



HAL
open science

Intelligence artificielle, croissance et emploi : le rôle des politiques

Philippe Aghion, Céline Antonin, Simon Bunel

► To cite this version:

Philippe Aghion, Céline Antonin, Simon Bunel. Intelligence artificielle, croissance et emploi : le rôle des politiques. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 2019, 510-511-512, pp.153 - 169. 10.24187/ecostat.2019.510t.1994 . hal-03384667

HAL Id: hal-03384667

<https://hal.science/hal-03384667>

Submitted on 19 Oct 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Intelligence artificielle, croissance et emploi : le rôle des politiques

Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy

Philippe Aghion*, Céline Antonin** et Simon Bunel***

Résumé – Dans cet article, nous défendons l'idée que les effets de l'intelligence artificielle (IA) et de l'automatisation sur la croissance et l'emploi dépendent pour une large part des institutions et des politiques. Notre analyse s'articule en deux temps. Dans une première partie, nous démontrons que l'IA peut stimuler la croissance en remplaçant la main-d'œuvre par du capital, tant en matière de production de biens et services que de production d'idées. Toutefois, nous soutenons que l'IA peut inhiber la croissance si elle est associée à une politique concurrentielle inadaptée. Dans une seconde partie, nous discutons l'effet de la robotisation sur l'emploi en France au cours de la période 1994-2014. D'après notre analyse empirique sur données françaises, nous démontrons premièrement que la robotisation réduit l'emploi global au niveau des zones d'emploi, et deuxièmement que les travailleurs ayant un faible niveau d'éducation sont davantage pénalisés par la robotisation que les travailleurs ayant un fort niveau d'éducation. Ce constat suggère que des politiques inadaptées en matière de marché du travail et d'éducation réduisent l'impact positif que l'IA et l'automatisation pourraient avoir sur l'emploi.

Abstract – *In this survey paper, we argue that the effects of artificial intelligence (AI) and automation on growth and employment depend to a large extent on institutions and policies. We develop a two-fold analysis. In a first section, we survey the most recent literature to show that AI can spur growth by replacing labor by capital, both in the production of goods and services and in the production of ideas. Yet, we argue that AI may inhibit growth if combined with inappropriate competition policy. In a second section, we discuss the effect of robotization on employment in France over the 1994-2014 period. Based on our empirical analysis on French data, we first show that robotization reduces aggregate employment at the employment zone level, and second that non-educated workers are more negatively affected by robotization than educated workers. This finding suggests that inappropriate labor market and education policies reduce the positive impact that AI and automation could have on employment.*

Codes JEL / JEL classification : J24, O3, O4

Mots-clés : intelligence artificielle, croissance, politique, automatisation, robots, emploi

Keywords: artificial intelligence, growth, policy, automation, robots, employment

Rappel :

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

* Collège de France, London School of Economics (paghion@fas.harvard.edu)

** Sciences Po OFCE, Collège de France (celine.antonin@sciencespo.fr)

*** Insee, École d'économie de Paris (simon.bunel@insee.fr)

Les auteurs remercient David Hémons, Adrien Lagouge, Claire Lelarge et Richard Rogerson pour leurs commentaires pertinents et leurs suggestions judicieuses. Nous remercions Simon Margolin pour son travail remarquable en tant qu'assistant de recherche.

L'article en français est une traduction de la version originale en anglais.

Citation : Aghion, P., Antonin, C. & Bunel, S. (2019). Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 510-511-512, 149-164. <https://doi.org/10.24187/ecostat.2019.510t.1994>

« Le plus grand dommage que l'IA est susceptible de causer aux individus à court terme est la destruction d'emplois, car le volume de travail qu'il est possible d'automatiser à l'aide de l'IA est nettement supérieur à ce qu'il était auparavant. En tant que dirigeants, il nous incombe à tous de veiller à construire un monde dans lequel chaque individu a la possibilité de s'épanouir¹. »

Andrew Ng, Université de Stanford.

L'intelligence artificielle (IA) désigne généralement la capacité d'une machine à imiter le comportement humain intelligent. Elle peut ainsi être considérée comme la dernière forme d'automatisation, la quatrième vague après la révolution de la machine à vapeur au XVIII^e siècle, celle du moteur à combustion au début du XX^e siècle et celle des semi-conducteurs et de l'informatique des années 1970-1980. Nous affirmons dans cet article que les effets de l'IA et de l'automatisation sur la croissance et l'emploi dépendent dans une grande mesure des institutions et des politiques.

La première partie de l'article est consacrée aux effets de l'IA et de l'automatisation sur la croissance économique. D'une part, selon Zeira (1998), Hémos & Olsen (2014), Acemoglu & Restrepo (2016) et Aghion *et al.* (2017), l'IA peut stimuler la croissance en remplaçant la main-d'œuvre qui est une ressource limitée, par du capital, ressource non limitée, tant pour la production de biens et services que pour celle des idées. D'autre part, l'IA peut inhiber la croissance si elle est associée à une politique concurrentielle inadaptée.

Dans une seconde partie, nous discutons des effets de l'IA et de l'automatisation sur l'emploi global. Nous présentons et étudions les résultats d'Acemoglu & Restrepo (2017), ci-après AR-2017, et nous nous appuyons sur leur méthode pour analyser l'effet de l'automatisation sur l'emploi en France durant la période 1994-2014. Nous estimons, au niveau des zones d'emploi, que l'installation d'un robot supplémentaire a conduit à une suppression de dix emplois. L'ordre de grandeur est similaire à celui d'AR-2017, qui concluent à une perte de 6.2 emplois par robot supplémentaire aux États-Unis. Nous observons également que les travailleurs ayant un faible niveau d'éducation sont davantage pénalisés par la robotisation que les travailleurs éduqués. Ceci suggère que les politiques du marché du travail et de l'éducation inadaptées réduisent l'impact positif que l'IA et l'automatisation pourraient avoir sur l'emploi.

IA et croissance économique

Le modèle de Zeira

Un modèle de référence permettant de caractériser le lien entre l'IA, l'automatisation et la croissance est celui de Zeira (1998). Sa présentation reproduite ci-après est reprise de Aghion *et al.* (2017), noté AJJ-2017 dans la suite.

Zeira part du principe que l'extrant final est produit selon l'équation :

$$Y = AX_1^{\alpha_1} . X_2^{\alpha_2} \dots X_n^{\alpha_n}$$

où $\sum \alpha_i = 1$ avec les intrants intermédiaires X_i produits selon l'équation :

$$X_i = \begin{cases} L_i & \text{si non automatisé} \\ K_i & \text{si automatisé} \end{cases}$$

Pour Zeira, les X_i étaient des biens intermédiaires, mais ils peuvent aussi être considérés comme des tâches (Acemoglu & Autor, 2011). Ainsi, une tâche qui n'a pas encore été automatisée peut être accomplie par une unité de travail. Dès qu'une tâche est automatisée, une unité de capital peut être utilisée à sa place (Aghion *et al.*, 2017).

L'automatisation stimule la croissance économique car elle remplace la main-d'œuvre (ressource limitée) par du capital (ressource illimitée), en tant qu'intrant dans la production de base. En effet, si l'on considère que K correspond au stock de capital global et L à l'offre de main-d'œuvre globale, alors l'extrant final est finalement produit (à une constante près) selon l'équation :

$$Y = AK^\alpha L^{1-\alpha}$$

où α correspond à la part globale des tâches automatisées.

Ainsi, le taux de croissance du PIB par habitant, c'est-à-dire de $y = Y/L$, est égal à :

$$g_y = \frac{g_A}{1-\alpha}$$

1. Citation originale : « The biggest harm that AI is likely to do to individuals in the short term is job displacement, as the amount of work we can automate with AI is vastly bigger than before. As leaders, it is incumbent on all of us to make sure we are building a world in which every individual has an opportunity to thrive. »

L'automatisation (par exemple, suite à une révolution de l'IA) fera augmenter α qui, à son tour, conduira à une augmentation de g_y , c'est-à-dire une accélération de la croissance. Toutefois, ce modèle présente un inconvénient dans la mesure où il prédit une augmentation de la part du capital, ce qui contredit le constat de Kaldor, selon lequel la part de capital a tendance à rester stable dans le temps.

Le modèle d'Acemoglu-Restrepo

Acemoglu & Restrepo (2016) étendent le modèle de Zeira (1998) en considérant que l'extrait final est produit en combinant les contributions d'une mesure unitaire des tâches $X \in [N-1, N]$, selon l'équation :

$$Y = \left(\int_{N-1}^N X_i^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

où les tâches X_i ne sont pas automatisées et sont produites seulement avec de la main-d'œuvre lorsque $i > I$, et sont automatisées, c'est-à-dire que capital et travail sont de parfaits substituts lorsque $i < I$ et σ est l'élasticité constante de substitution entre les tâches.

Sans trop simplifier le raisonnement, nous pouvons écrire que :

$$X_i = \alpha(i)K_i + \gamma(i)L_i$$

où $\alpha(i)$ est une fonction indicielle avec $\alpha(i) = 0$ si $i > I$ et $\alpha(i) = 1$ si $i < I$, et $\gamma(i) = e^{A_i}$

Dans le modèle intégral d'Acemoglu & Restrepo avec changement technologique endogène, la dynamique de I et de N (c'est-à-dire l'automatisation des tâches existantes et la découverte de nouvelles lignes de produits) résulte du progrès technique endogène. En considérant des valeurs raisonnables des paramètres, garantissant que l'innovation utilise le facteur le moins coûteux, il existe un équilibre unique et (localement) stable de sentier de croissance équilibrée (SCE). La stabilité de ce SCE découle du fait qu'un choc exogène portant sur I ou N déclenche des forces qui ramèneront l'économie à son précédent SCE, avec la même part de main-d'œuvre. L'intuition de base est la suivante : si un choc entraîne une trop grande automatisation, la réduction des coûts de main-d'œuvre encouragera l'innovation visant à créer des tâches nouvelles (et plus complexes) qui utilisent de la main-d'œuvre bon marché.

