

**Recueil du Symposium de 2022 de Statistique Canada :
Désagrégation des données : dresser un portrait de données plus représentatif
de la société**

**Effets causals hétérogènes des
programmes du marché du travail : une
approche d'apprentissage automatique**

par Andy Handouyahia, Tristan Rikhi, Georges Awad et
Essolaba Aouli

Date de diffusion : le 28 juin 2024



Statistique
Canada

Statistics
Canada

Canada

Effets causals hétérogènes des programmes du marché du travail : une approche d'apprentissage automatique¹

Andy Handouyahia, Tristan Rikhi, Georges Awad et Essolaba Aouli^{2,3}

Résumé

Dans le présent document, nous recherchons la présence d'hétérogénéité dans la réalisation des évaluations de l'impact de l'intervention en développement des compétences offerte dans le cadre des Ententes sur le développement du marché du travail. Nous utilisons des données administratives longitudinales couplées couvrant un échantillon de personnes ayant participé au développement des compétences de 2010 à 2017. Nous appliquons un estimateur causal d'apprentissage automatique comme dans Lechner (2019) pour estimer les impacts individualisés du programme au niveau d'agrégation à la granularité la plus fine. Ces impacts granulaires révèlent la répartition des impacts nets, ce qui permet de plus facilement étudier les éléments pour déterminer les plus efficaces pour chaque personne. Les résultats montrent des améliorations statistiquement significatives des résultats sur le marché du travail pour les participants en général et pour les sous-groupes d'intérêt stratégique.

Mots clés : évaluations de programme; apprentissage automatique causal; forêts causales modifiées; effets de traitement individualisé.

1. Introduction

Dans les évaluations des programmes actifs du marché du travail, l'appariement par score de propension est une technique connue, servant à analyser l'impact différentiel de ces programmes afin d'évaluer leur efficacité à aider les Canadiennes et Canadiens qui y participent. Cette démarche produit des estimations solides des effets moyens sur la population. Elle n'est toutefois pas optimale pour déterminer la façon dont les effets du traitement varient selon les caractéristiques observables, c.-à-d. l'hétérogénéité des effets du traitement. La présente analyse étudie de nouvelles techniques d'apprentissage automatique causal permettant de découvrir ces caractéristiques de façon systématique.

¹ Les opinions exprimées dans les documents de recherche sont celles des auteurs et ne reflètent pas nécessairement celles d'Emploi et Développement social Canada (EDSC) ni du gouvernement fédéral. Le présent article se fonde sur des méthodologies et des analyses élaborées dans le contexte des évaluations d'ententes sur le développement du marché du travail (EDMT). En élaborant ces méthodologies, les évaluateurs d'EDSC ont bénéficié des conseils et des évaluations par les pairs de plusieurs experts universitaires. En particulier, l'équipe d'évaluation aimerait remercier les professeurs Michael Lechner et Jeff Smith pour leurs conseils sur ces études d'évaluation.

² Andy Handouyahia, directeur, Planification stratégique et méthodologie; Georges Awad, gestionnaire, Évaluation; Tristan Rikhi, agent d'évaluation; et Essolaba Aouli, gestionnaire, Planification stratégique et méthodologie; Direction de l'évaluation, Emploi et Développement social Canada, 140, promenade du Portage, Gatineau (Québec), Canada, K1A 0J9.

³ Les auteurs aimeraient remercier Jérôme Mercier, directeur général, Évaluation, qui a appuyé le projet par ses commentaires au niveau de la haute direction.

En général, les méthodes d'apprentissage automatique sont principalement utilisées à des fins prédictives ou descriptives. Contrairement aux algorithmes d'apprentissage automatique habituels, l'apprentissage automatique causal n'essaie pas de prédire un résultat, mais d'estimer un impact net, à savoir la différence entre les espérances d'un résultat pour les participants et des non-participants semblables. Des efforts considérables ont été déployés pour établir un lien entre causalité et apprentissage automatique prédictif dans différents domaines, y compris les statistiques, les sciences sociales, la santé et l'économétrie. Quand la taille des échantillons est suffisamment grande, ces méthodes permettent d'estimer les impacts nets à une granularité fine et donc de détecter systématiquement les groupes aux effets hétérogènes. Les résultats obtenus peuvent éclairer les améliorations envisageables dans l'élaboration de futurs programmes ainsi que la fourniture de prestations d'emploi et l'exécution de mesures de soutien.

