

⊕⊕ Theoretical prediction in a "perfect" world without barriers

⊖⊖ If super-star firms prevent other firms from entering

⊖⊖ Overall effect

↳ ⊕⊕ High-educated
⊖⊖ Low-educated



The impact of AI and automation: el impacto de la IA y la automatización

On growth: sobre el crecimiento
 ++ Theoretical prediction in a "perfect" world without barriers: predicción teórica en un mundo «perfecto» sin barreras
 -- If super-star firms prevent others

firms from entering: si las empresas superestrella impiden entrar a otras compañías

On employment at the labor market level: sobre el empleo a nivel de mercado laboral
 -- Overall effect: efecto general
 ++ High-educated: alto nivel educativo
 -- Low-educated: bajo nivel educativo

Solutions: soluciones

Rethinking competition policy: repensar las políticas de competencia

Education & retraining policies: políticas educativas y de formación continua

Sobre los efectos de la IA en el crecimiento y el empleo

Philippe Aghion,
Céline Antonin y
Simon Bunel

En este artículo argumentamos que los efectos de la inteligencia artificial (IA) y la automatización en el crecimiento y el empleo dependen en gran medida de las instituciones y las políticas. En la primera parte del estudio analizamos la literatura más reciente para mostrar que la IA puede estimular el crecimiento al reemplazar mano de obra por capital en la producción tanto de bienes y servicios como de ideas. Pero la IA también puede inhibir el crecimiento si se combina con políticas de competencia inadecuadas. En la segunda parte del artículo examinamos el efecto de la robotización en el empleo en Francia entre 1994 y 2014. A partir de nuestro análisis empírico de datos franceses, mostramos primero que la robotización reduce la tasa de ocupación agregada a nivel de zona de empleo y, después, que los trabajadores sin estudios resultan más afectados por la robotización que quienes sí los tienen. Este hallazgo sugiere que las políticas educativas y del mercado laboral poco adecuadas reducen el impacto positivo que podrían tener la IA y la automatización en el empleo.

Gran parte de este artículo se basa en nuestro estudio sobre la IA y el crecimiento económico, de próxima publicación en *Economics and Statistics* (Aghion et al., 2019).

Introducción

La IA se suele definir como la capacidad de una máquina de imitar el comportamiento humano inteligente. Es cierto que, desde 1820, nuestras economías han pasado por varias revoluciones tecnológicas que resultaron en la automatización de tareas antes desempeñadas por trabajadores. La primera fue la revolución del motor a vapor del siglo XVIII, seguida de la revolución del motor de combustión a principios del XX y, más tarde, de las revoluciones de los semiconductores y de las tecnologías de la información (TI) de las décadas de 1970 y 1980. Sin embargo, la IA va un paso más allá al automatizar tareas tales como conducir un coche, proporcionar consejos médicos o jugar partidas de ajedrez, que pensábamos que nunca podrían automatizarse.

Ante la pregunta de cuáles deberían ser los efectos de la IA en el crecimiento y el empleo, a primera vista la respuesta sería: la IA es beneficiosa para el crecimiento puesto que estimula la productividad, pero perjudicial para el empleo puesto que reemplaza la mano de obra humana por máquinas. No obstante, en este artículo argumentaremos que se trata de una cuestión más compleja y que los efectos de la IA en el crecimiento y el empleo dependen de manera crucial del contexto institucional y político.

Consideremos en primer lugar el impacto de la IA en el crecimiento. Desde la crisis financiera de 2008, el estancamiento secular, es decir, la expectativa de una caída duradera del crecimiento de la productividad, ha sido fuente de preocupación para los economistas y los asesores políticos. Una de las respuestas a la visión pesimista defendida por Robert Gordon (ver Gordon, 2012) es que la revolución de la IA acudirá en nuestra ayuda y nos devolverá a la senda del crecimiento sostenido. Es cierto que la IA puede fomentar el crecimiento reemplazando la mano de obra (que es un suministro finito) por capital (que es un suministro ilimitado) en la producción tanto de bienes y servicios como de ideas; pero la IA también puede inhibir el crecimiento si se combina con políticas de competencia inadecuadas.