La part du capital demeure constante sur ce SCE car l'automatisation des tâches existantes est compensée exactement par la création des nouvelles tâches nécessitant de la main-d'œuvre, du moins initialement. L'une des caractéristiques particulières de ce modèle est l'hypothèse selon laquelle le progrès technique $\gamma(i) = e^{A_i}$ multiplie le facteur travail mais pas le capital, même après le processus d'automatisation. Pourtant, il semble difficile de concevoir des exemples concrets dans lesquels un processus de production automatisé serait remplacé par une tâche très productive à forte intensité de main-d'œuvre². Une autre caractéristique provient du fait que la constance de la part de capital repose intégralement sur l'arrivée continue de nouvelles tâches à forte intensité de main-d'œuvre. Cette prédiction sera remise en question dans la section consacrée à l'IA et à l'emploi. Le modèle d'AJJ-2017, qui étend également celui de Zeira (1998), répond à ces deux objections.

La maladie de Baumol et le modèle d'AJJ

Dans le modèle d'AJJ-2017, la part des tâches automatisées croît au cours du temps, faute de nouvelles tâches à forte intensité de main-d'œuvre pour compenser l'automatisation des tâches existantes. Cette caractéristique est partagée par le modèle de Zeira. Toutefois, la complémentarité entre les tâches automatisées existantes et les tâches à forte intensité de main-d'œuvre existantes, conjuguée au fait que la main-d'œuvre se raréfie par rapport au capital avec le temps, permet à la part de capital de rester constante sur la durée.

Formellement, l'extrait final est produit selon l'équation :

$$Y_t = A_t \left(\int_0^1 X_{it}^\rho di \right)^{\frac{1}{\rho}}$$

où $\rho < 0$ (i.e. les tâches sont complémentaires). A représente les connaissances et progresse à un rythme constant g et, comme dans Zeira (1998) :

$$X_{it} = \begin{cases} L_{it} & \text{si non automatisé} \\ K_{it} & \text{si automatisé} \end{cases}$$

En supposant qu'une fraction β_t des tâches est automatisée à la date t , nous pouvons

2. Dans Hémous & Olsen (2016), les nouvelles tâches ne présentent pas un plus haut niveau de productivité pour le travail et elles s'ajoutent aux tâches existantes au lieu de remplacer les tâches automatisées. Par conséquent, leur modèle prédit un déclin de la part de main-d'œuvre, ce qui correspond quantitativement au déclin observé aux États-Unis.

reformuler comme suit la fonction de production agrégée ci-dessus :

$$Y_t = A_t \left(\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho + (1-\beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho \right)^{1/\rho}$$

où K_t correspond au stock de capital agrégé et $L_t \equiv L$ désigne l'offre de main-d'œuvre agrégée.

Au point d'équilibre, le ratio entre la part de capital et la part de travail est égal à :

$$\frac{\alpha_{K_t}}{\alpha_L} = \left(\frac{\beta_t}{1-\beta_t} \right)^{1-\rho} \left(\frac{K_t}{L_t} \right)^\rho$$

Ainsi, une augmentation de la part des biens automatisés β_t a deux effets qui se compensent sur $\frac{\alpha_{K_t}}{\alpha_L}$: premièrement, un effet positif direct qui est intégré dans $\left(\frac{\beta_t}{1-\beta_t} \right)^{1-\rho}$; deuxièmement, un effet négatif indirect que l'on retrouve dans $\left(\frac{K_t}{L_t} \right)^\rho$ puisque $\rho < 0$. Ce deuxième effet correspond à la fameuse « maladie des coûts » de Baumol (*Baumol's cost disease*) : comme le ratio $\frac{K_t}{L_t}$ augmente en raison de l'automatisation, la main-d'œuvre devient plus rare que le capital, ce qui implique, si l'on ajoute le fait que les tâches à forte intensité de main-d'œuvre sont complémentaires aux tâches automatisées (nous avons en effet supposé que $\rho < 0$), que la main-d'œuvre sera à l'origine d'une part importante du revenu total.

Avec ce modèle, qu'en est-il de la croissance à long terme ? Considérons tout d'abord le cas où une fraction constante de tâches qui ne sont pas encore automatisées le deviennent à chaque période, soit $\dot{\beta} = \theta(1-\beta_t)$. Dans ce cas, il peut être démontré que le taux de croissance converge vers une constante à long terme.

Ensuite, considérons le cas où toutes les tâches deviennent automatisées dans un temps fini, soit $\beta_t \equiv 1$ quand $t > T$. Alors, quand $t > T$ la production agrégée de biens finaux devient $Y_t = A_t K_t^\rho$, de manière à obtenir, si le capital s'accumule au fil du temps selon $\dot{K} = sY - \delta K$, un taux de croissance à long terme égal à $g_Y = g_A + sA - \delta$, dont l'augmentation est illimitée au cours du temps puisque A croît au taux exponentiel g_A .

Automatisation de la production d'idées

AJJ-2017 considèrent le cas opposé dans lequel la production de biens et de services fait uniquement appel à de la main-d'œuvre, tandis que l'automatisation affecte la production de connaissances. D'une certaine façon, cela nous rapproche de la notion d'IA, laquelle va bien au-delà de l'automatisation. Ainsi, AJJ-2017 partent du principe suivant :

$$Y_t = A_t L_t$$

avec

$$\dot{A} = A_t^\phi \left(\int_0^1 X_{it}^\rho di \right)^{\frac{1}{\rho}}$$

où, comme précédemment, $\rho < 0$ et

$$X_{it} = \begin{cases} L_{it} & \text{si non automatisé} \\ K_{it} & \text{si automatisé} \end{cases}$$

En supposant qu'une fraction β_t des tâches de « production d'idées » est automatisée à la date t , alors l'équation ci-dessus relative à la croissance des connaissances devient :

$$\dot{A} = A_t^\phi \left(\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho + (1-\beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho \right)^{\frac{1}{\rho}}$$

Considérons tout d'abord le cas où une fraction constante de tâches qui ne sont pas encore automatisées deviennent automatisées à chaque période, soit $\dot{\beta} = \theta(1-\beta_t)$. Dans ce cas, il peut être démontré que :

$$g_Y = g_A = -\frac{1-\rho}{\rho} \frac{\theta}{1-\phi}$$

de telle sorte que, même si nous supposons des rendements décroissants de l'accumulation des connaissances, comme dans Jones (1995), soit $\phi > 0$, l'automatisation de la production d'idées continue de générer un taux de croissance du PIB (par habitant) positif à long terme.

Ensuite, considérons le cas où toutes les tâches deviennent automatisées dans un temps fini, soit $\beta_t \equiv 1$ quand $t > T$. Alors, quand $t > T$, la croissance des connaissances satisfait l'équation :

$$\dot{A} = A_t^\phi K_t$$

où

$$\dot{K} = sY - \delta K$$

Dans ce cas, AJJ-2017 démontrent que $A_t = Y_t / L$ devient infini en temps fini. Cette forme extrême

de croissance explosive est considérée comme une « singularité ».

Explication du déclin de la croissance

Compte tenu des prédictions des modèles théoriques, pourquoi n'avons-nous pas observé une explosion de croissance dans les pays développés, en particulier aux États-Unis au cours de la dernière décennie, alors que l'automatisation et l'IA affectent une part croissante des activités ? L'une des explications à l'absence d'une telle croissance explosive serait simplement que certains des intrants essentiels pour la production ou la recherche ne peuvent pas être automatisés. Dans ce cas, la maladie de Baumol, de retour, freinerait la croissance. Mais ceci ne rend pas compte du fait que la croissance de la productivité a diminué au cours de la dernière décennie.

Aghion *et al.* (2019), ensuite ABBKL, proposent l'explication suivante. Supposons qu'il existe deux sources principales d'hétérogénéité parmi les entreprises au sein de l'économie. La première est la « qualité des produits » qui s'améliore au fur et à mesure des innovations sur chaque ligne de produits. Toutefois, en plus de la qualité des produits, certaines entreprises (que nous appellerons les « superstars ») peuvent jouir d'un « avantage d'efficacité » persistant par rapport aux autres entreprises. Les sources naturelles d'un tel avantage sont le capital organisationnel, le développement des réseaux ou la capacité d'échapper à la fiscalité ; ces éléments aident les « superstars » à bénéficier de marges supérieures à celles des autres entreprises dotées du même niveau de technologie. Dans le scénario élaboré par ABBKL, une révolution technologique, en réduisant le coût de surveillance pour les entreprises de chaque activité individuelle, conduira l'ensemble des entreprises à étendre leur gamme d'activités. Néanmoins, comme les « superstars » jouissent de bénéfices supérieurs, sur chaque ligne de produits, aux autres entreprises dotées du même niveau de technologie, les premières finiront par s'étendre au détriment des secondes. Ceci freinera ensuite l'innovation des autres entreprises, car innover sur une ligne de produits dans laquelle l'entreprise dominante est une « superstar » génère toujours des bénéfices moindres que les innovations intervenant sur une ligne de produits où l'entreprise dominante n'est pas une « superstar ». Ainsi, dans l'ensemble, la révolution technologique peut conduire à une innovation globale inférieure et à une croissance plus faible de la productivité moyenne à long terme, après une poussée de croissance initiale

liée à l'expansion des entreprises « superstars » sur des lignes de produits supplémentaires³.