2. Données

L'étude utilise des données de la plateforme de données du Programme du marché du travail. La plateforme transforme les données administratives de la partie I de l'assurance-emploi (AE) sur les demandes d'AE, les données de la partie II de l'AE sur les ententes sur le développement du marché du travail (EDMT) et les données de l'impôt sur le revenu de l'Agence du revenu du Canada (ARC) en une riche base de données longitudinales et relationnelles. Elle a été créée pour favoriser des évaluations d'impact de qualité, permettant d'établir des politiques fondées sur des données probantes pour améliorer le bien-être de la population canadienne. La plateforme contient plus de 25 années de données sur les participants et les non-participants au programme. Ces données comprennent un grand nombre de variables traduisant l'expérience des personnes sur le marché du travail, ainsi que les caractéristiques sociodémographiques (p. ex. âge, genre, état matrimonial, incapacité), la région économique et la province, les qualifications (p. ex. catégorie professionnelle, niveaux de compétence liés au dernier emploi avant l'ouverture de la demande d'assurance-emploi, codes de l'industrie) ainsi que leurs antécédents sur le marché du travail (p. ex. utilisation de prestations et de semaines d'AE, revenu d'emploi ou de travail autonome, recours à l'aide sociale, incidence de l'emploi au cours des cinq années précédant la participation). L'étude cible les prestataires actifs de l'assurance-emploi qui ont commencé une intervention de développement des compétences (DC) dans le cadre des EDMT de 2010 à 2012, et qui ont assuré un suivi jusqu'en 2017. Le groupe de comparaison comprend les personnes admissibles au programme qui n'y ont pas participé, mais qui ont des caractéristiques semblables à celles des participants. Les principaux indicateurs des résultats sur le marché du travail aux fins de la présente analyse sont l'incidence de l'emploi et les revenus provenant d'un emploi. Les indicateurs sont mesurés chaque année.

3. Méthodologie

Le principal objectif de l'étude est d'examiner si les impacts différentiels de la participation aux programmes du marché du travail varient selon les caractéristiques observables des participants. Nous révélons ces impacts hétérogènes au moyen de méthodes d'apprentissage automatique causales récemment mises au point (voir Athey, 2019 et Athey et Imbens, 2019). La littérature sur l'apprentissage automatique causal a mis au point des estimateurs qui combinent la puissance prédictive de l'apprentissage automatique avec la littérature microéconomique et qui sont suffisamment souples pour révéler l'hétérogénéité tout en estimant de façon fiable les impacts différentiels pour une granularité fine (Cockx et coll., 2019).

Les forêts causales sont composées d'arbres causals, tels qu'introduits par Athey et Imbens (2016), et servent de point de départ à la littérature sur les forêts causales. Les arbres divisent séquentiellement les données en petits groupes en

fonction des valeurs des covariables jusqu'à ce qu'ils obtiennent les feuilles (c.-à-d. le point à partir duquel il est impossible de faire d'autres divisions) avec des caractéristiques de plus en plus homogènes. Au niveau des feuilles de l'arbre causal, l'impact net est estimé comme étant la différence dans les résultats moyens entre les participants et des non-participants semblables. Selon le nombre d'observations disponibles, il peut y avoir de nombreuses divisions de ce type, ce qui produit de nombreuses feuilles contenant des groupes homogènes. Chaque feuille de l'arbre causal a son propre effet de traitement « personnalisé » ou « individualisé ». On calcule la moyenne des résultats des feuilles sur les nombreux arbres de la forêt causale, ce qui donne une estimation singulière pour chaque individu au lieu d'un seul effet de traitement moyen pour l'ensemble de la population.

À partir des forêts causales d'Athey et Wager (2018), Lechner (2019) propose des forêts causales modifiées (FCM). Les forêts causales modifiées présentent deux innovations principales par rapport aux forêts causales : (1) les arbres gèrent mieux le biais de sélection et (2) elles constituent un moyen efficace et fiable d'estimer la précision des impacts nets estimés à divers niveaux d'agrégation au moyen de méthodes d'inférence fondées sur les poids. Dans la présente étude, nous utilisons les forêts causales modifiées parce qu'elles fournissent des estimations robustes en présence d'un biais de sélection, ce qui améliore les forêts aléatoires généralisées d'Athey. Pour en savoir plus sur les détails techniques des forêts causales et des forêts causales modifiées, veuillez consulter Athey et Wager (2018) et Lechner (2019).

