

Les conséquences économiques de l'intelligence artificielle

Lino Galiana

DANS **IDÉES ÉCONOMIQUES ET SOCIALES** 2018/2 (N° 192), PAGES 27 À 33
ÉDITIONS **RÉSEAU CANOPÉ**

ISSN 2257-5111

DOI 10.3917/idee.192.0027

Article disponible en ligne à l'adresse

<https://www.cairn.info/revue-idees-economiques-et-sociales-2018-2-page-27.htm>



CAIRN.INFO
MATIÈRES À RÉFLEXION

Découvrir le sommaire de ce numéro, suivre la revue par email, s'abonner...

Flashez ce QR Code pour accéder à la page de ce numéro sur Cairn.info.



Distribution électronique Cairn.info pour Réseau Canopé.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

Les conséquences économiques de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle bénéficie d'une forte exposition médiatique et génère de nombreuses spéculations sur le futur de l'emploi. Quels effets attendre de la diffusion des données et algorithmes au-delà de leurs secteurs traditionnels ?

Une notion complexe à appréhender

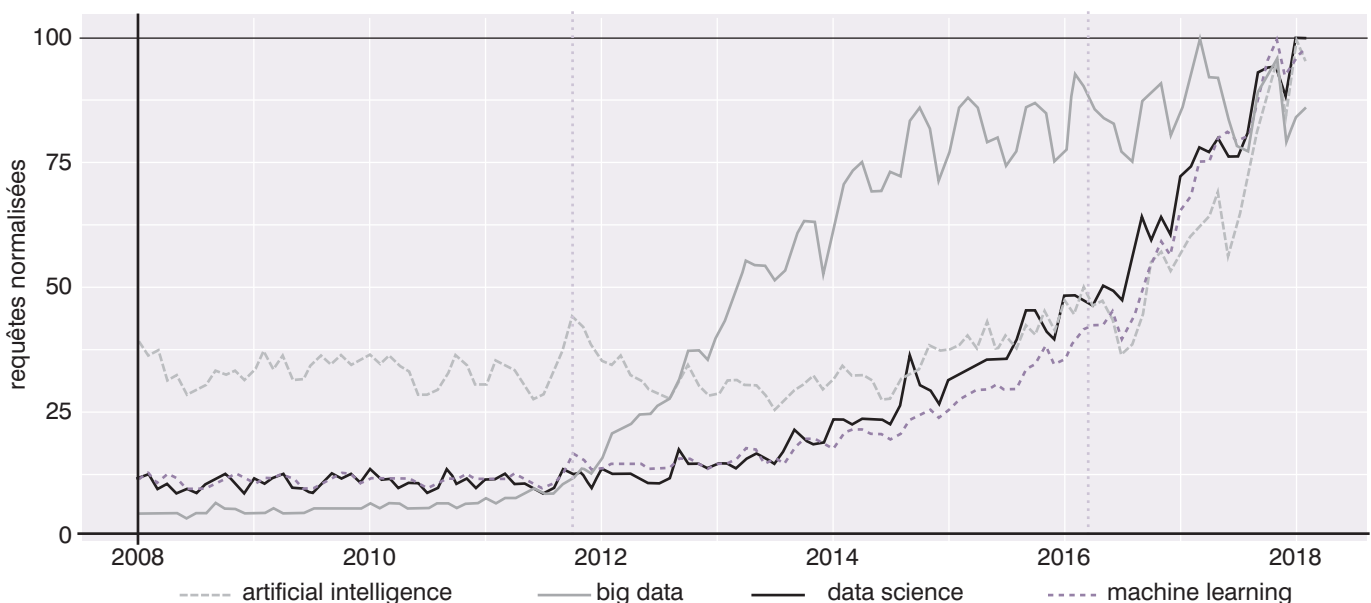
Le concept d'intelligence artificielle n'a pas de définition consensuelle. Le terme « intelligence artificielle » évoque plutôt une notion ancrée dans l'imaginaire populaire, construite par la littérature et le cinéma, et exploitée par certains acteurs du secteur numérique à des fins commerciales. Le terme fait l'objet d'un indiscutable effet de mode, tout comme certains sujets qui lui sont liés. Cette bulle médiatique est illustrée dans la figure 1 qui retrace la montée en puissance des recherches internet sur le sujet « *artificial intelligence* » et des expressions proches. On remarque une rupture structurelle dans l'intérêt populaire vis-à-vis de l'intelligence artificielle. Jusqu'en 2014, la tendance était à une relative stabilité des recherches internet sur le sujet, avec des périodes d'intérêt reliées à certains événements

