

Juin 2024

POLICY BRIEF N°24.04

Quels sont les effets des recommandations automatisées et personnalisées pour la recherche d'emploi des chômeurs de longue durée ?

Policy Brief réalisé à partir du séminaire de Michèle Belot (Cornell University) organisé par le Dulbea et le Forem sur les papiers Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024). *Policy Brief* préparé par Benjamine De Jardin

APERÇU

Dans un séminaire organisé par le Dulbea et le service Veille, analyse et prospective du Forem dans le cadre d'une série de séminaires sur les politiques d'emploi, Michèle Belot a présenté les papiers de Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024), dont elle est co-auteurice et qui étudie l'impact d'un système de recommandations automatisées et personnalisées pour la recherche d'emploi sur le taux d'emploi et la qualité de l'emploi. Cette note est une synthèse de ce séminaire.

Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024) ont mené deux expériences randomisées utilisant un outil prédictif pour le placement des demandeurs d'emploi sur le marché du travail, démontrant que la proposition d'offres d'emploi personnalisées des demandeurs d'emploi augmente le taux de retour à l'emploi et la qualité des correspondances. En utilisant des données administratives et des informations issues de CV sur les transitions réussies d'un emploi à un autre, ils ont développé un outil de prédiction appelé matrice de transition pour recommander les transitions professionnelles les plus fructueuses et fréquentes. Une expérience a implémenté ces recommandations directement via une plateforme de recherche d'emploi, tandis que l'autre a utilisé la communication par courriel. Leurs résultats soulignent que ces effets sont particulièrement marqués pour les demandeurs d'emploi les plus vulnérables, tels que les chômeurs de longue durée.

ÉLÉMENTS-CLÉS

- ▶ **Les systèmes de recommandations automatisées et personnalisées pour la recherche d'emploi**, basés sur les transitions emploi-emplois les plus fréquents, montrent des **résultats positifs et significatifs** en termes de **retour au marché du travail** et de **qualité des correspondances générées**.
- ▶ Dans une expérience où les recommandations étaient intégrées directement dans une plateforme de recherche d'emploi, les résultats ont été significatifs : il y a eu une **augmentation de 30% d'emploi d'une durée minimale de 6 mois avec un temps de travail minimal** et de **40% d'emploi mieux rémunéré** par rapport au groupe de contrôle.
- ▶ Les recommandations ont particulièrement **bien fonctionné pour les chômeurs de longue durée**.
- ▶ Une autre expérience, impliquant l'envoi de courriels avec des recommandations d'emplois, a permis d'observer une **augmentation de 5 % du taux d'insertion à l'emploi**, avec **des emplois mieux payés et des heures de travail accrues**, par rapport au groupe contrôle.

INTRODUCTION

La recherche d'emploi a considérablement évolué ces dernières années, notamment avec la transition vers des plateformes en ligne, offrant une efficacité accrue. Cependant, la tâche des conseillers en emploi demeure complexe en raison de la diversité des profils des demandeurs et de la nécessité de les aligner avec les tendances du marché du travail. Il est donc important de trouver des moyens de soutenir les conseillers à travers des plateformes en ligne et des systèmes de recommandation.

Les technologies numériques permettent un conseil personnalisé grâce à des algorithmes d'apprentissage automatique. Les plateformes de recherche d'emploi en ligne montrent un fort potentiel : elles facilitent l'intégration des recommandations et l'accès aux informations sur les offres d'emploi. Cependant, un défi majeur de ces plateformes réside dans le faible coût de candidater, ce qui peut entraîner un afflux massif de candidatures pour chaque poste vacant, et que cela complique l'identification des correspondances de « qualité ». Les systèmes de recommandation peuvent améliorer la qualité des correspondances et réduire la congestion sur certaines offres, optimisant ainsi l'ensemble du processus de recrutement.

MÉTHODOLOGIE EMPIRIQUE

Pour pouvoir comprendre la méthodologie pour élaborer le système de recommandation dans Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024), il est nécessaire de comprendre les algorithmes courants dans le domaine de la recommandation pour la recherche d'emploi.