Ceci peut expliquer pourquoi la croissance de la productivité aux États-Unis a reculé de manière continue depuis 2005, après une poussée de croissance entre 1995 et 2005 liée à deux révolutions successives : celle des technologies de l'information et de la communication (TIC) puis celle de l'IA. De plus, ceci rend compte du fait que les marges moyennes ont nettement augmenté aux États-Unis au cours de la décennie qui vient de s'écouler, ce qui est surtout attribuable à un effet de composition : la part des entreprises ayant des marges plus élevées dans l'économie a augmenté, mais les marges au niveau des entreprises n'ont pas enregistré de tendance haussière significative.

Cette explication illustre le fait que les révolutions technologiques peuvent avoir des effets néfastes sur la croissance si les institutions et les politiques ne s'adaptent pas. Ainsi, les TIC et l'AI ont aidé certaines entreprises « superstars » à développer des plateformes/réseaux ou du capital social, ce qui a ensuite fait obstacle à l'accès et/ou à l'innovation des autres entreprises. L'enjeu est alors de repenser la politique concurrentielle de manière à ce que les révolutions des TIC et de l'IA puissent fournir tout leur potentiel de croissance.

La discussion ci-dessus souligne l'importance d'institutions et de politiques adaptées à l'impact de l'IA sur la croissance. Dans la partie suivante, nous analysons l'impact de l'IA sur l'emploi, et nous affirmons à nouveau que les institutions et les politiques revêtent un caractère crucial.

Automatisation et emploi

Contexte historique

Comme l'IA en est encore à ses balbutiements, les données empiriques offrant un certain recul en termes d'emploi ne sont pas encore disponibles. Ainsi, les études empiriques ont mis l'accent sur l'automatisation au sens large et sur son impact sur l'emploi.

Les premières analyses ont révélé une hausse du chômage technologique à partir d'une analyse de l'équilibre macroéconomique mais sans se

3. Concernant le ralentissement de la croissance de la productivité et son lien avec l'augmentation de la puissance commerciale des entreprises et de la concentration de ces dernières, voir également Liu *et al.* (2019).

concentrer particulièrement sur l'automatisation (Keynes, 1930 ; Leontief, 1952 ; Lucas & Prescott, 1974 ; Davis & Haltiwanger, 1992 ; Pissarides, 2000).

À la suite de la révolution de l'informatique et des technologies de l'information (TI) des années 1990, les auteurs ont tenté d'expliquer la polarisation du marché du travail. L'hypothèse canonique du « changement technologique privilégiant le travail qualifié » (*skill-biased technological change*) est devenue un important sujet de recherche : plusieurs études ont montré que le creusement des écarts salariaux et un meilleur rendement de l'éducation s'expliquaient par l'augmentation de la demande en main-d'œuvre qualifiée par opposition à la main-d'œuvre non qualifiée (Katz & Murphy, 1992 ; Krueger, 1993 ; Autor *et al.*, 1998 ; Bresnahan *et al.*, 2002 ; Acemoglu, 2002 ; Autor & Dorn, 2013)⁴. Cette hypothèse ne prévoyait pas un remplacement de la main-d'œuvre par du capital mais soutenait plutôt l'idée de la complémentarité entre la main-d'œuvre et les travailleurs qualifiés (pour une vue d'ensemble, voir Acemoglu & Autor, 2011).

À la suite de la critique de Card & DiNardo (2002) et l'article fondateur d'Autor *et al.* (2003), la théorie de la « technologie privilégiant le travail qualifié » a décliné au profit de l'hypothèse de « routinisation ». Le consensus académique a évolué vers une vision de l'automatisation des tâches routinières marquée par le remplacement de la main-d'œuvre. L'hypothèse sous-jacente est donc devenue la suivante : l'automatisation « traditionnelle » remplace les emplois routiniers et suscite une demande plus forte en faveur des emplois non routiniers nécessitant des qualifications que ne possèdent pas les machines. En effet, les faits empiriques montrent que l'automatisation a fait naître davantage d'emplois hautement qualifiés et faiblement qualifiés⁵, alors que les emplois moyennement qualifiés ont été évincés (Goos & Manning, 2007). Plusieurs études ont mis en évidence le changement structurel du marché du travail et révélé la disparition des emplois manufacturiers et routiniers (Autor *et al.*, 2003 ; Jaimovich & Siu, 2012 ; Autor & Dorn, 2013 ; Charnoz & Orand, 2017 ; Blanas *et al.*, 2019).

Certains auteurs ont tenté d'être prospectifs, et de sortir du cadre de l'automatisation « traditionnelle » en s'interrogeant sur la possibilité d'automatiser d'autres emplois compte tenu des avancées technologiques actuelles et présumées. En particulier, ils ont assoupli l'hypothèse selon

laquelle l'automatisation ne pourrait pas menacer les emplois non routiniers. Autor *et al.* (2003) ont avancé que les tâches non routinières, telles que la rédaction de documents juridiques, la conduite de poids lourds, les activités médicales ou la vente, ne pourraient pas être remplacées, mais cet avis a été contesté par Brynjolfsson & McAfee (2011), lesquels soutiennent que l'automatisation ne se limite plus à des tâches routinières, rappelant l'exemple des voitures autonomes. Frey & Osborne (2017) ont suivi cette voie et ont estimé la probabilité d'informatisation⁶ de 702 métiers. Leur principale conclusion a révélé que 47 % de l'emploi aux États-Unis risquait d'être automatisé dans les dix à vingt prochaines années, tandis que seulement 33 % des emplois présentent un faible risque d'automatisation. Ils ont aussi montré qu'il existait une forte corrélation négative entre les salaires ou le niveau d'études et la probabilité d'informatisation. Frey & Osborne ont été vivement critiqués pour ne pas tenir compte du contenu des tâches constituant les emplois ni de la variabilité au sein d'une même profession selon l'environnement de travail. Selon Arntz *et al.* (2017), en tenant compte de l'hétérogénéité des tâches au sein des professions, seulement 9 % de l'ensemble des travailleurs aux États-Unis font face à un risque élevé d'automatisation de leur emploi. Enfin, la méthode de Frey & Osborne n'intègre pas la réaction de l'économie dans un modèle d'équilibre général, c'est-à-dire le coût de l'automatisation, le comportement des salaires et la création de nouveaux emplois. Malgré les avancées technologiques, le coût de substitution entre les machines et la main-d'œuvre pourrait empêcher les entreprises de s'automatiser rapidement, surtout si les salaires s'adaptent. En outre, d'autres activités pourraient se développer et conduire à l'embauche des travailleurs rendus disponibles.

Adopter une approche prospective sans raisonner en équilibre général semble irréaliste. Caselli & Manning (2019) critiquent le fait que la plupart des articles actuels reposent sur une analyse en équilibre partiel et ne s'appuient pas sur un modèle formalisé de l'économie dans son ensemble. À la place, ils proposent

4. Sur le même sujet, citons également Beaudry *et al.* (2013) qui ont mis en évidence la baisse de la demande en travailleurs non qualifiés, mais selon un mécanisme différent. Selon eux, la surqualification des travailleurs entraîne une diminution de la demande en travailleurs qualifiés, lesquels sont donc « contraints » d'accepter des emplois sous-qualifiés, tandis que les travailleurs non qualifiés sont exclus du marché du travail.

5. Goos & Manning (2007) les appellent les emplois « sympas » (en anglais : lovely) et « minables » (lousy).

6. L'informatisation désigne l'automatisation d'un travail à l'aide d'un équipement commandé par ordinateur.

un cadre très général pour réfléchir aux effets de l'automatisation sur les différents types de travailleurs. En particulier, ils démontrent que les nouvelles technologies n'entraîneront vraisemblablement pas une chute des salaires pour l'ensemble des travailleurs et qu'elles conduiront à une hausse des salaires moyens en cas de baisse de prix des biens d'investissement par rapport aux biens de consommation.

Les analyses de l'automatisation reposant sur le changement technologique basé sur la notion de routine présentent toutes un écueil : puisque leur postulat est de dire que l'automatisation affecte les emplois routiniers, ces analyses ne s'intéressent pas à la mesure de l'automatisation. Cependant, il est essentiel d'en obtenir une mesure précise, ce que des études récentes ont tenté de faire. Les études précédentes reposaient sur la mesure des ordinateurs ou des TI (Krueger, 1993 ; Autor *et al.*, 1998 ; Bresnahan *et al.*, 2002) mais les articles plus récents examinent d'autres mesures de l'automatisation, telles que les brevets liés à l'automatisation (Mann & Püttmann, 2017) ou le nombre de robots (Autor & Dorn, 2013 ; Acemoglu & Restrepo, 2017 ; Dauth *et al.*, 2017 ; Graetz & Michaels, 2018 ; Cheng *et al.*, 2019). Nous nous concentrons sur ce dernier courant de littérature dans la dernière partie de notre article.