particuliers, comme la mise en place de modules de reconnaissance automatique de langages sur smartphones. Une rupture a néanmoins eu lieu à partir de 2014. Le sujet est dès lors devenu de plus en plus populaire, ce qui se traduit par une croissance exponentielle des recherches sur internet. Cette tendance de fond est également suivie par un intérêt pour des notions reliées, et souvent confondues, comme le terme de *machine learning* (voir encadré pour les différences conceptuelles entre les notions proches).

Cependant, malgré l'intérêt croissant pour le sujet, la notion d'intelligence artificielle conserve un caractère flou. Les délimitations conceptuelles ne sont pas claires, y compris au sein de la littérature académique. La notion d'intelligence artificielle dans le débat public renvoie en fait à la question de l'apprentissage statistique, ensemble des procédures

Lino Galiana, élève à l'ENSAE et à l'ENS de Lyon.

Figure 1. Recherches internet sur les sujets reliés à l'intelligence artificielle



Source : d'après Google Trends. Les données sont normalisées. Pour chaque requête, la normalisation est faite en pourcentage du nombre maximal de requêtes observées sur la période.

Apprentissage : distinguer les notions et leurs champs d'application

Apprentissage statistique : ensemble des techniques permettant une adaptation de la machine au cours du processus d'estimation. Par rapport aux méthodes statistiques traditionnelles, l'approche par apprentissage donne plus d'importance à l'algorithmique.

L'apprentissage peut être supervisé s'il est effectué sur des exemples pour lesquels l'homme a une connaissance de l'objet et peut ainsi déterminer de manière non équivoque si l'algorithme a fait une erreur. Par exemple, les images que doit reconnaître l'algorithme ont déjà été étiquetées par l'homme, ou les diagnostics médicaux sur lesquels l'algorithme doit s'entraîner ont déjà été faits.

L'apprentissage non supervisé a lieu lorsqu'il n'y a pas de structure connue fournie à l'algorithme, seulement des exemples. À partir de ces derniers, la machine doit déterminer les structures cachées permettant de relier les exemples. Par exemple, à partir d'un ensemble de comportements, la machine doit déterminer des groupes typiques de consommateurs, situation où il n'y a pas de groupes objectifs qui pourraient servir à un utilisateur humain d'évaluer la pertinence de l'algorithme.

Bien que la frontière soit parfois floue, on distingue principalement deux approches d'apprentissage, le *machine learning* (apprentissage automatique) et le *deep learning* (apprentissage profond) :

Machine learning : ensemble des méthodes où la structure du problème est à un seul niveau, c'est-à-dire où l'interaction entre les variables proposées à l'algorithme est directe.

Deep learning : classe particulière des méthodes d'apprentissage dédiée aux phénomènes complexes pour lesquels une structure à plusieurs niveaux est nécessaire. Les modèles les plus connus dans cette classe sont les réseaux neuronaux, pour lesquels l'architecture avec plusieurs niveaux connectés entre eux par des liaisons est censée reproduire la structure du cerveau.

Le *machine learning* est principalement utilisé pour la recommandation (rechercher les consommateurs les plus proches d'un individu pour faire des recommandations des produits), le *clustering* (définition de groupes typiques, par exemple d'utilisateurs d'un réseau social), la détection automatique de fraudes, anomalies ou erreurs de saisies.