Algorithmes courants pour la recommandation : stratégies de filtrage collaborative et les recommandations basées sur le contenu

Il existe deux algorithmes courants de recommandations pour diriger les demandeurs d'emploi vers des postes vacants. Le premier est basé sur les stratégies de filtrage collaborative (collaborative filtering strategies) et le deuxième est basé sur le contenu. Les algorithmes basés sur la première méthode de filtrage collaborative se base sur le comportement de recherche des utilisateurs de site web où des annonces sont postés. L'historique des clics des utilisateurs sur les annonces permettent de générer des recommandations aux nouveaux utilisateurs qui partage des similitudes avec les autres utilisateurs qui ont cliqués. Par exemple, si un utilisateur A a cliqué sur l'annonce 1, 2 et 3, et que l'utilisateur B a cliqué sur l'annonce 1 et 3, alors l'algorithme recommandera l'annonce 2 à l'utilisateur B car celui-ci est similaire dans le comportement de recherche de l'utilisateur A. Cette méthode est donc « agnostique » sur les compétences des utilisateurs A et B. La deuxième famille d'algorithme sont les algorithmes basés sur le contenu qui utilise les informations se trouvant dans les CV des utilisateurs et ceux se trouvant dans les descriptions d'offre d'emploi pour y trouver des similitudes et proposer des matchs adéquats.

Ces deux méthodes présentent néanmoins des défis. On peut identifier 3 défis majeurs pour les algorithmes se basant sur les stratégies de filtrage collaboratif. Le premier étant la rareté des offres d'emplois. En effet, la recommandation d'annonce où plusieurs demandes sont déjà faites accentue la congestion de ces offres alors que d'autres offres moins populaires sont moins mises en avant. Le deuxième défi provient du fait que beaucoup des recommandations sont basées sur des clics de

personne qui passent plus de temps à chercher, et que ce n'est donc peut-être pas le plus informatif sur les manières optimales de trouver de l'emploi. Finalement, l'algorithme pourrait potentiellement perpétuer des biais, puisqu'il aura tendance à recommander des postes similaires pour des profils similaires, et perpétué par exemple des biais de genre. Quant à l'algorithme de contenu, le défi principal lié à cette méthode est qu'il utilise les traitements automatiques des langues ou Natural Languages Processing (NLP) pour analyser les textes des CV et des offres d'emplois, mais que le NLP n'est pas parfait. En effet, le NLP peut ne pas toujours faire la distinction entre les mots pertinents et ceux qui ne le sont pas, et cela augmente le risque de proposer des matches inadéquats.

Méthodologie utilisé dans les travaux de Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024)

Dans les études de Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024), les auteurs ont développé un outil de prédiction basé sur les transitions passées d'un emploi à un autre, visant à créer un nouveau système de recommandation pour la recherche d'emploi.

Il existe une quantité importante d'informations sur les transitions réussies sur le marché du travail, issues de données administratives et de CV. Ces informations peuvent être utilisées pour créer des matrices de transition. Un exemple fictif est présenté dans le tableau 1. Ce tableau peut se lire ainsi : parmi les individus qui étaient serveurs ou serveuses en 2015, 80 % sont restés serveurs en 2016, 15 % sont devenus assistants commerciaux ou assistantes commerciales, et 5 % sont devenus barmans ou barmaids. Ces matrices peuvent être utilisées pour faire des recommandations aux demandeurs d'emploi, en s'appuyant sur les transitions passées et réussies pour guider ceux qui cherchent un emploi. Dans l'exemple du tableau 1, un individu précédemment serveur peut se voir recommander des occupations avec les transitions les plus fréquentes, telles que serveur/serveuse et assistant commercial/assistante commerciale. Cela permet d'utiliser les données historiques pour offrir des conseils personnalisés et potentiellement plus efficaces aux demandeurs d'emploi.