L'effet des robots sur l'emploi aux États-Unis

Concernant l'impact des robots sur l'emploi net, les constats sont mitigés. Chiacchio *et al.* (2018) rendent compte d'effets négatifs, avec un robot supplémentaire par millier de travailleurs réduisant le taux d'emploi de 0.16-0.20 point de pourcentage dans six pays de l'UE. Toutefois, Autor *et al.* (2015) et Graetz & Michaels (2018) considèrent que l'automatisation n'a pas d'effet sur l'emploi global. Sur données allemandes, Dauth *et al.* (2017) ne trouvent rien qui démontrerait que les robots occasionnent des pertes d'emplois globalement, mais ils constatent un effet négatif significatif sur l'emploi dans l'industrie manufacturière : chaque robot supplémentaire par millier de travailleurs réduit le ratio emploi manufacturier global/population de 0.0595 point de pourcentage.

Dans leur article de 2017 « Robots and jobs: Evidence from US Labor Markets », Acemoglu & Restrepo analysent l'effet de l'utilisation accrue des robots industriels entre 1990 et 2007 sur les marchés du travail américain. Pour cela,

ils utilisent les disparités intra-pays d'acquisition de robots. La première partie de l'article est consacrée à la description d'un modèle théorique dans lequel les robots et les humains sont des substituts, dont ils déduisent des équations pour calculer l'impact global des robots sur l'emploi et les salaires. Ils démontrent que, pour chaque marché du travail local, l'impact des robots sur l'emploi peut être estimé avec une régression de la variation de l'emploi ou des salaires sur une variable d'exposition aux robots. Ils concluent qu'un robot supplémentaire par millier de travailleurs réduit le ratio emploi/population d'environ 0.37 point de pourcentage et la croissance des salaires d'environ 0.73 %.

Plus précisément, AR-2017 se concentrent sur les 722 zones d'emploi couvrant le territoire continental américain. Pour chacune de ces zones d'emploi, ils recueillent des données sur l'emploi et les salaires, et élaborent une mesure de l'exposition aux robots (*ExpRobots*). Ensuite, ils effectuent des régressions sur toutes les zones d'emploi, afin d'étudier l'impact de cette exposition sur la variation de l'emploi (L) et la variation des salaires globaux (W), pour estimer les corrélations suivantes :

$$\begin{cases} d\ln L_c = \beta_L \cdot US \text{ExpRobots}_c + \varepsilon_c^L \\ d\ln W_c = \beta_W \cdot US \text{ExpRobots}_c + \varepsilon_c^W \end{cases}$$

Le meilleur moyen de mesurer l'exposition locale aux robots serait d'obtenir une mesure directe du stock de robots dans chaque zone d'emploi. Toutefois, de telles données n'existent pas ; la principale source de données sur la robotique provient de la Fédération internationale de robotique (IFR) qui recueille auprès des fabricants de robots des données du monde entier, relatives à la vente, la destination commerciale et la classification de ces robots par secteur industriel. Ces données permettent de déduire le stock de robots par pays et par an depuis 1993⁷, mais seulement à l'échelle d'un pays ou d'un groupe de pays. L'IFR fournit des données sur le stock de robots pour 19 catégories d'emplois, avec une nomenclature à deux chiffres pour le secteur non manufacturier et à trois chiffres pour le secteur manufacturier. Le principal atout des données de l'IFR est de définir les robots selon une norme ISO, ce qui procure une définition homogène entre les différentes

7. Toutefois, pour les États-Unis, la répartition des robots n'est pas complètement détaillée par industrie manufacturière sur la période 1993-2004. Le détail complet est fourni à partir de 2004. En dehors du secteur manufacturier, le nombre de robots est fourni pour : agriculture, industrie forestière et pêche, industrie minière, services aux collectivités, construction, éducation, recherche & développement et services.

industries. En effet, un robot est défini comme : « commandé automatiquement, reprogrammable, multi-applicatif programmable sur trois axes ou plus, pouvant être fixe ou mobile, et au service d'applications d'automatisation industrielle ». La principale caractéristique de cette définition réside dans l'autonomie du robot dans la réalisation des tâches. Graetz & Michaels (2018) ont été les premiers à utiliser les données de l'IFR. Ils ont estimé que le processus de robotisation entre 1993 et 2007 avait contribué à une croissance de productivité de la main-d'œuvre annuelle s'élevant à 0.36 point de pourcentage.

Acemoglu & Restrepo (2017) construisent un indice local qui repose, d'une part, sur l'augmentation du nombre de robots par travailleur dans chaque secteur, et d'autre part, sur la répartition locale de la main-d'œuvre selon les différentes industries. Pour chaque zone d'emploi, l'indice mesurant l'exposition aux robots entre 1990 et 2007 s'inspire de l'indice mesurant l'exposition aux importations chinoises, développé par Autor *et al.* (2013). L'idée principale qui sous-tend cet indice consiste à exploiter l'hétérogénéité de la structure de l'emploi dans les industries locales avant la période d'étude, pour étendre au niveau local une variable (robots, importations, etc.) qui n'est disponible qu'au niveau national. Autor *et al.* (2013) mettent en évidence le fait que la variation de l'indice est attribuable à deux sources : la part de l'emploi manufacturier et la spécialisation dans des secteurs industriels exposés au sein du secteur manufacturier. Étant donné que nous souhaitons exploiter la seconde source de variation, il est important de contrôler de la part de l'emploi manufacturier en début de période, comme nous le verrons en détail plus tard.

L'équation utilisée dans l'étude pour mesurer l'exposition aux robots au niveau de la zone d'emploi est la suivante :

$$ExpRobots_{ci1993}^{2007} = \sum_{i \in I} l_{ci}^{1970} \left(\frac{R_{i,2007}^{US}}{L_{i,1990}^{US}} - \frac{R_{i,1993}^{US}}{L_{i,1990}^{US}} \right)$$

La somme porte sur l'ensemble des 19 secteurs I figurant dans les données de l'IFR. l_{ci}^{1970} correspond à la part de l'emploi dans l'industrie i en 1970 pour une zone d'emploi donnée c . R_i et L_i correspondent au stock de robots et au nombre de personnes employées dans une industrie i donnée.

La variation de l'exposition aux robots est ensuite utilisée pour expliquer l'évolution observée en termes d'emploi et de salaires, entre zones d'emploi. Plusieurs contrôles sont inclus dans

les régressions. Un paramètre important est la prise en compte des variations en termes de structure des échanges commerciaux. AR-2017 utilisent donc les données d'Autor *et al.* (2013) sur l'exposition aux importations chinoises, et élaborent des mesures similaires de l'exposition aux importations en provenance du Mexique. Cette exposition du marché du travail local à la concurrence des importations en provenance de Chine (du Mexique) est calculée de manière analogue à Autor *et al.* (2013), à partir de la variation au niveau national du volume d'importations provenant de Chine (du Mexique) par travailleur et par secteur, pondérée par la composition sectorielle de l'emploi dans la zone. Une autre caractéristique est le contrôle de la croissance du stock de capital (hors robotique) et de la croissance du capital informatique. D'autres contrôles incluent la part des emplois routiniers dans l'emploi en 1990, une mesure de la délocalisation des intrants intermédiaires, les différences démographiques en 1990, la part de l'emploi dans le secteur manufacturier, dans la fabrication de biens durables et la construction, et la part de l'emploi des femmes dans le secteur manufacturier. AR-2017 élaborent aussi des estimations du nombre d'intégrateurs de robots dans chaque zone d'emploi⁸. Comme l'explique leur développement théorique, les estimations empiriques sont fondées sur deux modèles : un modèle plutôt irréaliste sans échanges commerciaux entre les zones d'emploi, et un modèle plus réaliste où les échanges commerciaux entre les zones sont pris en compte. L'idée sous-jacente est la suivante : si un secteur industriel dans une zone donnée adopte plus de robots, alors il deviendra plus productif et exportera ses produits les moins coûteux à ses voisins.

Comme AR-2017 le remarquent, la principale limitation de leur stratégie empirique est le fait que l'adoption de robots dans un secteur américain donné pourrait être liée à d'autres tendances dans ce secteur. Par conséquent, ils utilisent une méthode instrumentale et des estimations selon la méthode des doubles moindres carrés. Leur méthode est similaire à celle utilisée pour estimer l'impact des importations chinoises par Autor *et al.* (2013) pour les États-Unis ou par Bloom *et al.* (2015) pour des pays européens. La première étape consiste en une régression de l'exposition américaine aux robots sur l'exposition exogène aux robots dans d'autres pays avancés, calculée avec la même approche que pour les données américaines. Ils utilisent ainsi la diffusion des

8. Entreprises qui installent et programment des robots pour différentes applications industrielles.

robots dans l'industrie d'autres économies avancées comme instrument de l'adoption des robots dans les industries américaines. Dans la seconde étape, ils régressent la variation d'emploi (resp. des salaires) sur la mesure instrumentée d'exposition aux robots. Le principal résultat est que les zones d'emploi les plus exposées aux robots ont connu leurs pires évolutions en termes d'emploi (resp. de salaires) entre 1990 et 2007.

Sous l'hypothèse de l'absence d'échanges commerciaux entre les zones d'emploi, AR-2017 estime que chaque robot supplémentaire par millier de travailleurs réduit le ratio emploi global/population de 0.37 point de pourcentage et la croissance des salaires horaires globaux de 0.73 %. S'ils tiennent compte du commerce entre zones d'emploi, et calibrent un modèle macroéconomique, ils observent que l'ordre de grandeur des estimations diminue et qu'un robot supplémentaire par millier de travailleurs réduit le ratio emploi global/population de 0.34 point de pourcentage et les salaires horaires globaux de 0.5 %. En ajoutant des variables de contrôle comme les volumes d'importation provenant de Chine et du Mexique, la part des emplois routiniers et de la délocalisation n'a que peu d'incidence sur les estimations. Entre autres tests de robustesse, AR-2017 effectuent des régressions instrumentées, en excluant les

zones d'emploi ayant la plus forte exposition aux robots (ces zones se caractérisant par un emploi dans l'automobile élevé en début de période). Les estimations sont assez similaires à celles obtenues avec les spécifications précédentes, et ils concluent que leurs résultats ne sont pas uniquement imputables aux zones fortement exposées.

