granularité des offres d'emploi en ligne offre un degré de souplesse que l'on ne trouve pas dans les renseignements sur les compétences fondés sur les professions. La fréquence à laquelle des compétences ou d'autres exigences de travail apparaissent dans les offres d'emploi en ligne peut être organisée en fonction de toute autre caractéristique comprise dans l'ensemble de données, notamment le lieu, le secteur d'activité et (bien sûr) la profession. Ce type de granularité offre un avantage énorme, en ce qu'il permet une analyse adaptée à des questions de recherche précises. De plus, la dimension temporelle peut être mensuelle, annuelle ou même quotidienne.

⁷ Le groupe de réflexion britannique sur l'innovation Nesta a connu un certain succès dans ce domaine en établissant une correspondance entre les données des offres d'emploi et les professions dans un but de prévision (Djumalieva et Sleeman, 2018).

Plus généralement, la liberté d'explorer le schéma des exigences de travail requises sous de multiples dimensions est l'avantage principal de ces données qui peuvent et doivent être exploitées au moyen de différentes méthodologies de prévision. Les prévisions économétriques classiques peuvent être appliquées directement aux compétences observées (voir l'encadré 2). Cela signifie que l'on pourrait, par exemple, prévoir si la demande en matière d'analyse de données augmentera dans les professions liées au service à la clientèle. On pourrait aussi utiliser des techniques d'apprentissage machine pour prévoir la composition des compétences future. On pourrait par exemple faire des prévisions basées sur des scénarios ayant la forme suivante : « Si la demande pour les compétences en communication orale augmente de 10 %, alors nous prévoyons que la demande pour les compétences en communication écrite augmentera de 5 % ». Toutefois, malgré ces utilisations prometteuses, les données sur les offres d'emploi en ligne n'ont pas encore été exploitées pour établir des prévisions fiables en matière de compétences. Cela est dû en grande partie à trois principales limites liées aux données.

Premièrement, les compétences ne peuvent être déterminées qu'à partir de ce qui est explicitement indiqué dans les offres d'emploi. Par exemple, une offre d'emploi en comptabilité peut ne pas mentionner le besoin de compétences en numératie, car on s'attend à ce que les candidats sachent que ces compétences sont nécessaires. Ainsi, certaines compétences requises par l'économie peuvent être sous-représentées dans ces données. Il faut également supposer que les employeurs eux-mêmes comprennent les compétences requises pour les emplois qu'ils offrent en ligne.

Deuxièmement, la qualité des données sur les offres d'emploi en ligne demeure problématique. Selon des recherches récentes (CIMT, 2020), certaines professions sont souvent surreprésentées dans les offres d'emploi (emplois de bureau, emplois mieux rémunérés du secteur des services, etc.). Toute prévision fondée sur ces données doit tenir compte du fait que ces biais ou ces risques peuvent fausser l'image de la demande de compétences actuelle et future.



Troisièmement, la plupart des fournisseurs de données utilisent leur propre taxonomie de compétences pour classer les exigences de travail figurant dans les offres d'emploi en ligne. Il est donc difficile d'établir des comparaisons entre les données provenant des offres d'emploi, car chaque base de données peut caractériser différemment une même offre d'emploi. De même, les algorithmes particuliers de balayage, de nettoyage et de catégorisation des données sont exclusifs. Ils représentent donc une « boîte noire » relativement aux informations accessibles au public quant à la provenance des renseignements sur les compétences.