Tableau 1: Exemple fictif de matrice de transition

| Occupation en 2015 | Occupation en 2016 | | |
|---|--------------------|---|----------------|
| | Serveur/serveuse | Assistant commercial/ Assistante commerciale | Barman/Barmaid |
| Serveur/serveuse | 80% | 15% | 5% |
| Assistant commercial/ Assistante commerciale | 15% | 80% | 5% |
| Barman/Barmaid | 5% | 5% | 90% |

Les auteurs ont aussi exploité les données d'O*net, une plateforme américaine qui recense de manière exhaustive les compétences associées aux occupations, et donc crée des listes de professions connexes en termes de compétences.

Voici deux études co-écrites par Michèle Belot sur l'effet des recommandations personnalisées sur le retour à l'emploi.

1. Belot et al. (2022) : Dans cette étude qui s'est déroulée en Angleterre entre 2019 et 2020, les auteurs ont collaboré avec un partenaire de placement des demandeurs d'emploi. Les recommandations issues des matrices de transition ont été directement intégrées dans la plateforme du partenaire, où le demandeur d'emploi devait indiquer la profession où il souhaitait chercher un emploi. La plateforme suggérait alors les professions connexes (issues de la matrice) à la profession indiquée. L'étude initiale comprenait 1 400 chômeurs de longue durée, parmi lesquels 800 ont utilisé la plateforme au moins une fois. Ce groupe de demandeurs d'emploi était particulièrement difficile à placer : 80 % étaient au chômage de longue durée, 50 % avaient une incapacité, et 10 % n'avaient jamais eu d'emploi. Dans les recommandations, puisqu'une partie des demandeurs n'avait jamais eu d'emploi, il y a eu l'ajout d'une partie de recommandations non personnalisées, c'est-à-dire 18 professions identifiées comme ne requérant pas de compétences spécifiques et qui étaient en forte demande.
2. Belot et al. (2024) : Cette étude aux Pays-Bas impliquait 30 000 chômeurs recherchant une des 21 professions offrant de faibles perspectives d'emploi (peu de postes vacants et beaucoup de demandes). Les recommandations étaient envoyées par courriel. Si un demandeur d'emploi avait indiqué une profession A, où les perspectives étaient faibles, il recevait des suggestions pour des professions connexes issues de la matrice. Chaque recommandation comprenait des informations sur les perspectives d'emploi, les compétences requises, le risque lié à l'automatisation et un lien vers une page web avec plus de détails

L'effet des recommandations a été évalué par des expériences randomisées : les individus étaient aléatoirement assignés à un groupe de contrôle ou à un groupe de traitement. Le groupe de contrôle recevait les recommandations habituelles, tandis que le groupe de traitement avait accès aux recommandations élaborées par les auteurs basés sur le concept de matrices de transition.

RÉSULTATS

Cette section rapporte les résultats de l'étude Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024).

Belot et al. (2022)

La Figure 1 montre l'impact des recommandations sur la probabilité de trouver un emploi stable (ici on considère qu'un demandeur d'emploi trouve un emploi stable s'il y reste plus de 6 mois) et de trouver un emploi avec un salaire au-dessus de £3415. En abscisse on a les mois depuis l'inscription à la plateforme de recherche d'emploi, et en ordonnées la différence entre les résultats du groupe de contrôle et celui du groupe de traitement. Par exemple, pour la figure en haut à gauche, on voit que 9 mois après avoir cherché dans la plateforme, il y a une différence de 5 points de pourcentage entre la part d'individu dans le groupe de traitement qui trouve un emploi stable et la part d'individu dans le groupe de contrôle qui trouve un emploi stable (cela revient à une augmentation de 30% par rapport au groupe de contrôle). La figure en bas à gauche montre qu'à 9 mois, il y a une différence de près de 4 points de pourcentage entre la part d'individu dans le groupe de traitement qui trouve un emploi qui paie plus de £3415 et la part d'individu dans le groupe de contrôle qui trouve un emploi qui paie plus de £3415 (cela revient à une augmentation de 40% par rapport au groupe de contrôle).