Le *deep learning* intervient pour résoudre des problèmes appelant des méthodes plus complexes, comme la reconnaissance automatique de textes et le traitement du langage ou la reconnaissance d'images (analyse des émotions, diagnostics automatiques à partir d'images médicales, compréhension de l'environnement proche pour les voitures autonomes).

permettant de dégager des règles générales à partir d'exemples. Cette démarche, fondamentalement inductive, consiste ainsi, plutôt que de structurer les données selon un modèle – approche statistique – à laisser un algorithme structurer des données à partir d'une suite d'exemples. On peut illustrer cela par le cas suivant : grâce à l'historique de nombreux acheteurs, un algorithme va déterminer que deux biens sont complémentaires parce que l'achat de l'un entraîne peu de temps après l'achat de l'autre. Cet apprentissage par l'exemple est censé reproduire l'apprentissage humain, raison pour laquelle ces techniques sont généralement considérées comme le point de départ de l'intelligence artificielle. Par exemple, les algorithmes de reconnaissance visuelle sont entraînés par un apprentissage consistant à classer des images. Dans cette logique, l'intelligence artificielle du jeu de go *AlphaGo*, devenue meilleure que l'homme, a ainsi appris les stratégies en jouant des millions de parties contre elle-même avec comme unique connaissance *a priori* les règles du jeu (apprentissage par renforcement). Cette forme d'apprentissage par auto-entraînement est très différente des générations précédentes d'intelligence artificielle. Deep Blue, la machine ayant battu Kasparov aux échecs, fonctionnait par calcul de la meilleure

stratégie en fonction d'un historique de coups joués lors de parties passées. Sa force provenait uniquement de sa capacité de calcul, et non d'une connaissance inductive comme *AlphaGo*.

Le développement de ces méthodes est intrinsèquement lié à l'émergence du *big data*, ou données en grande dimension. Les algorithmes d'apprentissage ont en effet besoin de beaucoup de données pour produire des résultats fiables. Là où un être humain pourrait n'avoir besoin que de peu d'exemples pour apprendre et, par exemple, reconnaître une image, les algorithmes d'apprentissage requièrent un volume important de données¹ [1]. Néanmoins, s'ils disposent d'assez de données, ces algorithmes deviennent très efficaces² [2]. Les gains d'efficacité récents de certaines méthodes d'apprentissage et le développement de nombreuses méthodes et outils logiciels en *open source* ont permis de rendre attractives ces méthodes au-delà des cercles académiques. Par exemple, les méthodes de reconnaissance d'image ont aujourd'hui des performances suffisamment bonnes pour laisser espérer que leurs applications dans des domaines sensibles, où des vies peuvent être en jeu, par exemple dans le champ militaire ou dans celui des voitures autonomes, puissent être réalisables.

¹ Afin de s'assurer de la robustesse des résultats et d'éviter ainsi le problème de dépendance à l'échantillon d'estimation – problème de surapprentissage – la méthodologie standard consiste à construire plusieurs modèles estimés sur un sous-échantillon des données disponibles et de sélectionner celui qui assure les meilleures performances sur l'autre partie des données disponibles (échantillon de validation). Afin d'être performants en validation, les algorithmes d'apprentissage requièrent un volume important de données en estimation.

² Le prix à payer de l'efficacité est que ces algorithmes tendent à être des boîtes noires, pour lesquelles il est difficile de comprendre le processus entraînant le choix final de l'algorithme.

Malgré un essoufflement dans les progrès des processeurs (épuiement de la loi de Moore)³, les progrès dans le domaine du stockage de données et de l'algorithmique rendent ces méthodes attractives pour les entreprises, y compris au-delà du secteur numérique. Les entreprises du numérique ont cependant une place centrale dans l'évolution de ces méthodes puisqu'elles disposent d'une expertise dans la collecte, le stockage et le traitement des données volumineuses que n'ont pas forcément d'autres entreprises.

désirant, par exemple, faire de la publicité. Un autre exemple d'une telle structure est celle des plateformes de livraison, de VTC ou encore de location d'appartement ou d'hôtel. La rémunération de la plateforme prend alors la forme d'une commission automatique sur la transaction entre les deux faces du marché.