La première limite est due à une caractéristique fondamentale des données; elle a donc peu de chances d'être surmontée. Cependant, nous pensons que la deuxième et la troisième limite peuvent être repoussées par des techniques d'analyse et de nettoyage des données. Les taxonomies exclusives peuvent être mises en correspondance avec les taxonomies publiques ou être rendues ouvertes et accessibles d'une autre manière. La question du biais dans les données peut, en théorie, être corrigée en estimant l'ampleur du biais, en modifiant en conséquence les informations cumulatives sur les compétences et en utilisant des sources de données supplémentaires. Il faudra de plus amples recherches afin de déterminer la meilleure approche pour corriger les biais d'échantillonnage, mais en théorie, cela impliquerait l'utilisation de techniques similaires à la pondération des données de sondage. Des rectifications pour tenir compte des biais connus dans les modèles économétriques ont été effectuées dans d'autres domaines, notamment pour corriger le biais de Nickell dans les panels dynamiques (Bun et Carree, 2005). Ces corrections n'élimineront pas toutes les limites, mais étant donné les avantages potentiels offerts par l'étendue et la souplesse des données sur les offres d'emploi en ligne, ces méthodes méritent des recherches plus approfondies.



**Modélisation des
compétences à l'aide
d'avis d'experts**

La modélisation de l'avis des experts ne s'appuie pas sur les approches classiques de prévision, évitant ainsi les principales limites. Les experts font plutôt les prévisions eux-mêmes et un algorithme de prédiction détermine les professions ou les compétences similaires.

Alors que la prévision normale utilise une série d'observations historiques pour prédire ce qui se passera plus tard, cette approche unique permet de mettre en correspondance un échantillon de prévisions sur l'avenir (les avis d'experts) avec des observations similaires que les experts n'évaluent pas explicitement. Généralement, cela se fait à l'échelle des professions : il est demandé aux experts d'évaluer la probabilité qu'une profession connaisse une croissance ou un déclin à l'avenir (ou disparaisse en raison de l'automatisation), pour un petit ensemble de professions. En reliant ces professions aux compétences (à l'aide du système O*NET, par exemple), nous pouvons utiliser un algorithme d'apprentissage machine pour prédire la probabilité que d'autres professions connaissent une croissance ou un déclin en fonction de la similitude ou de la dissimilitude des compétences exigées.

La première application majeure de cette approche a été réalisée par Frey et Osborne (2013), qui utilisent des avis d'experts sur les professions (pour 70 professions sélectionnées) susceptibles d'être automatisées à l'avenir. L'examen de ces professions se fait à l'aide de données sur les tâches et les descriptions de poste tirées d'O*NET. Une fois ce processus terminé, un algorithme d'apprentissage machine est utilisé pour généraliser les résultats à l'ensemble des professions. L'objectif final est de déterminer les professions qui sont les moins susceptibles d'être exercées par des ordinateurs à l'avenir. Frey et Osborne constatent ainsi que les professions qui font appel à la créativité et à l'intelligence sociale sont les moins susceptibles d'être automatisées.

Des recherches ultérieures ont tenté d'étendre et d'améliorer le cadre de Frey et Osborne en tenant compte des différences dans les tâches effectuées au sein d'une profession. Notamment, Arntz et coll. (2017) permettent d'intégrer différentes tâches pour une même profession selon les lieux de travail et les pays à partir des résultats sur les niveaux de compétence du PEICA. De même, en utilisant le volet canadien du PEICA, Frenette et Frank (2020) appliquent la même méthodologie et constatent que près de 11 % des travailleurs canadiens courent un risque élevé de perdre leur emploi en raison de l'automatisation. Ces études, tout comme celle de Frey et Osborne (2013), se concentrent sur la probabilité qu'une profession soit automatisée. Si le modèle prévoit l'automatisation pour une profession ou pour des tâches au sein d'une profession, alors l'emploi devrait diminuer, et la demande pour les compétences associées à ces professions ou à ces tâches devrait chuter. Dans une étude

canadienne similaire, *L'emploi en 2030* du Brookfield Institute (2020), des avis d'experts sur la croissance et le déclin des professions importantes à l'échelle nationale et régionale sont utilisés pour déterminer les compétences qui seront importantes à l'avenir. Cette approche consiste notamment à demander l'avis d'experts sur les tendances de croissance ou de déclin de l'emploi pour quelque raison que ce soit, plutôt que de limiter la question aux risques d'automatisation.