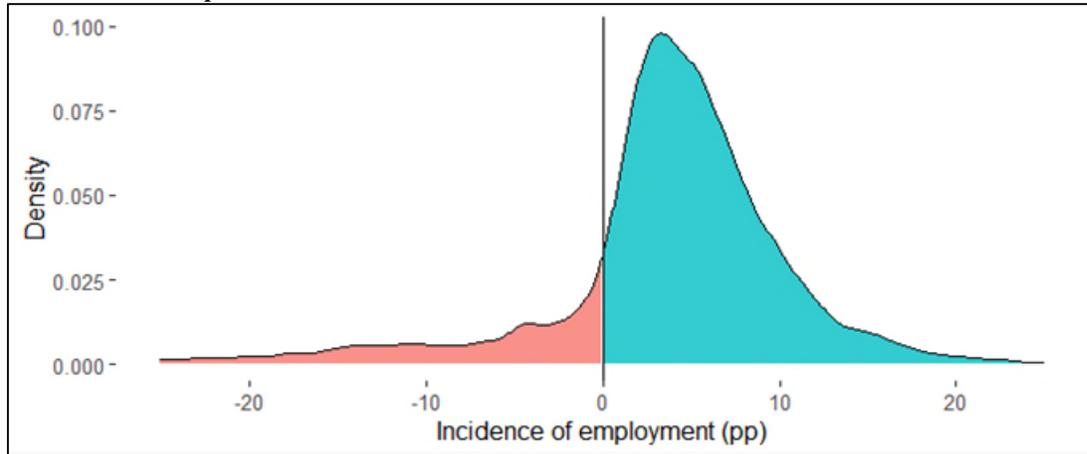
Les forêts causales modifiées permettent d'estimer les impacts nets à trois niveaux d'agrégation. Les effets de traitement moyen individualisé (ETMI) mesurent l'impact de la participation au niveau d'agrégation le plus fin des caractéristiques disponibles. À l'autre extrême, les effets de traitement moyens (ETM) et les effets de traitement moyens chez les participants traités (ETMT) représentent respectivement les moyennes de la population et les moyennes de la population de participants. L'ETM et l'ETMT sont considérés comme les paramètres classiques étudiés dans de nombreuses études causales économétriques. Les paramètres de l'effet de traitement moyen de groupe (ETMG) se trouvent entre les ETMI et les ETM. La démarche ressemble à celle de l'analyse classique par sous-groupes, où l'on présélectionne les variables avant l'estimation et en fonction de l'intérêt stratégique.

4. Résultats

La présente section donne certains résultats pour l'indicateur de résultat, soit la moyenne annuelle sur quatre ans de l'incidence de l'emploi et des revenus tirés de l'emploi, calculée au moyen des effets du traitement moyen individualisé (ETMI) pour les participants. Cet indicateur prend la moyenne (dans notre cas, sur quatre ans) de l'incidence annuelle de l'emploi, qui prend une valeur de 1 si une personne a déclaré des revenus tirés de l'emploi au cours d'une année donnée. L'analyse se concentrera sur les ETMI afin de déterminer si l'impact différentiel découlant de la participation à un programme varie entre les sous-populations de participants.

La figure 4-1 présente la répartition des effets de traitement moyens individualisés (ETMI) estimés pour les participants seulement. Les lignes verticales continues positionnées à zéro sur l'axe des x délimitent les régions de gain et de perte de l'impact net du programme. La moyenne des ETMI est équivalente à l'ETMT, qui est de 4 points de pourcentage et est très significative, tandis que l'écart-type est de 8 points de pourcentage. Environ 82 % des impacts nets sont positifs, ce qui indique que la plupart des participants bénéficient du programme par rapport à des non-participants semblables. Ces résultats indiquent une hétérogénéité importante de l'impact net. Bien qu'ils soient principalement positifs, il reste un nombre non négligeable de participants qui ont une incidence d'emploi inférieure à celle de leur sous-groupe comparable de non-participants au cours de la période de quatre ans suivant la participation (18 % avec des impacts inférieurs à 0 point de pourcentage). À l'inverse, la répartition des ETMI montre que de nombreux participants ont des ETMI nettement supérieurs à l'ETMT, de 4 points de pourcentage.