Cette structure de marché est connue sous le nom de marché à deux faces (*two-sided markets*) [3] – situation où une plateforme fait le lien entre deux types d'acteurs qui, autrement, auraient des difficultés à s'apparier. Dans une telle situation, la plateforme est

³ Cet épuiement de la loi de Moore ne signifie néanmoins pas que les puissances de calcul des ordinateurs ne progressent plus. Malgré la stagnation de la puissance des processeurs, il est possible, grâce à des techniques raffinées, basées sur le principe des calculs parallèles, de continuer à obtenir des gains d'efficacité malgré la stagnation technologique.

⁴ La rente informationnelle est pour le consommateur le fait que le producteur ne connaisse pas ses caractéristiques et ainsi ne puisse extraire tout son surplus lors d'une transaction. Sur les enjeux des asymétries d'information et de la rente informationnelle, voir Jean-Jacques Laffont, David Martimort, *The Theory of Incentives: the Principal-agent Model*, Princeton, Princeton University Press, 2009.

“Là où un être humain pourrait n'avoir besoin que de peu d'exemples pour apprendre, les algorithmes d'apprentissage requièrent un volume important de données.”

Une valeur difficile à évaluer

Économie de la donnée, monopoles et gains à l'échange

Un autre aspect problématique pour mesurer les promesses de l'intelligence artificielle est celui de l'évaluation de la valeur des données et des algorithmes. Cette valeur n'est pas acquittée par le consommateur de service puisque les réseaux sociaux et moteurs de recherche, principaux collecteurs de données d'usage numérique, sont des services gratuits pour leurs utilisateurs. Ceux-ci bénéficient des effets positifs des externalités de réseau qui incitent à la concentration des usages vers un nombre restreint de fournisseurs de service. Par exemple, dans le cas des moteurs de recherche, l'existence d'une structure centralisatrice réduit les coûts d'opportunité de la recherche pour les utilisateurs et assure aux propriétaires des pages internet l'accessibilité de leur site à tout individu.

En échange de la gratuité pour l'utilisateur, les plateformes, qui agissent en tant qu'intermédiaire, exploitent les données pour leur propre compte ou revendent certaines informations à d'autres acteurs

bénéfique aux deux parties puisqu'elle diminue les coûts de recherche (utilisateur) et réduit les asymétries d'information sur les caractéristiques de l'utilisateur du service, permettant au producteur d'avoir une tarification optimale. Dans une telle situation, la valeur des données et des algorithmes d'intelligence artificielle est le prix de réserve du fournisseur du bien ou service inclus dans la transaction, c'est-à-dire le prix ou la commission maximum que la firme est prête à payer pour pouvoir être mise en lien avec un potentiel consommateur.

Pour l'utilisateur, le gain de surplus associé à une centralisation accrue de la plateforme est ambigu. En effet, les externalités de réseau, qui réduisent les coûts d'information – difficiles à évaluer –, ont pour contrepartie l'extraction d'une information qui permettrait au consommateur de bénéficier d'une rente informationnelle⁴. Pour l'autre face du marché, les bénéfices possibles quant à l'exploitation de cette information ont un coût, celui de la plateforme intermédiaire. Une conséquence naturelle des externalités de réseau est la création de structures oligopolistiques, situation où un nombre limité d'acteurs sont présents sur un marché. La capture du

⁵ Les chiffres proviennent de André Staltz, « The Web began dying in 2014, here's how », site personnel d'André Staltz, 30 octobre 2017. En ligne : <https://staltz.com/the-web-began-dying-in-2014-heres-how.html>

⁶ Georges J. Stigler, The Organization of Industry, Homewood (Ill.), Richard D. Irving, 1968.