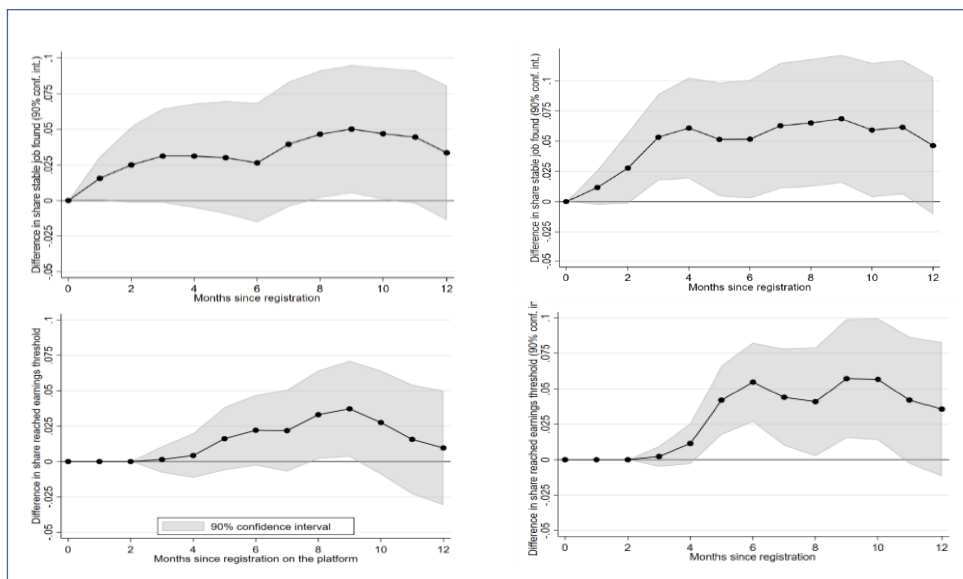


Figure 1. Impact des recommandations sur la probabilité de trouver un emploi stable (2 figures du haut) et un emploi au-dessus d'un salaire de £3415 (2 figures du bas). La colonne de droite montre les effets sur les chômeurs de longue durée et la colonne de gauche montre les effets sur tous les demandeurs d'emploi qui ont cherché dans la plateforme. Les effets présentés sont cumulatifs.

Source : Belot et al. (2022)

Par rapport au groupe de contrôle, le groupe ayant reçu les recommandations personnalisées ont en moyenne plus trouvé d'emplois stables et des emplois qui paient plus. Les effets sont encore plus nets pour les chômeurs de longue durée (défini comme étant au chômage depuis plus d'un an et demi), dont les effets sont représentés dans les graphes à droite de la Figure 1. Dans le graphe en haut à droite, on lit que 9 mois après avoir cherché dans la plateforme, il y a une différence de près de 7,5 points de pourcentage entre la part d'individu dans le groupe de traitement de chômeurs de longue

durée qui trouve un emploi stable et la part d'individu dans le groupe de contrôle de chômeurs de longue durée qui trouve un emploi stable. Dans le graphe en bas à droite, on voit que 9 mois après l'inscription, la différence en termes d'emploi qui paie mieux est de plus de 5 points de pourcentage. Les auteurs ont aussi trouvé que la combinaison des recommandations des professions connexes et des professions ne requérant pas de compétences spécifiques était particulièrement efficace.

En vue de ces résultats positifs et significatifs, le partenaire de placement des demandeurs d'emploi a décidé d'implémenter ce système de recommandations de manière permanente.

Belot et al. (2024)

Dans l'expérience aux Pays-Bas, l'envoi de mail avec des recommandations d'emplois connexe a eu pour effet d'augmenter le taux d'emploi du groupe traitement de 5% (ou de 2,5 points de pourcentage) par rapport au groupe de contrôle.

La Figure 2 montre les résultats de Belot et al. (2024) en terme de « qualité » des emplois trouvés. La première ligne montre le nombre d'heure de travail de l'emploi trouvé. On voit une différence de 2,5h de travail par mois entre le groupe contrôle et le groupe de traitement (soit une augmentation 4,5% pour le groupe de traitement par rapport au groupe de contrôle), et qui reste relativement la même pendant les 18 mois après l'intervention. La deuxième ligne montre les revenus du travail engendrée par l'emploi trouvé (calculés en multipliant les heures de travail par le salaire et par la probabilité d'avoir un emploi) et on voit que les revenus sont 4% plus élevé que ceux du groupe de contrôle.