En théorie, l'un des principaux avantages de la modélisation des avis d'experts est qu'elle peut prendre en compte des changements structurels qui sont notoirement difficiles à modéliser. La question de savoir si cette approche génère réellement des prévisions plus précises en général, ou sur les changements structurels en particulier, reste ouverte. L'une des principales limites, bien sûr, est que la précision de ces prévisions dépend énormément de la qualité des avis d'experts. Par exemple, en 2019, les experts ne prévoyaient pas de pandémie mondiale en 2020, mais la pandémie de COVID-19 a entraîné la plus grande perturbation des marchés du travail depuis la Seconde Guerre mondiale.

Enfin, comme mentionné ci-dessus, il s'agit de la seule approche qui soit ouverte en matière d'entrée de données. La seule exigence est l'avis d'un expert. La manière dont ces points de données qualitatives sont mis en correspondance avec d'autres compétences ou professions est une question méthodologique ouverte. Pourtant, cette mise en correspondance est un processus complexe qui conduit la plupart des chercheurs à s'appuyer sur des sources de compétences bien connues, comme le système O*NET. Par conséquent, en pratique, la modélisation des avis d'experts utilise les données sur les compétences dont on se sert aussi pour prévoir l'emploi par profession, ce qui suppose les avantages et limites relatifs aux données fondées sur les professions (à savoir que la composition des compétences de chaque profession est fixe dans le temps). Cela dit, les recherches futures pourraient mettre en œuvre cette méthodologie encore en évolution en s'appuyant sur les données issues des offres d'emploi.



Conclusion :
La voie à suivre



La prévision fiable des compétences est une entreprise importante et stimulante qui doit être explorée et mise en œuvre de manière plus approfondie. Des prévisions exploitables sur les compétences recherchées peuvent aider les Canadiens à prendre des décisions plus éclairées en matière de formation et d'éducation. Dans le contexte de la crise sanitaire actuelle, l'accès à ces informations est plus important que jamais.

À cette fin, nous avons exploré trois approches de prévision des compétences. Tout d'abord, nous avons pris en compte les compétences liées aux professions. Cette approche s'appuie sur des données relatives aux compétences fondées sur les professions et prévoit l'emploi par profession, qui peut ensuite être mis en correspondance avec les compétences. La principale limite de cette approche est que la composition des compétences pour chaque profession est fixée dans le temps. Nous avons ensuite expliqué comment les compétences professionnelles sont prévues en utilisant des données sur les offres d'emploi en ligne, une approche qui n'est devenue possible que récemment. Bien que cette nouvelle source de données offre de nombreuses possibilités nouvelles, la qualité des renseignements et la fiabilité des données exclusives provenant de tiers suscitent des préoccupations constantes. Enfin, la modélisation des prédictions d'experts a été évaluée comme une approche indépendante des sources de données, qui pourrait être étendue aux données sur les offres d'emploi en ligne ou à d'autres sources de données. Ici, les principales limites sont l'exactitude des prévisions d'experts et la capacité de faire correspondre ces prévisions aux compétences particulières recherchées.

Chaque approche discutée présente des avantages et des inconvénients. Il est important de noter que la validité de toutes les approches dépend énormément des hypothèses particulières examinées dans les modèles appliqués, dont la discussion dépasse la portée de ce document de synthèse. Cela dit, l'utilité de toute approche ou de la mise en œuvre d'un modèle particulier dépend entièrement de deux facteurs : l'exactitude des prévisions sur les compétences et l'aide qu'elles apportent aux personnes qui prennent les décisions (décideurs politiques, éducateurs, chercheurs d'emploi, etc.) afin que celles-ci soient plus éclairées. Pour satisfaire le premier facteur, il faut évaluer la précision des prévisions hors échantillon de tout modèle proposé par rapport aux autres approches. Pour le deuxième facteur, il faut déterminer, définir et contextualiser soigneusement les compétences d'une manière qui soit pertinente pour la prise de décision dans le monde réel. À mesure que de nouvelles méthodes et sources de données sont créées et mises à l'essai, les prévisions relatives aux compétences recherchées doivent être évaluées en permanence en fonction des critères fondamentaux.