⁷ William P. Rogerson, « Contractual solutions to the hold-up problem », The Review of Economic Studies, vol. 59, n° 4, 1992, p. 777-793.

⁸ Les calculs du PIB intègrent une estimation des transactions échappant à l'impôt. Cette estimation introduit une dose d'incertitude dans la mesure du poids de certaines plateformes dans le volume de transaction total.

marché numérique par les GAFA correspond à cette situation. En 2017, 70 % du trafic total d'Internet bénéficiait à deux acteurs, Google et Facebook, dont la croissance ne ralentit pas⁵.

L'émergence d'une structure oligopolistique permet à la plateforme de s'accaparer la plus grande partie du surplus collectif de l'échange entre l'utilisateur et le fournisseur de bien ou service. La plateforme est ainsi l'acteur bénéficiant le plus de la réduction des rentes informationnelles et asymétries d'information. Ayant déjà provoqué une concentration du secteur autour des GAFA et de quelques applications mobiles, les externalités du réseau devraient ainsi renforcer la mainmise de quelques acteurs sur la collecte des données.

Ce n'est pas seulement l'utilisation des données qui induit une concentration accrue, mais également l'exploitation de celles-ci. Les algorithmes d'apprentissage étant lents à apprendre, seul un acteur disposant d'une information continue dans le temps peut espérer en tirer profit. Les acteurs du numérique vendent ainsi des services complémentaires, du stockage de données au traitement de celles-ci. L'existence de tels services favorise la diffusion de ces méthodes au-delà du secteur numérique tout en assurant une place centrale à celui-ci. La contribution de ces acteurs au développement des outils de l'intelligence artificielle ne passe d'ailleurs pas que par le marché. Les firmes du numérique sont, par exemple, parmi les principaux développeurs de solutions en *open source*. Par exemple, l'architecture de traitement de données *hadoop*, aujourd'hui utilisée par les outils dominants dans le traitement du *big data*, a initialement été créée et mise à disposition gratuitement par Google.

Le secteur du numérique, dans son ensemble, peut ainsi être assimilé à un oligopole à frange⁶ : un nombre réduit d'acteurs en situation d'oligopoles, ou de monopoles sur leurs segments de marché respectifs, et une galaxie de petits acteurs qui, lorsqu'ils innovent, sont finalement absorbés par les firmes dominantes. La stratégie des grands acteurs qui consiste à contribuer à l'*open source* pour mieux pouvoir intégrer ces solutions *a posteriori* dans leurs services participe de cette stratégie, comme le rachat des *start-up* prometteuses. Le développement de l'intelligence artificielle, qui accroît les bénéfices d'une position dominante dans le secteur du numérique, devrait renforcer la concentration de ce secteur.

Ceci crée un défi pour le régulateur qui doit faire en sorte que cette concentration n'entraîne pas des phénomènes de *hold-up*⁷, situation où un acteur (la plateforme) s'approprie l'intégralité des gains potentiels d'une transaction. Le régulateur doit ainsi arbitrer entre rémunération de l'acteur permettant les gains de surplus initiaux (gains d'efficacité reliés aux externalités de réseau et surplus reliés aux échanges qui n'auraient pas eu lieu sans intermédiaire) et risque d'appropriation totale de ce surplus lorsque l'intermédiaire atteint une masse critique.