Figure 4-1
Incidence de l'emploi – Distribution des ETMI estimés

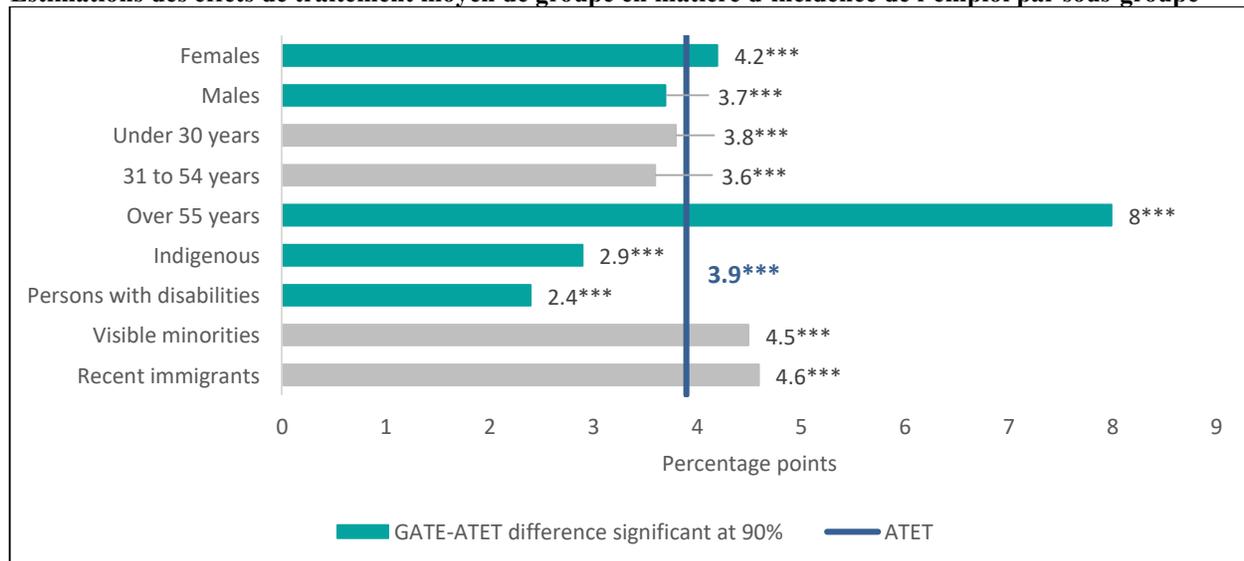


Note : ETMI = Effets de traitement moyens individualisés

Source : Plateforme de données du Programme du marché du travail d'Emploi et Développement social Canada

La figure 4-2 ci-dessous montre l'effet de traitement moyen de groupe par sous-groupes pour ce qui est de l'incidence de l'emploi. Les résultats indiquent que, bien que les travailleurs âgés et les femmes soient les plus avantagés en matière d'incidence de l'emploi, des résultats positifs ont également été observés pour la plupart des sous-groupes de participants au développement des compétences par rapport à des non-participants semblables.

Figure 4-2
Estimations des effets de traitement moyen de groupe en matière d'incidence de l'emploi par sous-groupe



Niveau de signification statistique *** 1 %; ** 5 %; * 10 %

Note : GATE = ETM en français, Effets de traitement moyens de groupe; ATET = ETMT en français, Effets de traitement moyens chez les participants traités

Source : Plateforme de données du Programme du marché du travail d'Emploi et Développement social Canada

La figure 4-3 ci-dessous présente la distribution des estimations des revenus tirés de l'emploi pour les participants seulement. La moyenne des effets est l'ETMT, qui est d'environ 1 997 \$, tandis que l'écart-type est d'environ 4 880 \$. Environ 68 % des impacts nets sont positifs, ce qui indique que le programme profite à la plupart des participants au développement des compétences. Encore une fois, nous constatons une variation importante des ETMI et nous nous tournons vers l'effet de traitement moyen de groupe pour obtenir une caractérisation informelle des sous-groupes qui bénéficient ou non du programme par rapport aux non-participants.