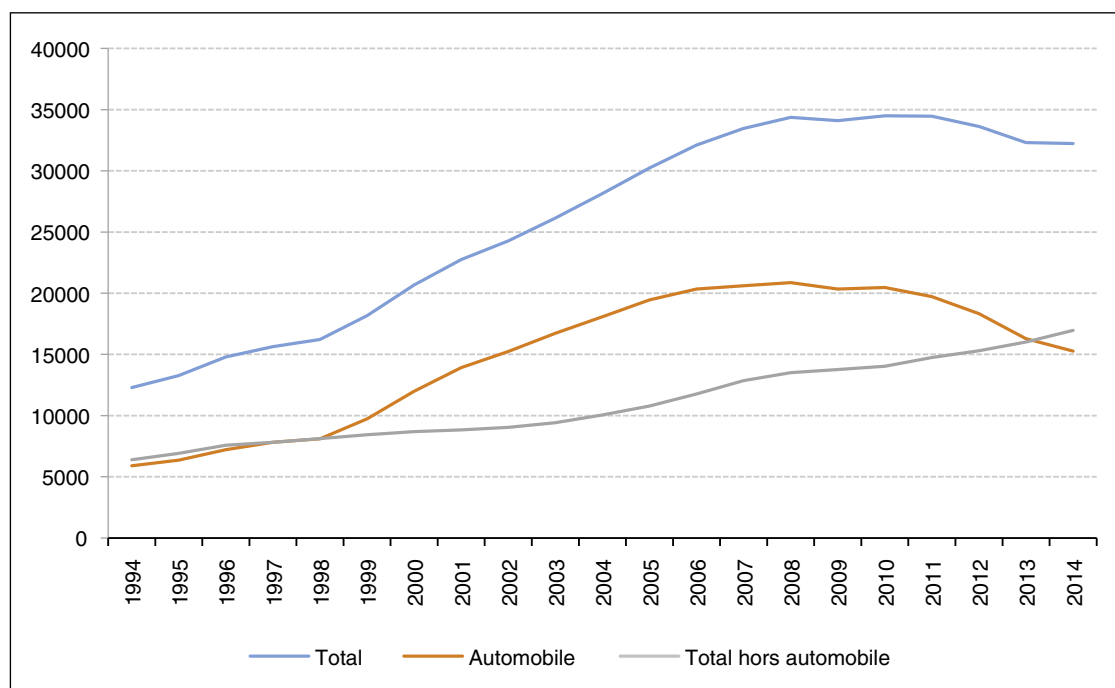
Les robots et l'emploi en France

Nous reproduisons maintenant la méthode développée par Acemoglu & Restrepo (2017) sur données françaises sur la période 1994-2014, afin de comparer l'ordre de grandeur des résultats pour la France à ceux obtenus sur données américaines.

La figure I présente l'évolution du nombre de robots en France entre 1994 et 2014. Comme pour AR-2017, les données de robots proviennent de l'IFR. Le nombre total de robots, représenté par la courbe bleue, augmente régulièrement entre 1994 et 2007, puis stagne de 2007 à 2011, et finalement diminue légèrement entre 2012 et 2014.

Afin de garantir la compatibilité de nos résultats avec ceux d'AR-2017 ou de Dauth *et al.* (2017), nous utilisons un cadre très proche. Nous définissons ensuite l'exposition aux robots dans une

Figure I
Évolution du nombre de robots en France (1994-2014)



Source : International Federation of Robotics (IFR).

zone d'emploi française⁹ entre 1994 et 2014, selon l'équation suivante :

$$ExpRobots_{c1994}^{2014} = \sum_{i \in I} \frac{L_{ic,1994}}{L_{c,1994}} \left(\frac{R_{i,2014}}{L_{i,1994}} - \frac{R_{i,1994}}{L_{i,1994}} \right)$$

où $L_{ic,1994}$ correspond à l'emploi dans la zone d'emploi c dans l'industrie i en 1994, $L_{c,1994}$ correspond à l'emploi dans la zone d'emploi c en 1994, et $L_{i,1994}$ correspond à l'emploi (en milliers) dans l'industrie i en 1994. $R_{i,1994}$ et $R_{i,2014}$ correspondent, respectivement, au nombre total de robots dans l'industrie i en 1994 et en 2014. Les données sur l'emploi sont issues de la base de données administrative française DADS.

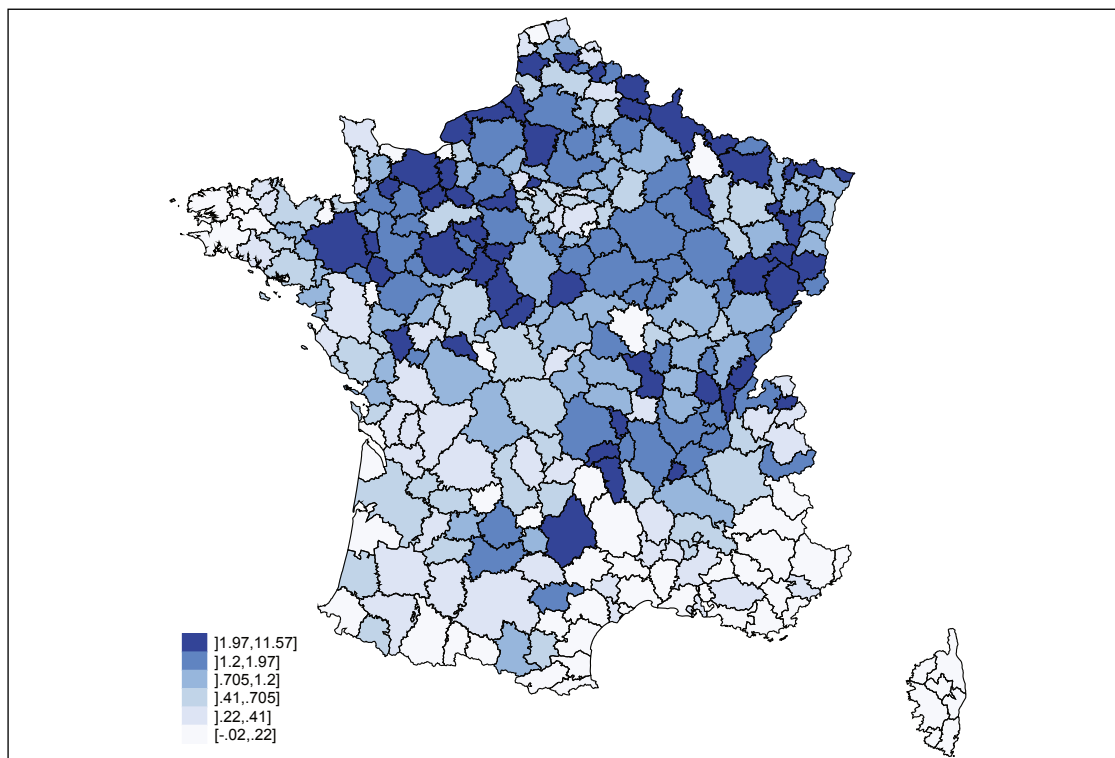
Notre indice reflète donc l'exposition aux robots par millier de travailleurs entre 1994 et 2014. La figure II présente la répartition géographique de l'exposition aux robots. L'exposition moyenne en France est 1.16 entre 1994 et 2014, soit un niveau bien inférieur à l'exposition moyenne de 4.64 en Allemagne sur la même période. Cette exposition est également plus homogène en France, avec un écart-type de 1.42 contre 6.92 en Allemagne. L'ordre de grandeur de l'exposition aux robots en France est plus proche de celui observé aux

États-Unis entre 1993 et 2007. On observe une différence nord/sud nettement marquée. En effet, alors que le nord enregistre des taux d'exposition élevés, la plupart des zones d'emploi méridionales ont une exposition proche de zéro. Le Nord-Est, à fort héritage industriel, et l'Ouest (Normandie et Bretagne orientale) font partie des régions les plus fortement exposées. Parmi les régions les moins exposées, on trouve l'ensemble de la côte atlantique et la Côte d'Azur.

Afin de mesurer l'impact de l'exposition aux robots sur les marchés du travail locaux, nous adoptons une stratégie similaire à celle d'Autor *et al.* (2013) pour étudier l'impact des importations chinoises sur les marchés du travail locaux aux États-Unis. Notre variable d'intérêt est l'évolution du ratio emploi/population entre 1990 et 2014. Dans la première spécification, la plus élémentaire, nous étudions l'impact de l'exposition aux robots sur l'évolution du ratio emploi/population. Ce ratio est construit à partir des données de recensement. Toutefois, il est important de contrôler les

9. D'après la définition officielle de l'Insee, une zone d'emploi est un espace géographique à l'intérieur duquel la plupart des actifs résident et travaillent. Le découpage en zones d'emploi constitue une partition du territoire adaptée aux études locales sur le marché du travail.