La mesure de l'économie de la gratuité

Une autre difficulté dans l'évaluation de la valeur de l'intelligence artificielle provient de la difficulté à quantifier le capital humain. De nombreuses sources de connaissances et algorithmes sont en *open source*, librement accessibles et améliorables par tous. Les informations disponibles directement sur Internet, qui induisaient auparavant des coûts de recherche (principalement coûts d'opportunité du temps de recherche) permettent ainsi d'accroître le capital humain. Cependant, si l'information ne fait pas l'objet d'une tarification, les effets bénéfiques de la disponibilité de celle-ci sur la productivité des travailleurs peuvent, à court terme où les variations de salaire sont limitées, être sous-évalués [4]. Si les gains de productivité induits par la complémentarité entre travail et informatique sont parfaitement intégrés dans le salaire, alors l'effet est mesuré dans le PIB. Néanmoins, si les gains de productivité permis par la disponibilité de l'information ne sont que partiellement reportés sur les salaires, alors l'accroissement de capital humain a une contrepartie incomplète dans le PIB ; les effets peuvent être imputés à tort à un autre facteur. Dans ce cas, l'erreur de mesure conduit à une sous-estimation des bénéfices à disposer d'une information gratuite.

À mesure que le numérique, et les services gratuits et collaboratifs qui lui sont associés, se développent, la sous-estimation des bénéfices de l'intelligence artificielle pourrait être de plus en plus importante [5]. Si, de plus, une partie des transactions tarifées échappe à l'impôt, introduisant une incertitude sur le volume d'échange⁸, l'erreur de mesure peut être plus importante.



À court terme, un partage de rente

Un nouveau paradoxe de Solow ?

La diffusion des méthodes d'apprentissage au-delà du secteur du numérique laisse espérer des gains de productivité se diffusant au-delà des secteurs traditionnels d'exploitation de ces données⁹. La diffusion de l'intelligence artificielle ne peut cependant pas être aussi globale que celle des ordinateurs, car il ne s'agit pas d'une technologie générale pouvant être appliquée à de multiples contextes comme l'était l'informatique. Il s'agit plutôt d'un ensemble de méthodes partageant des traits communs mais dont le champ d'application est plutôt spécifique (une même méthode pouvant néanmoins servir à des tâches très différentes, comme la reconnaissance d'images en 3D utilisée pour faire des diagnostics médicaux et diriger des voitures autonomes). Toutes les firmes investissant dans l'utilisation des données ne vont pas nécessairement construire des modèles d'intelligence artificielle. En effet, le volume massif de données nécessaire à l'entraînement de ces modèles et les applications potentiellement limitées de ceux-ci à l'heure actuelle peuvent brider leur diffusion à

l'ensemble des secteurs. Ainsi, même si les méthodes d'apprentissage sont prometteuses et devraient se diffuser au-delà du secteur du numérique, les petites firmes, qui constituent un quart de l'emploi en France¹⁰, ont peu de chances de les adopter à court et moyen termes.

L'effet positif sur la productivité de l'utilisation accrue de ces techniques n'est pas assuré à court terme. Comme avec la diffusion de l'informatique dans les années 1980 et 1990, il est possible que cette nouvelle technologie n'affecte pas la productivité dans un premier temps, ne montrant ses effets qu'avec retard. Si la littérature sur la stagnation séculaire souligne que les problèmes de mesure de l'économie de la gratuité peuvent être tenus pour responsables¹¹, les preuves empiriques sur le sujet restent faibles [6].

Le rôle du capital humain sur les effets de court terme

Le responsable d'un effet à retardement des investissements en données sur la productivité globale est plus probablement le retard d'ajustement du capital humain. La compréhension et la mise en œuvre

⁹ Plus difficile à mesurer, la diffusion des techniques d'intelligence artificielle laisse également espérer une amélioration de la qualité du service dans certains domaines routiniers, permettant à l'homme de disposer de plus de temps pour se concentrer sur les tâches et cas particuliers.

¹⁰ « Les entreprises en France », Insee Références, édition 2016.

¹¹ Voir, à cet égard, Philippe Aghion, Antonin Bergeaud, Timo Boppart, Peter J. Klenow, Huiyu Li, « Missing growth from creative destruction ». En ligne : <http://www.klenow.com/missing-growth.pdf>

d'outils statistiques et algorithmiques requièrent la possession d'un important stock de capital humain général, mais également d'une forme de capital humain spécifique [7] pour être en mesure de tirer profit des méthodes d'apprentissage. Sans ce capital humain spécifique, disposer de plus de données n'aura que des effets marginaux sur la productivité. Comme lors du développement de l'informatique, l'ajustement avec retard de l'offre de capital humain, principalement liée à l'inertie des systèmes de formation principale et secondaire ¹², peut expliquer des investissements importants des firmes mais un faible apport sur la productivité.