De manera similar, argumentamos que la revolución de la IA no tiene por qué afectar al empleo de forma negativa. En primer lugar, el impacto de la automatización en el empleo agregado parece ser positivo en los trabajadores cualificados. En segundo, las plantas



industriales que se automatizan terminan aumentando su número de trabajadores, lo que sugiere que las fricciones del mercado laboral deberían ser un elemento clave de cualquier correlación negativa que pueda establecerse entre automatización y empleo agregado. Esto a su vez apunta a la importancia de la educación y las políticas a la hora de determinar el efecto de la automatización en el empleo agregado.

El resto del artículo está organizado como se indica a continuación. La segunda parte examina los efectos de la IA en el crecimiento. La tercera parte analiza los efectos de la IA y la automatización en el empleo. La última parte corresponde a la conclusión.

1. ¿La IA estimula siempre el crecimiento económico?

En este apartado desarrollamos dos puntos. Primero, la IA tiene el potencial de impulsar el crecimiento económico. Segundo, con instituciones inadecuadas y, en especial, con una política de competencia equivocada, la IA puede ralentizar el crecimiento económico.

1.1 Cómo impulsa la IA el crecimiento económico

El modelo más simple para ilustrar cómo puede la IA impulsar el crecimiento económico es el de Zeira (1998). Aquí presentamos una versión simplificada del mismo desarrollada en Aghion *et al.* (2017). Supongamos que el resultado final se produce de acuerdo con la tecnología de Cobb-Douglas:

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

donde $\sum \alpha_i = 1$ y los procesos o *inputs* intermedios X_i se producen de acuerdo a:

$$X_i = \begin{cases} L_i & \text{si no se automatizan} \\ K_i & \text{si se automatizan} \end{cases}$$

Aunque Zeira considera X_i bienes intermedios, también pueden verse como tareas (Acemoglu y Autor, 2011). Por tanto, las tareas que no se han automatizado las realizan trabajadores una por una. Una vez se automatiza la tarea, puede usarse una unidad de capital en lugar de mano de obra (Aghion *et al.*, 2017). La automatización estimula el crecimiento económico al reemplazar la mano de obra (que es un suministro finito) por ca-

pital (que es un suministro ilimitado) como proceso básico en la producción. De hecho, si consideramos que K y L representan reservas agregadas de suministros de capital y de mano de obra respectivamente, podemos expresar así la ecuación anterior para la producción final de bienes:

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

donde α representa la cuota total de tareas que han sido automatizadas.

Por tanto, la tasa de crecimiento del PIB per cápita (es decir, de $y = Y/L$) es igual a:

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

La automatización (por ejemplo la que resulta de la revolución de la IA) aumentará α , lo que a su vez conducirá a un aumento en g_y , es decir, a una aceleración del crecimiento. Uno de los problemas de este modelo, sin embargo, es que predice un aumento en la cuota de capital, lo que se contradice con el llamado «hecho de Kaldor», según el cual la cuota de capital tiende a estabilizarse en el tiempo.

1.2 Nuevas tareas que reemplazan las existentes

Acemoglu y Restrepo (2016) amplían a Zeira (1998) asumiendo que la producción final es el resultado de combinar los rendimientos de una unidad de medida de las tareas $X \in [N - I, N]$, según la tecnología del Centre for European Studies (CES):

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

donde: (i) las tareas X_i con $i > I$ no están automatizadas y se producen solo con mano de obra; (ii) las tareas X_i con $i < I$ están automatizadas, es decir, el capital y la mano de obra son completamente intercambiables en la producción, y (iii) σ denota la elasticidad constante de intercambiabilidad entre tareas.