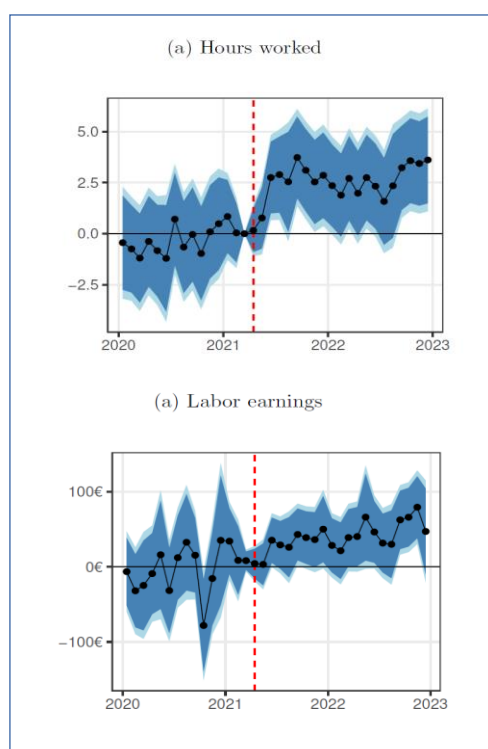


Figure 2. Impact des recommandations sur le temps de travail (figure du haut) et les revenus du travail (figure du bas)

Source : Belot et al. (2024)

IMPLICATIONS EN MATIÈRE DE POLITIQUE PUBLIQUE

Les résultats des études menées par Belot et al. (2022) et Belot et al. (2024) démontrent qu'il est possible d'augmenter le taux d'insertion à l'emploi, les revenus et les heures de travail après une période de chômage grâce à des conseils à faible coût. En utilisant des données riches provenant de CV ou de données administratives, il est possible de construire des outils comme les matrices de transition pour générer des correspondances employeur-employé de haute qualité. Ces résultats indiquent également que l'utilisation de ces outils de prédiction peut particulièrement aider les populations vulnérables, comme les chômeurs de longue durée. Plusieurs interprétations sont possibles à cela. D'une part, le simple fait d'être mieux outillé pour la recherche d'emploi augmente la probabilité de trouver un emploi. D'autre part, il est aussi possible que plus la durée de chômage s'allonge, plus les chômeurs de longue durée sont réceptifs aux recommandations.

Il reste encore de nombreuses pistes à explorer pour améliorer les systèmes de recommandation pour la recherche d'emploi. Par exemple, il serait bénéfique d'acquérir une meilleure compréhension des préférences des demandeurs d'emploi, telles que leurs attentes en termes de flexibilité, afin d'optimiser la correspondance entre employeur et employé. Intégrer les tendances du marché du travail pour permettre aux demandeurs d'emploi d'identifier les opportunités géographiquement et de mieux visualiser les évolutions du marché constitue également une piste intéressante. Enfin, étant donné le découragement fréquent parmi les chômeurs, il serait utile de fournir des informations qui permettent d'ajuster leurs attentes de manière réaliste, et d'étudier l'impact de ces ajustements sur le taux d'insertion à l'emploi.

RÉFÉRENCES PRINCIPALES

- ▶ Belot, M., Kircher, P., & Muller, P. (2022). Do the long-term unemployed benefit from automated occupational advice during online job search?, [IZA DP n° 15452](#)
- ▶ Belot, M., de Koning, B., Fourage, D., Kircher, Ph., Muller, P., & Phlippen, S. (2024). Advising Job Seekers in Occupations with Poor Prospects: A Field Experiment



Département d'économie
appliquée de l'ULB

dulbea.ulb.be

+32 (2) 650 41 11 • dulbea@ulb.be
Avenue Franklin D. Roosevelt 50, CP140
B-1050 Brussels

 [@dulbea_ulb](#)

 [Dulbea ULB](#)

 [Dulbea ULB](#)