À court terme, à défaut de générer de la croissance, le développement des méthodes d'apprentissage devrait entraîner un partage de rente dans les secteurs intensifs en données. Au-delà des entre-

À long terme, des effets macro-économiques non négligeables

Intelligence artificielle et chômage technologique

À plus long terme, le développement de l'intelligence artificielle dans certains secteurs pourrait entraîner des substitutions de l'homme par la machine. D'après une évaluation de l'OCDE [8], en supposant que seuls les emplois possédant une majorité de tâches automatisables pourraient être détruits, 9 % des emplois pourraient être concernés par le chômage technologique. Si le développement de l'intelligence artificielle induit une baisse irréversible de la demande de travail, le taux de chômage structurel pourrait augmenter. L'hypothèse méthodologique faite dans cette étude, qui aboutit à un effet

¹² Le volume important d'informations disponibles sur le sujet de l'intelligence artificielle sur Internet peut avoir l'effet bénéfique de réduire cette période d'apprentissage. Cependant, les informations les plus pertinentes requièrent une connaissance préalable, fruit de la formation, limitant la diffusion.

“Si le développement de l'intelligence artificielle induit une baisse irréversible de la demande de travail, le taux de chômage structurel pourrait augmenter.”

prises du numérique, bénéficiaires de rentes par leur capacité à extraire et exploiter les données, d'autres acteurs peuvent tirer profit du développement accru des méthodes d'apprentissage et du volume de plus en plus important de données disponibles. Ces acteurs devraient être ceux disposant du capital humain spécifique associé à la capacité à mettre en place et à interpréter ces méthodes d'apprentissage. La rente de rareté dont ils pourraient bénéficier peut d'ailleurs prendre des formes autres qu'un supplément de salaire, par exemple une mobilité accrue sur le marché du travail.

de l'intelligence artificielle plus faible que la plupart des autres études sur le sujet, consiste à ne considérer comme potentiellement concernés par le chômage technologique que les emplois dont la majorité des tâches seraient automatisables. Cela permet d'introduire des degrés de substituabilité différents selon le niveau de qualification de l'emploi.

Les travailleurs les moins qualifiés sont les plus exposés à ce risque de chômage technologique. Ceci est cohérent avec la théorie du progrès technologique biaisé [9] qui suppose que l'apparition de nouvelles technologies tend à détruire principalement les emplois non qualifiés et à diriger la demande de travail vers le segment qualifié de l'offre de travail. Dans ce cas-là, l'intelligence artificielle pourrait accélérer, dans les pays développés, la segmentation du marché du travail. Cependant, cet ordre de grandeur sur la destruction brute d'emploi et la répartition

inégal de celle-ci est obtenu sous l'hypothèse que l'offre de capital ne s'adapte pas aux nouvelles technologies disponibles. Si cette hypothèse est plausible à court terme, elle n'est pas soutenable à long terme. Si l'offre de capital humain s'ajuste en prévision des changements technologiques, ce qui devrait se passer, la destruction brute d'emploi sera limitée.

Les réorganisations et mouvements sectoriels, principal effet du développement de l'intelligence artificielle

Les principaux effets attendus de l'intelligence artificielle ne sont pas les destructions d'emploi mais la réorganisation du travail que la diffusion de la technologie devrait entraîner. D'après l'étude déjà citée de l'OCDE, environ un quart des emplois seraient concernés par une réallocation des tâches, situation où jusqu'à 50 % des tâches pourraient être automatisées. Il s'agit ainsi d'un phénomène quantitativement beaucoup plus important que les destructions d'emploi.

