

Comment l'IA peut améliorer la recherche d'emploi ?

Policy Brief réalisé à partir du séminaire de Roland Rathelot (CREST) organisé par le Dulbea et le Forem sur le papier de Le Barbanchon et al. (2023)

Policy brief préparé par Benjamine Dejardin

Aperçu

Dans un séminaire organisé par le Dulbea et le Forem dans le cadre d'une série de séminaires sur les politiques d'emploi, Roland Rathelot a présenté le papier de Le Barbanchon et al. (2023), dont il est co-auteur et qui étudie comment un outil d'intelligence artificielle (IA) peut améliorer la recherche d'emploi. Cette note est une synthèse de ce séminaire.

Le Barbanchon et al. (2023) ont élaboré un système de Machine Learning se basant sur l'historique de clics de demandeurs d'emploi en Suède, pour générer des recommandations personnalisées d'offres d'emploi. Ces recommandations, qui sont au nombre de 4 à 10, sont présentes en dessous de la barre de recherche du site web principale en matière de recherche d'emploi en Suède. Dans le cadre d'une expérience randomisée, un groupe d'utilisateurs (groupe de traitement) voyait ces recommandations alors que le groupe contrôle non, et une partie des offres d'emploi ont été sélectionnées pour être visibles par la recommandation (offre d'emploi « traitement ») alors que d'autres offres d'emploi similaires n'ont pas été montrées par la recommandation (offre d'emploi « contrôle »). Cette expérience à « randomisation bilatérale » permet d'évaluer l'impact de ces recommandations sur les comportements de recherche d'emploi et sur l'emploi en général. Leurs résultats sont modestes mais significatifs. Ils montrent que les recommandations augmentent la probabilité de trouver un emploi et que cela ne s'est pas fait à travers une augmentation du nombre de candidature mais plutôt une augmentation du taux de transformation de candidature vers l'emploi. Les effets sont hétérogènes : en effet, l'outil semble bénéficier plus à certains individus qu'à d'autres. De plus, l'algorithme semble sauver des offres moins populaires ou âgées de quelques jours. L'étude semble aussi exclure des effets de retombées négatifs sur les individus et les firmes : en effet, l'augmentation de la visibilité des offres d'emploi recommandées ne semble pas se faire aux dépens d'autres offres d'emploi ou individus.

Contributions principales

- **Voir les recommandations générées par l'IA d'offres d'emploi augmente la probabilité du demandeur d'emploi de trouver un emploi de 0.6%.**
- Il n'y a pas eu d'augmentation du nombre de candidature, mais **une augmentation du taux de transformation de candidature vers l'emploi.**
- Effets hétérogènes : l'effet sur l'emploi est encore plus **positif pour les moins qualifiés et les chômeurs**. De plus, l'outil est **complémentaire** : les recommandations sont particulièrement efficaces quand **l'offre d'emploi recommandée n'est pas dans le même métier que celui recherché par l'individu.**

	Empl.	Earnings	Empl. dur
Panel A: No controls			
User is treated	0.0039** (0.0020)	5.2 (4.2)	0.0027* (0.0016)
Pct impact	0.64	0.63	0.68
Panel B: all controls			
User is treated	0.0038** (0.0018)	3.7 (3.8)	0.0023 (0.0014)
Panel C: DDML			
User is treated	0.0031* (0.0018)	2.2 (3.7)	0.0017 (0.0014)
Observations	245,209	245,209	245,209
Control mean	0.606	830.4	0.389

Tableau 1 : Effets du traitement sur l'emploi et le revenu (Le Barbanchon et al. (2023))

Introduction

Le marché du travail se compose d'un nombre très important d'emplois et de demandeurs d'emploi avec des caractéristiques différentes, et il est possible aujourd'hui, à l'air du numérique, de prendre en considération cette grande diversité en matière de recherche d'emploi. L'intelligence artificielle est particulièrement efficace pour gérer cette hétérogénéité, car elle est capable de prendre en compte une énorme quantité d'information pour générer des recommandations personnalisées sans devoir recourir à des catégories préconçues. Le Barbanchon et al. ont dans leur papier développé un outil de recommandation fondé sur les données anciennes de clics d'utilisateurs sur des offres d'emploi dans un site web de recherche d'emploi et se sont posés les questions suivantes : dans quelles mesures est-ce que faire des suggestions personnalisées d'offres d'emploi changent le comportement de recherche d'emploi des demandeurs d'emploi et dans quelles mesures cela change leur probabilité de trouver un emploi ?