La dinámica de I y N (es decir, la automatización de tareas existentes y el descubrimiento de nuevas líneas) es el resultado de un cambio tecnológico endógeno dirigido. Bajo unos parámetros razonables que garanticen que la innovación se dirige hacia el uso del factor más económico, existe una única y (localmente) estable Senda del Crecimiento Equilibrado (SCE). La estabilidad de esta SCE se deriva del hecho de que un choque exógeno a I o a N desencadenará fuerzas

que devolverán a la economía a su SCE previa con la misma proporción de mano de obra: la idea básica es que si un choque conduce a un exceso de automatización, entonces el descenso de los costes de mano de obra estimulará la innovación dirigida a crear tareas nuevas (y más complejas) que exploten la mano de obra barata.

Lo que permite que la cuota de capital de esta SCE permanezca constante es el hecho de que la automatización de las tareas existentes se compensa completamente con la creación de nuevas tareas que requieren mano de obra, al menos en un principio. Cabe destacar que la estabilidad de la cuota de capital depende por entero de la llegada ininterrumpida de nuevas tareas que requieran mucha mano de obra. El modelo de Aghion *et al.* (2017), que también amplía Zeira (1998), ofrece una explicación alternativa a la estabilidad de la cuota de capital y a la compatibilidad de la IA con la posibilidad de una tasa de crecimiento constante a largo plazo.

1.3 La IA y la enfermedad de los costes de Baumol

En el siguiente modelo elaborado por Aghion *et al.* (2017), la complementariedad entre tareas existentes automatizadas y tareas existentes que requieren mucha mano de obra, unida al hecho de que la mano de obra termina por escasear más que el capital, es lo que permite que la cuota de capital y la tasa de crecimiento permanezcan constantes en el tiempo.

Expresado de una manera más formal, el producto final es resultado de:

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

donde $\rho < 0$ (es decir, las tareas son complementarias), A es conocimiento y crece a una tasa constante g_y , al igual que en Zeira (1998):

$$X_{it} = \begin{cases} L_{it} & \text{si no están automatizadas} \\ K_{it} & \text{si están automatizadas} \end{cases}$$

Si permitimos que β_t represente la fracción de tareas automatizadas a fecha t , podemos reformular la función de producción agregada expresada arriba de la siguiente forma:

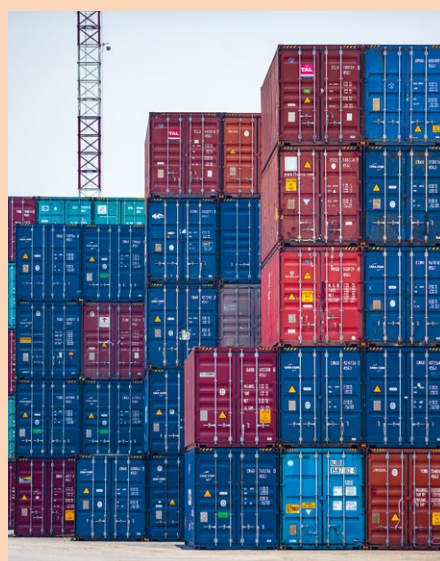
$$Y_t = A_t (\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho + (1-\beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho)^{1/\rho}$$

donde K_t denota las reservas agregadas de capital y $L_t \equiv L$ denota la reserva agregada de trabajadores.



La IA tiene el potencial de impulsar el crecimiento económico, pero con instituciones inadecuadas y, en especial, con una política de competencia equivocada puede producir el efecto contrario

Las plantas industriales que se automatizan terminan aumentando su número de trabajadores, lo que sugiere que las fricciones del mercado laboral deberían ser un elemento clave de cualquier correlación negativa que pueda establecerse entre automatización y empleo agregado



Containers con productos de exportación listos para ser enviados a Estados Unidos desde el complejo aduanero de Pantaco, Ciudad de México

En equilibrio, el cociente entre cuota de capital y cuota de mano de obra es igual a:

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

Por tanto, un aumento de la fracción de bienes automatizados β_t tiene dos efectos compensatorios sobre α_{K_t}/α_L : (i) primero, un efecto positivo directo que está recogido en el término $(\beta_t / 1-\beta_t)^{1-\rho}$; (ii) segundo, un efecto negativo indirecto recogido en $(K_t/L_t)^\rho$ si recordamos que $\rho < 0$. Este segundo efecto está relacionado con la conocida teoría de enfermedad de los costes de Baumol, según la cual a medida que K_t/L_t aumenta como resultado de la automatización, la mano de obra escasea más que el capital; lo que, unido al hecho de que las tareas que requieren más mano de obra son complementarias a las tareas automatizadas (de hecho, hemos supuesto que $\rho < 0$), implica que la mano de obra supondrá una cuota constante de la renta total.