Remerciements

Nous remercions pour leurs commentaires Félix Simoneau (Université du Québec à Montréal), Naomi Pope (ministère de l'Enseignement supérieur, des Compétences et de la Formation de la Colombie-Britannique; Labour Market & Immigration Analysis), Kelly Gallagher-MacKay (Centre des Compétences futures), Michael Burt (Conference Board of Canada), Steven Tobin (CIMT) et Diana Rivera (Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship).

Références

- Conseil consultatif en matière de croissance économique. *Une nation axée sur l'apprentissage : Une main-d'œuvre qualifiée et souple, prête à définir l'avenir*. Gouvernement du Canada, 2017.
- Arntz, M., T. Gregory, et U. Zierahn. Revisiting the risk of automation, *Economic Letters*, (p. 157 à 160), p. 159, juillet 2017.
- Borwein, S. *The Great Skills Divide*, Conseil ontarien de la qualité de l'enseignement supérieur, 2014.
- Brandes, P., et R. Wattenhofer. *Opening the Frey/Osborne black box: Which tasks of a job are susceptible to computerisation?*, ETH Zurich. Zurich, Suisse, 2016.
- Brown, J., T. Gosling, B. Sethi, B. Sheppard, C. Stubbings, J. Sviokla, J. Williams, et D. Zarubina. *Workforce of the future: The competing forces shaping 2030*, PricewaterhouseCoopers, 2018.
- Bun, M., et M. Carree. Bias-corrected estimation in dynamic panel data models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 23(2) (p. 200 à 210), 2005.
- Calero, J., I. Murillo-Huertes, et J. Raymond-Bara. *Education, age, and skills: An analysis using the PIAAC survey*, Barcelona Institute of Economics, 2016.
- Cörvers, F., et H. Heijke. *Forecasting the labour market by occupation and education: Some key issues*, Université de Maastricht, 2004.
- Cutean, A. *Les véhicules autonomes et l'avenir du travail au Canada*. Conseil des Technologies de l'information et des Communications, 2017.
- Djumaliev, J., et C. Sleeman. *The first publicly available data-driven skills taxonomy for the UK*, Economic Statistics Centre of Excellence, 2018.

- Frenette, M., et K. Frank. *Automatisation et transformation des emplois au Canada : qui est à risque?* Direction des études analytiques : documents de recherche, no 448, 2020.
- Frey, C., & Osborne. *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?*, Oxford University, 2013.
- Ingramm, B., et G. Neumann. The returns to skill, *Labour Economics*, 13 (p. 235 à 259), 2006.
- Lamb, C. *The talented Mr. Robot: The impact of automation on Canada's workforce*, Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship, 2016.
- Lamb, C., et S. Doyle. *Future-proof: Preparing young Canadians for the future of work*, Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship, 2017.
- Loree, J., et D. Stacey. *Occupational skill portfolios and wages*, (Document de travail), 2019.
- Loree, J. *Multidimensional skill accumulation and mismatch over the lifecycle*, (Document de travail), 2020.
- Nedelkoska, L., et G. Quintini. *Automation, skills use, and training*, (Documents de travail de l'OCDE sur les questions sociales, l'emploi et les migrations no 202), 2018.
- Richardson, S., et Y. Tan. *Forecasting future demands: What we can and cannot know*. National Centre for Vocational Education Research, 2007.
- Roy, A. Some thoughts on the distribution of earnings. *Oxford Economic Papers*, 3(2) (p. 135 à 146), 1951.
- Comité d'experts sur les besoins futurs en compétences en STGM. *Assemblage requis : Compétences en STGM et productivité économique du Canada*. Conseil des académies canadiennes, 2015.
- Urban, M., et S. Johal. *Comprendre l'avenir des compétences : Tendances et réponses politiques dans le monde*, Compétences de l'avenir, 2020.