Pour répondre à ces questions les auteurs ont mis en place une expérience en partenariat avec Arbetsförmedlingen, le service public de l'emploi Suédois. L'expérience consistait à lancer un algorithme basé sur l'intelligence artificielle sur Platbanken.se, le site web et plateforme principale de Arbetsförmedlingen où la grande majorité des offres d'emploi est postée. L'algorithme générait des suggestions d'offres d'emploi aux utilisateurs du site en se basant sur l'historique de clics des utilisateurs de Platbanken.se. L'expérience s'est déroulée d'avril 2021 à mars 2022.

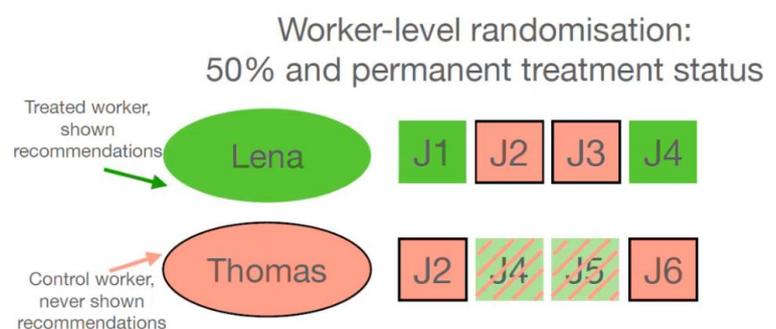
Méthodologie empirique

L'algorithme utilisé se base sur le concept de « collaborative filtering », il génère un grand tableau avec en ligne tous les demandeurs d'emploi et en colonne toutes les offres d'emploi. Il faut le visualiser comme un tableau avec quasiment que des « 0 » et quelques fois un « 1 » quand l'individu a cliqué sur une offre d'emploi les 30 derniers jours. C'est en quelque sorte un gros tableau de clics, réestimé toutes les nuits, à partir duquel on prédit les offres d'emploi intéressantes pour un individu et sur lesquels il n'a pas encore cliqué. A partir de cette matrice l'algorithme caractérise chaque individu et chaque offre, sous la forme d'une liste de nombre (de vecteur 128). Cette liste de nombre caractérise le type de l'individu tel qu'on le déduit des clics qu'il a fait ces 30 derniers jours. Quand un individu clique sur une offre d'emploi vacant, il le « note » implicitement.

Après que le type de l'individu et de l'offre d'emploi soit connu, il est alors possible de refaire le produit de chaque type un par un et de déterminer le score d'adéquation entre cet individu et cette offre d'emploi. Pour chaque individu, l'algorithme prend toutes les offres d'emploi sur lesquelles l'individu n'a pas encore cliqué et va utiliser ceux qui ont le score le plus élevé pour générer les

recommandations. Les recommandations apparaissent en bas de la barre de recherche dans un style très sobre. Il y avait entre 4 et 10 recommandations d'offres d'emploi qui pouvaient être montrées. Dans un premier temps, l'algorithme avait tendance à surreprésenter les offres d'emploi qui avaient beaucoup de clics et beaucoup de candidats. Les auteurs ont donc enlevé de l'algorithme les publications d'offre d'emploi avec plus de 200 vues.

Le Graphique 1 est une illustration de la méthode de randomisation employée pour l'expérience randomisée « bilatérale ». Prenons Lena et Thomas, deux utilisateurs qui cherchent une offre d'emploi sur le site web. Ils voient tous les deux la barre de recherche habituelle qui permet de rentrer des mots-clés pour chercher une offre d'emploi. La différence est que Thomas ne verra pas les offres d'emploi recommandées par l'algorithme en dessous de la barre de recherche alors que Lena verra ces recommandations. De plus, il y a des offres d'emploi qui n'apparaîtront jamais



Graphique 1: Illustration de la méthode de randomisation (Barbanchon et al. (2023))

(celles en rouge) dans les recommandations, et celles en vert qui apparaîtront dans les suggestions. Les individus traités et les offres d'emploi traitées sont sélectionnés aléatoirement.