Figure II
Exposition aux robots en France (1994-2014)



Source : IFR ; calculs des auteurs.

autres caractéristiques susceptibles d'influer sur l'évolution du ratio emploi/population. Pour cela, nous construisons deux autres indices d'exposition. Premièrement, un indice d'exposition aux TIC TIC_{Exp} , construit de la même manière que l'indice d'exposition aux robots. Le nombre de robots est remplacé par le stock de capital des TIC dans le secteur i . Les données proviennent de la base de données EUKLEMS. Deuxièmement, nous construisons un indice de l'exposition commerciale internationale $ExpCommerce$ utilisant la base de données COMTRADE. Le nombre de robots est remplacé par les importations nettes en provenance de Chine et d'Europe de l'Est (Bulgarie, République tchèque, Estonie, Croatie, Hongrie, Lituanie, Lettonie, Pologne, Roumanie, Slovaquie et Slovénie) dans le secteur i . Dans certaines régressions, nous ajoutons aussi un vecteur X_c de variables de contrôle au niveau de la zone d'emploi c : caractéristiques démographiques 1990 (part de la population selon le niveau d'études et part de la population âgée de 25 à 64 ans), parts des principaux secteurs en 1994 et variables indicatrices par grande région. Finalement, on peut écrire que :

$$\Delta \frac{L_{c,1994}}{Pop_{c,1994}} = \alpha + \beta_1 ExpRobots_c + \beta_2 ExpCommerce_c + \beta_3 ExpTIC_c + \gamma X_c + \epsilon_c$$

Même si ces variables de contrôle purgent partiellement les estimations en MCO, l'instrumentation est nécessaire pour discuter de l'impact causal des robots sur l'emploi. En fait, on peut imaginer un choc, que nos contrôles ne prennent pas en considération, mais qui peut avoir une incidence tant sur l'installation des robots au niveau local que sur les caractéristiques des marchés locaux du travail. Toujours à des fins de comparaison, nous adoptons l'approche d'AR-2017 et de Dauth *et al.* (2017), dans laquelle les stocks de robots dans les industries de n pays développés sont utilisés pour construire n indices d'exposition aux robots. Ces n indices sont construits à partir des données sur l'emploi depuis 1978, afin d'éviter tout problème de causalité inverse : ces niveaux préexistants ne peuvent pas avoir subi l'impact des installations de robots. Nous retenons les pays suivants : Allemagne, Danemark, Espagne, Italie, Finlande, Norvège, Suède et Royaume-Uni. Les données concernant l'Amérique du Nord (États-Unis et Canada) ne sont pas prises en compte car seul le nombre total de robots, sans répartition par secteur industriel, est disponible avant 2004.

Toutes les variables relatives à des proportions (ratio emploi/population, part de la population selon le niveau d'études, etc.) sont mesurées en points de pourcentage. Le tableau 1 présente les résultats des régressions MCO.

Tableau 1
Effet de l'exposition aux robots sur l'emploi, 1990-2014 (moindres carrés ordinaires)

Variable dépendante : variation du ratio emploi/population 1990-2014 (en points de pourcentage)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
$ExpRobots_{1994}^{2014}$	-1.090*** (0.253)	-0.749*** (0.263)	-0.594** (0.239)	-0.515** (0.243)	-0.549* (0.294)	-0.398 (0.244)	-0.430 (0.324)
$ExpTIC_{1994}^{2014}$		-3.099* (1.586)	-2.397 (1.594)	-2.495* (1.455)	-0.304 (1.620)	-0.165 (1.576)	-0.154 (1.588)
$ExpCommerce_{1994}^{2014}$		-0.743*** (0.247)	-0.690*** (0.215)	-0.825*** (0.239)	0.0857 (0.243)	-0.123 (0.278)	-0.124 (0.280)
Démographie			Oui			Oui	Oui
Indicatrices de région				Oui		Oui	Oui
Part des principaux secteurs					Oui	Oui	Oui
Hors zones fortement exposées							Oui
Observations	297	297	297	297	297	297	295
R ²	0.058	0.090	0.198	0.205	0.249	0.407	0.406

Note : les variables de contrôle démographiques sont la part de la population selon le niveau d'études et la part de la population âgée de 25 à 64 ans. Les parts des principaux secteurs mesurent la part des travailleurs dans le secteur manufacturier, l'agriculture, la construction et le commerce de détail, ainsi que la part des femmes dans l'emploi manufacturier en 1994. Les variables indicatrices par grande région font référence aux 13 régions métropolitaines françaises. Les zones fortement exposées sont Poissy et Belfort-Montbéliard-Héricourt. Écart-type robuste entre parenthèses. Niveaux de significativité : *** : p<0.01, ** : p<0.05, * : p<0.1.
Source : IFR, COMTRADE, EUKLEMS, DADS, recensement.

Ce tableau montre la corrélation négative entre l'exposition aux robots et la variation du ratio emploi/population. Toutefois, la corrélation n'est plus significative, lorsque l'on inclut toutes les variables de contrôles (colonne (6)), et lorsque l'on ignore les zones d'emploi ayant la plus forte exposition aux robots (colonne (7)). Dans les cinq premières colonnes où la corrélation est significative, l'ordre de grandeur de l'effet mis en évidence va de -1.090 à -0.515.

Dans le cas de la régression instrumentale (tableau 2), les coefficients d'exposition aux robots sont significatifs quelle que soit la spécification choisie, même avec l'ensemble des contrôles. L'ordre de grandeur des *F*-stat de première étape indique un biais d'instrumentation faible qui ne devrait pas poser de problème ici. De plus, nous observons que l'ordre de grandeur des effets augmente par rapport à ceux obtenus avec les MCO. La colonne (1) correspond à la régression sans aucune variable de contrôle. L'impact négatif de l'exposition aux robots sur l'emploi est considérable : un robot supplémentaire par millier de travailleurs engendre une baisse du ratio emploi/population de 1.317 point de pourcentage. La colonne (2) donne les résultats des estimations en ajoutant les variables de contrôle sur les expositions aux TIC et aux importations.

Si le coefficient d'exposition aux TIC n'est pas significatif statistiquement, il existe un impact négatif des importations nettes sur le ratio emploi/population, comme dans Autor *et al.* (2013) pour les États-Unis. Le coefficient d'exposition aux robots reste du même ordre de grandeur. Dans les colonnes (3) à (5), trois autres contrôles sont ajoutés successivement : les caractéristiques démographiques (colonne (3)), les variables indicatrices par grande région (colonne (4)), la part des principales industries avant 1994 (colonne (5)). Dans chaque spécification, le coefficient d'exposition aux robots reste négatif et significatif, même s'il diminue légèrement. En revanche, le coefficient d'exposition aux importations n'est plus significatif lorsque l'on ajoute les données sur la composition sectorielle des zones d'emploi. Enfin, la colonne (6) intègre tous les contrôles et la colonne (7) ignore les zones fortement exposées. L'effet de l'exposition aux robots reste négatif et significatif, même si son ordre de grandeur a été réduit par rapport à la spécification sans aucune variable de contrôle.

Dans notre dernière spécification, nous obtenons un effet négatif de l'exposition aux robots sur l'emploi : un robot supplémentaire par millier de travailleurs engendre une baisse du ratio emploi/population de 0.686 point de pourcentage.

Tableau 2
Effet de l'exposition aux robots sur l'emploi, 1990-2014 (doubles moindres carrés)

Variable dépendante : variation du ratio emploi/population 1990-2014 (en points de %)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>ExpRobots</i> ₁₉₉₄ ²⁰¹⁴	-1.317*** (0.325)	-1.010*** (0.322)	-0.974*** (0.271)	-0.737** (0.296)	-0.790*** (0.300)	-0.686*** (0.241)	-0.986*** (0.351)
<i>ExpTIC</i> ₁₉₉₄ ²⁰¹⁴		-2.569 (1.618)	-1.699 (1.578)	-2.094 (1.444)	-0.176 (1.590)	-0.0323 (1.518)	0.101 (1.538)
<i>ExpCommerce</i> ₁₉₉₄ ²⁰¹⁴		-0.670*** (0.242)	-0.589*** (0.211)	-0.773*** (0.230)	0.110 (0.240)	-0.0922 (0.276)	-0.0882 (0.279)
Démographie			Oui			Oui	Oui
Indicatrices de région				Oui		Oui	Oui
Part des principaux secteurs					Oui	Oui	Oui
Hors zones fortement exposées							Oui
Observations	297	297	297	297	297	297	295
F-stat première étape	53.7	29.4	24.0	25.7	25.1	23.6	46.5
R ²	0.055	0.087	0.193	0.203	0.248	0.405	0.400

Note : les variables de contrôle démographiques sont la part de la population selon le niveau d'études et la part de la population âgée de 25 à 64 ans. Les parts des principaux secteurs mesurent la part des travailleurs dans le secteur manufacturier, l'agriculture, la construction et le commerce de détail, ainsi que la part des femmes dans l'emploi manufacturier en 1994. Les variables indicatrices par grande région font référence aux 13 régions métropolitaines françaises. Les zones fortement exposées sont Poissy et Belfort-Montbéliard-Héricourt. Écart-type robuste entre parenthèses. Niveaux de significativité : *** : p<0.01, ** : p<0.05, * : p<0.1.
Source : IFR, COMTRADE, EUKLEMS, DADS, recensement.

Un rapide calcul nous permet de conclure que l'installation d'un robot supplémentaire dans une zone d'emploi entraîne une perte de 10.7 emplois¹⁰. L'ordre de grandeur est similaire à celui obtenu par AR-2017 qui estimaient une perte de 6.2 emplois par robot supplémentaire. Selon l'IFR, le nombre de robots en France a augmenté d'environ 20 000 entre 1994 et 2014. Notre résultat implique une perte de 214 000 emplois (10.7*20 000) attribuable aux robots durant cette période.