Une première source de réorganisation de l'emploi pourrait provenir de la redéfinition de certaines tâches sous la forme de problèmes pouvant être résolus par un algorithme d'apprentissage. Pour prendre l'exemple des voitures autonomes, les algorithmes ont appris à reconnaître les formes (panneaux, lignes de démarcation, autre voiture...) faisant réagir les humains, et à traduire cela sous forme de problème de prévision d'une réaction en réponse à cet objet de l'environnement [10].

L'origine principale de la réorganisation des tâches provient du fait que, les hommes étant

beaucoup moins efficaces que les machines pour faire des prédictions – à cause de capacités de mémoire et de calcul limitées, de biais psychologiques¹³... –, ces dernières devraient effectuer ces tâches. Le travail humain devrait alors se concentrer sur les tâches complémentaires, permettant au sein de ces dernières des gains d'efficacité. Un exemple typique d'une telle réorganisation du temps de travail peut être trouvé dans les domaines où les algorithmes peuvent servir d'aide à la décision, libérant du temps pour se consacrer à d'autres tâches. Pour prendre un exemple, Eurostat, l'institut statistique européen, cherche à valoriser le *big data* dans la production de statistiques officielles. L'une des pistes prioritairement identifiées est celle de la codification automatique qui permettrait de réduire les besoins de retraitements manuels des données afin de libérer de la main-d'œuvre pour d'autres tâches, telles que l'analyse de ces données.

Les réorganisations et destructions d'emploi peuvent avoir des effets sur l'accès pérenne de certains acteurs à l'emploi. La diffusion des méthodes d'intelligence artificielle devrait offrir de la flexibilité aux acteurs disposant de compétences complémentaires à celle-ci. Le risque induit est que les acteurs ne disposant pas d'un tel capital humain voient leur insertion sur le marché du travail fragilisée à long terme. Le risque d'assister à des profils de carrière hachés induit une réflexion sur la protection sociale adaptée au nouveau modèle promu par le secteur du numérique. Cette réflexion, déjà en cours, est un enjeu important pour assurer l'acceptation sociale de la révolution de l'intelligence artificielle.

¹³ Tversky A., Kahneman D., « Judgment under uncertainty: Heuristics and biases », *Science*, 1974, p. 1124-1131.

Bibliographie

- [1] BOSTROM N., *Superintelligence*, Paris, Dunod, 2017.
- [2] VAPNIK V.N., « An overview of statistical learning theory », *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, n° 5, 1999, p. 988-999.
- [3] ROCHET J.-C., TIROLE J., « Platform competition in two-sided markets », *Journal of the European Economic Association*, vol. 1, n° 4, 2003, p. 990-1029.
- [4] NAKAMURA L.I., SAMUELS J.D., SOLOVEICHIK R.H., « Measuring the "free" digital economy within the GDP and productivity accounts », *FRB of Philadelphia Working Paper*, n° 17-37. En ligne : <https://ssrn.com/abstract=3058017>
- [5] AHMAD N., SCHREYER P., « Measuring GDP in a digitalised economy », *OECD Statistics Working Papers*, n° 7, 2016.
- [6] BYRNE D.M., FERNALD J.G., REINSDORF M.B., « Does the United States have a productivity slowdown or a measurement problem? », *Brookings Papers on Economic Activity*, n° 1, 2016, p. 109-182.
- [7] BECKER G.S., « Human capital », in *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education*, Chicago, The University of Chicago Press, 1994 (3^e édition), p. 15-28.
- [8] ARNTZ M., GREGORY T., ZIERAHN U., « The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis », *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, n° 189, 2016.
- [9] ACEMOGLU D., AUTOR D.H., « Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings », *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, 2011, p. 1043-1171.
- [10] AGRAWAL A., GANS J., GOLDFARB A., « The simple economics of machine intelligence », *Harvard Business Review*, 17 novembre 2016. En ligne : <https://hbr.org/2016/11/the-simple-economics-of-machine-intelligence>