Résultats

Le tableau 2 compare le profil des offres d'emploi recommandées par l'algorithme et les offres auxquelles les demandeurs d'emploi (DE) cliquent spontanément. Les offres d'emploi recommandées par l'algorithme sont en moyenne à 46.7 km du DE, ce qui est assez similaire à la distance des offres d'emploi auxquelles les DE cliquent (spontanément ils cliquent à 50.5 km, sont en emploi à 23.4 km et candidatent à 47 km). En termes de distance occupationnelle, 11% des clics, 13.3% des candidatures et 11.1% des emplois sont dans le même code métier. Les recommandations éloignent légèrement les DE de leur code métier en moyenne, puisque seulement 7.7% des offres d'emploi recommandées sont dans le même code métier. On voit que l'algorithme met en valeur des offres un peu moins populaire en moyenne (la popularité est calculée par le nombre de clic qu'une offre reçoit pendant les 30 premiers jours de sa publication) et un peu plus âgés. En effet, les DE cliquent spontanément sur des offres de 12.5 jours alors que l'algorithme recommande en moyenne des offres de 18.5 jours. Cela peut être considéré comme une bonne chose car il est possible qu'une offre un peu plus vieille soit très pertinente pour l'utilisateur mais moins mise en valeur dans le site du fait de son ancienneté.

En moyenne un individu fait 0.4 candidatures par jour. Les individus du groupe traité ont candidaté 1% de moins que les individus du groupe de contrôle, cependant le résultat n'est pas très significatif. Les individus du groupe de traitement ont candidaté 31% de plus à une offre recommandée dans le sous-ensemble des offres d'emploi recommandées, par rapport aux individus du groupe contrôle, soit 0.00438 candidatures de plus pour les individus du groupe traité. Il est normal de ne pas observer d'importante magnitude dans les résultats, puisqu'en temps normal il n'y a que 0.4 candidatures par jour en moyenne et que l'algorithme ne recommande pas plus de 10 offres d'emploi. Il y a eu un effet de réallocation, les candidatures ont baissé de 2% pour toutes les autres offres d'emploi et les offres de contrôle (celles qui sont assez similaires aux offres d'emploi de traitement mais qui n'ont pas été montrées). A partir du tableau 1, on observe un impact de 0.6% sur le taux d'emploi, donc il y a un peu plus de chance d'observer une période d'emploi pour les individus traités que pour le groupe de contrôle. Il n'y a pas d'effet significatif sur les revenus totaux (somme des revenus des individus) mais on observe que l'effet en pourcentage est similaire à l'effet d'emploi. Il y a un effet positif sur les revenus et celui-ci vient entièrement du fait que les individus « traités » sont un peu plus en emploi que le groupe de contrôle. L'effet emploi induit un effet revenu, mais il n'y a pas d'effet de salaire.

Les auteurs ont créé un groupe de « super-contrôle » pour faire une randomisation au niveau du marché du travail et voir si la mise en place du modèle IA a eu des effets indirects sur les offres d'emploi « contrôle ». Ils ont observé que les entreprises dans les zones de traitement qui publient des offres d'emploi de contrôle reçoivent moins de candidature, mais l'effet n'est pas significatif. Il exclut donc la possibilité qu'il y ait eu des effets trop négatifs du programme, et que celui-ci n'a pas détérioré la situation pour les entreprises dans le groupe de contrôle dans les zones traitées.