Les résultats concernant la période 1990-2007, la période couverte par AR-2017, sont présentés en annexe. Avec la spécification incluant l'ensemble des contrôles, nous concluons qu'un robot supplémentaire par millier de travailleurs a conduit à une chute du ratio emploi/population de 0.438 point de pourcentage. L'ordre de grandeur est ici encore plus proche d'AR-2017, qui estimaient une chute de 0.371 point de pourcentage.

Enfin, nous étudions l'hypothèse d'un effet hétérogène de l'exposition aux robots sur l'emploi en fonction du niveau d'études. Ne disposant de ce type d'informations que pour les individus âgés de 25 à 54 ans, nous limitons notre analyse à cette population. Les résultats sont similaires à ceux présentés dans les tableaux 1 et 2. L'estimation des coefficients d'exposition aux robots sur la population selon le niveau d'études est présentée à la figure III. Plus le niveau d'études est bas,

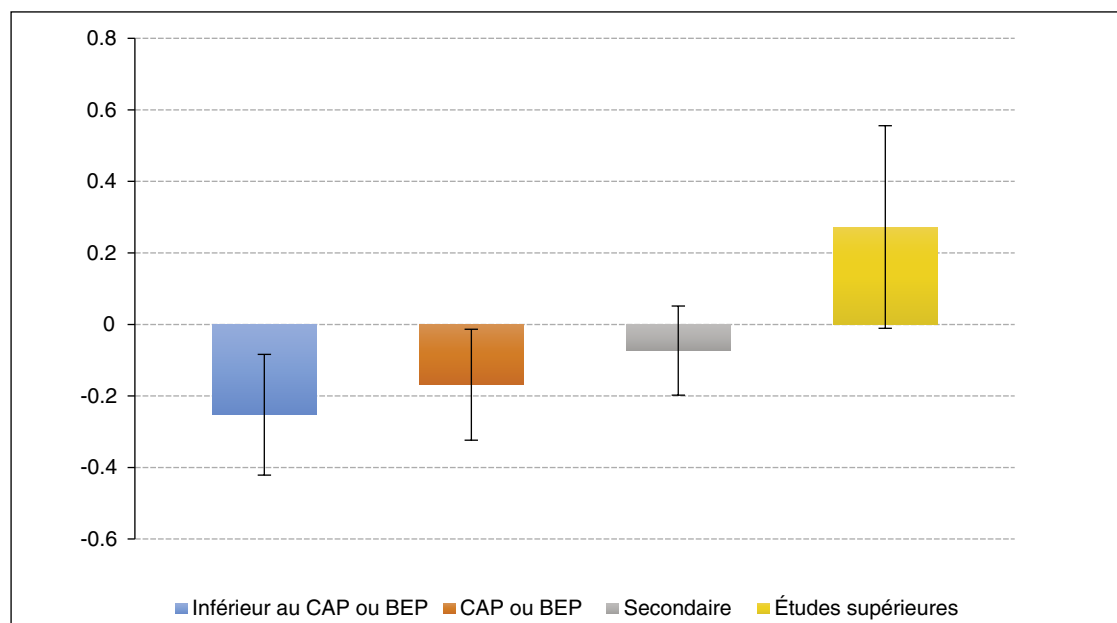
plus l'impact négatif de l'exposition aux robots est élevé. L'impact n'est pas significatif pour les personnes titulaires d'un diplôme d'études secondaires. L'effet est même positif, bien que non significatif, pour les diplômés du supérieur. Cette hétérogénéité souligne le rôle clé de l'éducation et la nécessité de politiques publiques. Afin de limiter les effets négatifs du progrès technique sur l'emploi, les politiques publiques doivent s'efforcer tout particulièrement de relever le niveau d'études et de promouvoir la formation continue.

Discussion

Les analyses ci-dessus soulèvent plusieurs problèmes potentiels. Premièrement, les robots sont-ils si différents des autres formes d'automatisation ? La définition des robots fournie par l'IFR est assez restrictive et n'inclut pas les machines telles que les guichets automatiques, qui remplacent pourtant la main-d'œuvre autant que les robots. En prenant en considération le progrès technologique de manière plus large, il serait possible d'utiliser les données sur une période plus longue, et donc de consolider l'analyse.

10. Nous définissons notre exposition aux robots en « robots par millier de travailleurs ». Selon l'OCDE, le ratio emploi/population moyen était de 0.64 en 2014. Ainsi, l'installation d'un robot supplémentaire entraîne une perte de $(0.686/100) * 1000 / 0.64 = 10.7$ emplois.

Figure III
Effet de l'exposition aux robots selon le niveau d'études



Note : intervalle de confiance à 90 %.

Source : IFR et recensement ; calculs des auteurs.

Un deuxième problème potentiel tient au fait que l'analyse repose sur l'hypothèse selon laquelle le rapport entre le nombre de robots dans un secteur industriel donné et l'importance de ce secteur dans une zone d'emploi est le même dans toutes les zones d'emploi. Pourtant, la robotisation dans un secteur donné peut être plus intense dans la zone d'emploi A que dans la zone d'emploi B, même si la part de ce secteur est la même dans les deux zones.

Une troisième préoccupation potentielle tient à ce que les différences de l'indice d'exposition aux robots entre les zones d'emploi sont surtout liées à la répartition spatiale de l'industrie automobile sur le territoire américain en 1990, étant donné la prédominance des robots industriels dans l'industrie automobile (les robots automobiles représentent plus d'un tiers du nombre total de robots). Utiliser cette variation pour expliquer celle de l'emploi revient à demander si l'importance du secteur automobile dans une zone d'emploi donnée en 1990 peut expliquer l'évolution de l'emploi dans cette zone au cours des vingt années suivantes.

En effet, la robotisation a eu lieu en grande partie dans l'industrie automobile et, dans les années 1990 et 2000, le marché automobile américain a connu une restructuration de grande envergure. Depuis la fin des années 1980, de nombreuses installations d'assemblage automobile ont été transférées vers le sud des États-Unis, où l'industrie automobile était auparavant peu présente. Ceci a engendré des inquiétudes au sein des communautés automobiles traditionnelles du nord du Midwest et du sud de l'Ontario (Hill & Brahmst, 2003). L'industrie automobile française a connu des délocalisations similaires. Si de nombreuses fermetures ont eu lieu dans une zone d'emploi fortement spécialisée dans l'automobile dans les années 1990, alors la relation négative obtenue entre l'exposition aux robots et l'emploi peut tout simplement découler du transfert des usines automobiles. AR-2017 abordent cet aspect de deux manières différentes. Premièrement, ils excluent les zones d'emploi très fortement exposées à la robotisation, lesquelles sont aussi, selon toute vraisemblance, des zones où l'emploi dans l'automobile est initialement élevé. En procédant ainsi, les résultats de la régression de base ne sont pas affectés¹¹. Deuxièmement, ils effectuent des régressions MCO en traitant comme des variables explicatives distinctes l'exposition aux robots dans la construction automobile et l'exposition aux robots dans les autres industries. Ils constatent que les coefficients des deux régresseurs sont assez similaires et concluent que la prédominance

des robots industriels dans l'industrie automobile ne pose pas de problème.

* *
*

Nous avons étudié dans cet article les récents travaux sur les effets de l'intelligence artificielle et de l'automatisation sur la croissance économique et sur l'emploi. Notre principale conclusion est que ces effets dépendent dans une large mesure des institutions et des politiques conduites. Toutefois, malgré de solides fondements théoriques sur la façon de modéliser l'automatisation et l'IA, et en dépit de certains travaux empiriques convaincants, il est encore trop tôt pour comprendre véritablement l'ensemble des implications de ces technologies en termes de bien-être.

Dans la première partie, nous avons avancé que, même si l'IA peut stimuler la croissance en remplaçant la main-d'œuvre (ressource limitée) par du capital (ressource illimitée), elle peut inhiber la croissance si elle est associée à une politique concurrentielle inadaptée.

Dans la seconde partie, nous avons discuté des effets de l'IA et de l'automatisation sur l'emploi global ; en nous appuyant sur Acemoglu & Restrepo (2017), nous avons examiné l'effet de la robotisation sur l'emploi en France durant la période 1994-2014. Nous constatons que la robotisation réduit l'emploi global au niveau des zones d'emploi. Nous constatons aussi que les travailleurs ayant un faible niveau d'éducation sont davantage pénalisés par l'automatisation que les travailleurs plus éduqués. Ceci suggère que des politiques inadaptées concernant le marché du travail et l'éducation pourraient réduire l'impact positif de l'IA et de l'automatisation sur l'emploi.