Figure 4-3
Revenus tirés de l'emploi – Distribution des ETMI estimés

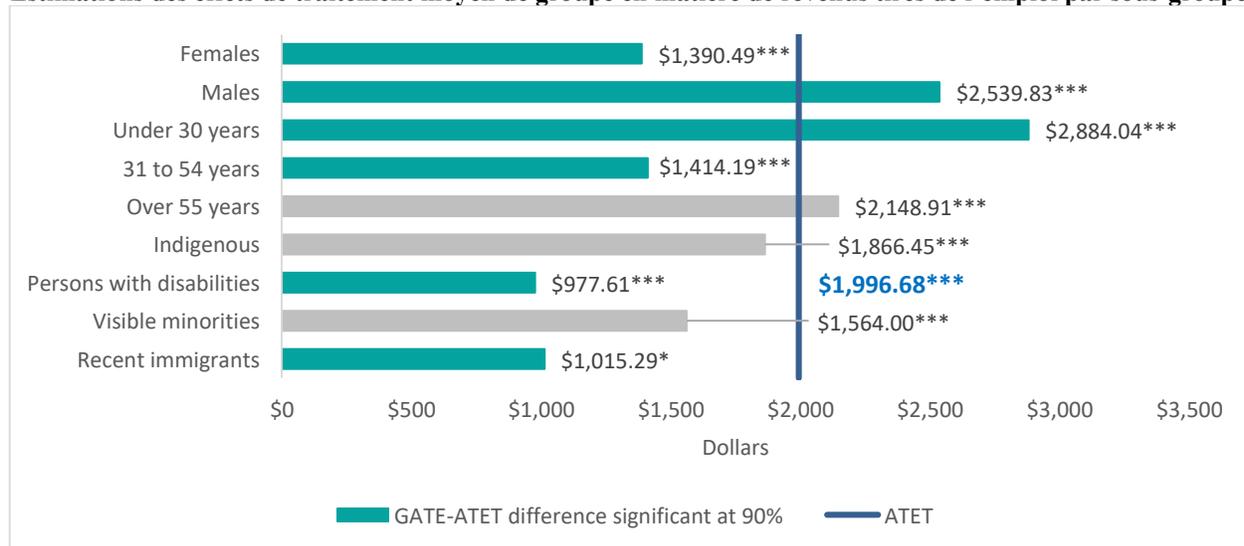


Note : ETMI = Effets de traitement moyens individualisés

Source : Plateforme de données du Programme du marché du travail d'Emploi et Développement social Canada

La figure 4-4 ci-dessous montre l'effet de traitement moyen de groupe par sous-groupes pour ce qui est des revenus tirés de l'emploi. Les résultats indiquent que tous les sous-groupes ont connu des améliorations positives et statistiquement significatives de leurs revenus tirés de l'emploi à la suite d'une intervention de développement des compétences. On a constaté que le développement des compétences est plus efficace dans l'amélioration des revenus d'emploi des jeunes et des participants de sexe masculin.

Figure 4-4
Estimations des effets de traitement moyen de groupe en matière de revenus tirés de l'emploi par sous-groupe



Niveau de signification statistique *** 1 %; ** 5 %; * 10 %

Note : GATE = *ETM en français, Effets de traitement moyens de groupe*; ATET = *ETMT en français, Effets de traitement moyens chez les participants traités*

Source : Plateforme de données du Programme du marché du travail d'Emploi et Développement social Canada

5. Conclusion

La présente étude a mis en œuvre une méthode d'apprentissage automatique causale, à savoir un algorithme de forêt aléatoire modifiée, afin de découvrir les effets hétérogènes sur les demandeurs actifs de prestations de l'assurance-emploi qui ont reçu une intervention de développement des compétences dans le cadre des EDMT. Au niveau granulaire, l'étude a produit des effets de traitement moyens individuels, des distributions des ETMI de l'incidence de l'emploi et des revenus tirés de l'emploi. Les écarts-types estimés étaient environ deux fois plus élevés que la valeur de l'ETMT pour toutes les interventions, ce qui indique une hétérogénéité importante dans les ETMI pour tous les résultats.

Dans l'ensemble, les impacts différentiels démontrent que la participation au développement des compétences améliore la participation au marché du travail comparativement à des non-participants semblables. Les effets de traitement moyens de groupe montrent que tous les sous-groupes de participants au développement des compétences ont connu, en moyenne, des améliorations positives et statistiquement significatives de l'incidence de l'emploi et des revenus tirés de l'emploi.

Si la taille des échantillons est suffisamment grande, cette étude peut être élargie pour examiner les profils des participants ayant des effets différentiels en utilisant soit des effets de traitement moyens de groupe pour certains groupes d'intérêt socio-économiques, soit la mise en grappes d'ETMI pour caractériser les groupes qui ont plus ou moins profité des interventions. Ainsi, l'élargissement de cette analyse permettra, pour la première fois, d'apporter un éclairage sur les groupes de participants qui bénéficient le plus ou le moins de la participation au programme.

Les auteurs aimeraient remercier Jérôme Mercier, directeur général intérimaire, Évaluation, qui a appuyé le projet par ses commentaires au niveau de la haute direction.

Bibliographie

Athey, S., Tibshirani, J. et S. Wager 2019, « Generalized Random Forests », *The Annals of Statistics*, 47(2), p. 1148-1178.

Athey, S. et S. Wager (2018), « Estimation and Inference of Heterogeneous Treatment Effects using Random Forests », *Journal of the American Statistical Association*, 113(523), p. 1228-1242.

Cockx, B., Lechner, M. et J. Bollens (2020), « Priority to Unemployed Immigrants? A Causal Machine Learning Evaluation of Training in Belgium », *IZA Discussion Papers*, ZA DP No. 12875.

Lechner, M. (2019), « Modified Causal Forests for Estimating Heterogeneous Causal Effects », rapport non publié, St. Gallen, Switzerland: Swiss Institute for Empirical Economic Research.