Les auteurs ont aussi comparé la probabilité d'être en emploi pour un individu traité sur une vacance traitée par rapport à un individu contrôle sur une vacance contrôle. Il se trouve que les effets les plus importants sont observés pour les personnes les moins qualifiées (ce qui représente les 15-20% les moins éduqués en Suède) et les personnes au chômage. De plus, l'effet est plus important pour ceux qui initialement regardent les offres d'emploi un peu plus loin en termes de distance géographique, potentiellement parce qu'ils sont plus ouverts d'esprit en termes d'offre d'emploi. L'effet d'emploi est aussi plus important quand on recommande des offres dont la publication date un

Recommended ads vs. ads viewed spontaneously (Control workers)

Compare average distance btw reference municipality/occupation and clicked/applied/hiring/recommended vacancy

	Spontaneous activity			Recommendations
	clicks	app	emp	all
Geo Dist (km)	50.5	47.0	23.4	46.7
Occ (same 4 digits)	0.110	0.133	0.111	0.077
Popularity	12.4	13.0	12.3	9.9
Days since publication	12.5	12.6	9.9	18.5

Popularity: # clicks received by the vacancy during the first 30 days after publication from control users

Tableau 2: Comparaison du profil des offres d'emploi recommandées par l'algorithme et les offres d'emploi auxquelles les gens cliquent d'habitude (Le Barbanchon et al. (2023))

peu plus. Finalement, l'outil est complémentaire : les recommandations fonctionnent mieux lorsque l'offre d'emploi recommandée n'est pas dans le même métier que celui recherché par l'individu. L'outil a une importante plus-value car il promeut des offres d'emploi que l'individu n'aurait pas vu naturellement.

Implications en matière de politique publique

L'outil en question a potentiellement souffert d'un problème de visibilité : en effet, les offres d'emploi recommandées en dessous de la barre de recherche dans le site sont présentées de manière très sobre. Il faudra probablement réfléchir à des questions de visibilité des recommandations dans une application future. Malgré la faible visibilité de l'outil, il a néanmoins servi à proposer des offres d'emploi pertinentes aux demandeurs d'emploi et d'élargir leur champ de recherche, et a eu un important effet sur le comportement de recherche d'emploi des DE. Les effets sur l'emploi sont modestes mais significatifs, et cela s'est probablement fait à travers des taux de conversion candidatures-emploi plus importants.

Les effets de ce système de recommandations sont hétérogènes : l'impact sur l'emploi est encore plus positif pour les moins qualifiés et les chômeurs. Il y a aussi des effets hétérogènes par rapport au type d'offre d'emploi recommandée, ce qui nous renseigne sur le genre de recommandation qu'il vaudrait mieux faire. Par exemple, recommander des offres un peu plus lointaines en termes de distance occupationnelle aux demandeurs d'emploi s'est avéré plus efficace. Ce dernier fait est particulièrement intéressant puisqu'il existe des problèmes d'inadéquation entre les compétences des demandeurs d'emploi et les besoins des employeurs, comme le souligne le rapport annuel 2022 du Forem [\[ici\]](#), et qui pourraient potentiellement être en partie adressé par l'IA.

Le cout marginal d'installer l'algorithme est relativement faible, l'intervention n'est pas du tout onéreuse. Dans ce cas-ci, même si l'effet de l'expérience a été petit sur l'emploi, le rapport coût-bénéfice est intéressant. Cela nous amène à nous poser des questions quant à l'amélioration de l'outil IA dans la recherche d'emploi : Est qu'on peut améliorer la visibilité des recommandations du modèle IA ? Est-ce qu'on peut améliorer l'outil pour que celui-ci puisse être utile pour d'autres catégories d'individus ? Est-ce qu'on peut résoudre d'autre asymétrie d'information que celle que l'on résout maintenant ? Est-il possible d'utiliser d'autres types d'information dans ce modèle IA pour augmenter la précision du type d'emploi recommandé aux demandeurs d'emploi ?

Références

[Le Barbançon, Thomas. , Hensvik, Lena. & Rathelot, Roland. \(2023\). How can AI improve search and matching? Evidence from 59 million personalized job recommendations](#)



Auteurs, sites personnels :

[Thomas le Barbançon](#)

[Lena Hensvik](#)

[Roland Rathelot](#)



En savoir plus à propos de notre recherche sur Twitter : [@Dulbea_Ulb](#)