L'étape suivante naturelle consisterait à faire le lien entre les analyses de l'impact de l'IA sur la croissance et sur l'emploi. Nous travaillons actuellement dans cette direction. Une autre voie de recherche consiste à étudier comment les caractéristiques du marché du travail peuvent affecter la nature de l'innovation, par exemple si l'innovation vise l'automatisation ou la création de nouvelles lignes de produits. Ceci est exploré dans des travaux récents de Dechezleprêtre *et al.* (2019). D'autres questions restent à explorer, en particulier celle des effets de l'IA sur la consommation et le bien-être, dans des recherches futures. □

11. La colonne (7) du tableau 2 supra présente des résultats similaires pour la France.

BIBLIOGRAPHIE

- Acemoglu, D. (2002).** Technical change, inequality, and the labor market. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7–72.
<https://www.jstor.org/stable/2698593>
- Acemoglu, D. & Autor, D. (2011).** Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In: Ashenfelter, O. & Card, D. (Eds.), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, chapter 12, pp. 1043–1171. Amsterdam: Elsevier.
- Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2016).** The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment. NBER *Working Paper* N° 22252.
<https://doi.org/10.3386/w22252>
- Acemoglu, D. & Restrepo, P. (2017).** Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. NBER *Working Paper* N° 23285.
<https://doi.org/10.3386/w23285>
- Aghion, P., Jones, B. & Jones, C. (2017).** Artificial Intelligence and Economic Growth. NBER *Working Paper* N° 23928.
<https://doi.org/10.3386/w23928>
- Aghion, P., Bergeaud, A., Boppart, T., Klenow, P. & Li, H. (2019).** A Theory of Falling Growth and Rising Rents. *Mimeo College de France*.
https://www.college-de-france.fr/media/centre-economie-innovation/UPL1638608134824677946_a_theory_of_falling_growth_and_rising_rents.pdf
- Autor, D., Katz, L. F. & Krueger, A. B. (1998).** Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market? *Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1169–1213.
<https://doi.org/10.1162/003355398555874>
- Autor, D. & Dorn, D. (2013).** The Growth of Low Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–1597.
<https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D., Levy, F. & Murnane, R. J. (2003).** The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333.
<https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Autor, D. H., Dorn, D. & Hanson, G. H. (2015).** Untangling Trade and Technology: Evidence from Local Labor Markets. *The Economic Journal*, 125(584), 621–646.
<https://doi.org/10.1111/eoj.12245>
- Autor, D. H., Dorn, D. & Hanson, G. H. (2013).** The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States. *American Economic Review*, 103(6), 2121–68.
<https://doi.org/10.1257/aer.103.6.2121>
- Arntz, M., Gregory, T. & Ziehrhahn, U. (2017).** Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159, 157–160.
<https://doi.org/10.1016/j.econlet.2017.07.001>
- Baumol, W. (1967).** Macroeconomics of unbalanced Growth: The Anatomy of Urban Crisis. *American Economic Review*, 57(3), 415–426.
<https://www.jstor.org/stable/i331434>
- Beaudry, P., Green, D. A. & Sand, B. M. (2013).** The great reversal in the demand for skill and cognitive tasks. NBER *Working Paper* N° 18901.
<https://doi.org/10.3386/w18901>
- Blanas, S., Gancia, G. & Lee, S. Y. (2019).** Who is Afraid of Machines? CEPR *Discussion Paper* N° 13802.
<https://cepr.org/content/free-dp-download-20-june-2019-who-afraid-machines>
- Bloom, N., Draca, M. & Van Reenen, J. (2016).** Trade Induced Technical Change? The Impact of Chinese Imports on Innovation, IT and Productivity. *The Review of Economic Studies*, 83(1), 87–117.
<https://doi.org/10.1093/restud/rdv039>
- Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E. & Hitt, L. M. (2002).** Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence. *Quarterly Journal of Economics*, 117(1), 339–376.
<https://doi.org/10.1162/003355302753399526>
- Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2011).** Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy. Lexington, MA: Digital Frontier Press.
- Card, D. & DiNardo, J. E. (2002).** Skill Biased Technical Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles. *Journal of Labor Economics*, 20, 733–783.
- Caselli, F. & Manning, A. (2019).** Robot Arithmetic: New Technology and Wages. *American Economic Review: Insights*, 1(1), 1–12.
<https://doi.org/10.1257/aeri.20170036>

- Charnoz, P. & Orand, M. (2017).** Technical change and automation of routine tasks: Evidence from local labour markets in France, 1999-2011. *Économie et Statistique / Economics and Statistics*, 497-498, 103-122.
<https://www.insee.fr/en/statistiques/3318007?sommaire=3318021>
- Cheng, H., Jia, R., Li, D., & Li, H. (2019).** The Rise of Robots in China. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 71-88.
<https://doi.org/10.1257/jep.33.2.71>
- Chiacchio, F., Petropoulos, G. & Pichler, D. (2018).** The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labor market approach. *Bruegel Working paper* N° 2.
<https://bruegel.org/2018/04/the-impact-of-industrial-robots-on-eu-employment-and-wages-a-local-labour-market-approach/>
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J. & Wößner, N. (2017).** German robots: The impact of industrial robots on workers. *IAB Discussion Paper* N° 30/2017.
- Davis, S. J. & Haltiwanger, J. (1992).** Gross job creation, gross job destruction, and employment reallocation. *Quarterly Journal of Economics*, 107(3), 819-863.
<https://doi.org/10.2307/2118365>
- Dechezleprêtre, A., Hémous, D., Olsen, M. & Zanella, C. (2019).** Automating Labor: Evidence from Firm-level Patent Data. Mimeo.
http://morten-olsen.com/DHOZ_Automating_Labor.pdf
- Frey, C. B. & Osborne, M. A. (2017).** The future of employment: How susceptible are jobs to computerization? *Technological Forecasting & Social Change*, 114, 254-280.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Goos, M. & Manning, A. (2007).** Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain. *Review of Economics and Statistics*, 89(1), 118-133.
<https://www.jstor.org/stable/40043079>
- Graetz, G. & Michaels, G. (2018).** Robots at work. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-767.
https://doi.org/10.1162/rest_a_00754
- Hémous, D. & Olsen, M. (2014).** The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality. *CEPR Discussion Paper* N° 10244.
<https://econpapers.repec.org/RePEc:cpr:ceprdp:10244>
- Hill, K. & Brahmst, E. (2003).** The Auto Industry Moving South: An Examination of Trends. *Center for Automotive Research*.
<https://www.cargroup.org/publication/the-auto-industry-moving-south-an-examination-of-trends/>
- Jaimovich, N. & Siu, H. E. (2012).** Job Polarization and Jobless Recoveries. *NBER Working Paper* N° 18334.
<https://doi.org/10.3386/w18334>
- Jones, C. (1995).** R & D-Based Models of Economic Growth. *Journal of Political Economy*, 103(4), 759-784.
<https://www.jstor.org/stable/2138581>
- Katz, L. & Murphy, K. (1992).** Changes in Relative Wages: Supply and Demand Factors. *Quarterly Journal of Economics*, 107(1), 35-78.
<https://doi.org/10.2307/2118323>
- Keynes, J. M. (1932).** Economic possibilities for our grandchildren. In: Keynes, J. M., *Essays in Persuasion*, pp. 358-373. New York: Harcourt Brace.
- Krueger, A. B. (1993).** How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989. *Quarterly Journal of Economics*, 108(1), 33-60.
<https://doi.org/10.2307/2118494>
- Leontief, W. (1952).** Machines and Man. *Scientific American*, 187(3), 150-64.
<https://www.jstor.org/stable/e24950774>
- Liu, E., Mian, A. & Sufi, A. (2019).** Low Interest Rates, Market Power, and Productivity Growth. *NBER Working Paper* N° 25505.
<https://doi.org/10.3386/w25505>
- Lucas, R. E. & Prescott, E. C. (1974).** Equilibrium search and unemployment. *Journal of Economic Theory*, 7(2), 188-209.
[https://doi.org/10.1016/0022-0531\(74\)90106-9](https://doi.org/10.1016/0022-0531(74)90106-9)
- Mann, K. & Püttmann, L. (2017).** Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts. *Unpublished manuscript*.
- Pissarides, C. A. (2000).** *Equilibrium Unemployment Theory*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Zeira, J. (1998).** Workers, Machines, and Economic Growth. *Quarterly Journal of Economics*, 113, 1091-1117.
<https://doi.org/10.1162/003355398555847>

ANNEXE

Tableau A1
Effet de l'exposition aux robots sur l'emploi, 1990-2007 (doubles moindres carrés)

Variable dépendante : variation du ratio emploi/population 1990-2007 (en points de pourcentage)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>ExpRobots</i> ₁₉₉₄ ²⁰⁰⁷	-0.382*** (0.119)	-0.344* (0.198)	-0.508*** (0.195)	-0.148 (0.197)	-0.560** (0.217)	-0.438** (0.198)	-0.633** (0.298)
<i>ExpTIC</i> ₁₉₉₄ ²⁰⁰⁷		-0.322 (1.613)	0.990 (1.611)	-1.274 (1.571)	2.844 (2.142)	1.845 (2.019)	2.184 (2.056)
<i>ExpCommerce</i> ₁₉₉₄ ²⁰⁰⁷		-0.217 (0.319)	-0.285 (0.293)	-0.400 (0.324)	0.301 (0.347)	0.107 (0.383)	0.111 (0.391)
Démographie			Oui			Oui	Oui
Indicatrices de région				Oui		Oui	Oui
Part des principaux secteurs					Oui	Oui	Oui
Hors zones fortement exposées							Oui
Observations	297	297	297	297	297	297	295
F-stat première étape	45.7	24.8	29.3	24.7	22.6	25.7	44.4
R ²	0.004	0.007	0.075	0.129	0.144	0.293	0.284

Note : les variables de contrôle démographiques sont la part de la population selon le niveau d'études et la part de la population âgée de 25 à 64 ans. Les parts des principaux secteurs mesurent la part des travailleurs dans le secteur manufacturier, l'agriculture, la construction et le commerce de détail, ainsi que la part des femmes dans l'emploi manufacturier en 1994. Les variables indicatrices par grande région font référence aux 13 régions métropolitaines françaises. Les zones fortement exposées sont Poissy et Belfort-Montbéliard-Héricourt. Écart-type robuste entre parenthèses. Niveaux de significativité : *** : p<0.01, ** : p<0.05, * : p<0.1.
Source : IFR, COMTRADE, EUKLEMS, DADS, recensement.