¿Qué ocurre con el crecimiento a largo plazo en este modelo? Consideremos primero el caso en el que una fracción constante de las tareas aún no automatizadas se automatiza en cada periodo, es decir:

$$\dot{\beta} = \theta(1-\beta_t)$$

En este caso, se puede ver que la tasa de crecimiento converge en una constante a largo plazo. A continuación consideremos el caso en el que todas las tareas se automatizan en un plazo de tiempo finito, es decir, donde $\beta_t \equiv 1$ para $t > T$. Entonces, para $t > T$ la producción agregada final de bienes es:

$$Y_t = A_t K_t$$

de manera que si el capital se acumula con el tiempo de acuerdo a:

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

obtenemos una tasa de crecimiento a largo plazo igual a:

$$g_Y = g_A + sA - \delta$$

que aumenta de forma ilimitada en el tiempo a medida que A crece al ritmo exponencial de g_A .

1.4 La IA en la producción de ideas

Aghion *et al.* (2017) también consideran el

caso en el que la automatización afecta a la producción de conocimiento. En concreto, consideran una economía en la que el resultado final se produce mediante mano de obra humana:

$$Y_t = A_t L_t$$

pero en la que la automatización afecta al crecimiento de A_t :

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

donde $\rho < 0$, igual que antes, y:

$$X_{it} = \begin{cases} L_{it} & \text{si no se han automatizado aún} \\ K_{it} & \text{si se han automatizado} \end{cases}$$

Si consideramos que β_t representa una fracción de tareas «generadoras de ideas» que se han automatizado a fecha t , entonces la ecuación de crecimiento del conocimiento expresada arriba se convierte en:

$$\dot{A} = A_t^\varphi (\beta_t^{1-\rho} K_t^\rho + (1-\beta_t)^{1-\rho} L_t^\rho)^{1/\rho}$$

Consideremos primero el caso en el que una fracción constante de las tareas aún no automatizadas se automatizan en cada periodo de tiempo, es decir:

$$\dot{\beta} = \theta(1-\beta_t)$$

En tal caso, se demuestra que:

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

de forma que, aunque asumamos rendimientos decrecientes sobre la acumulación de conocimiento como en Jones (1995), es decir, $\varphi > 0$, la automatización en la producción de ideas mantiene una tasa positiva de crecimiento del PIB (per cápita) en el largo plazo.

Consideremos ahora el caso en el que todas las tareas se automatizan en un tiempo finito, es decir, donde $\beta_t \equiv 1$ para $t > T$. Entonces, para $t > T$ el crecimiento del conocimiento se corresponde con la ecuación:

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

donde:

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



En este caso, Aghion, Jones y Jones demuestran que $A_t = Y_t/L$ se vuelve infinito en un plazo de tiempo finito. Esta forma extrema de crecimiento explosivo se conoce como «singularidad».

1.5 Por qué las TI o la IA pueden generar un descenso del crecimiento

No hemos asistido a un auge del crecimiento como el que predicen los modelos arriba expresados con la IA, sino al contrario: el crecimiento de la productividad total de los factores (PTF) ha descendido de forma brusca en Estados Unidos desde 2008, al igual que la tasa de creación de nuevas empresas y de inversiones intangibles. Al mismo tiempo, hemos observado un aumento de los márgenes promedio y del grado de concentración de las ventas y el empleo.

Aghion *et al.* (2019) proponen la explicación que sigue. Supongamos que hay dos fuentes principales de heterogeneidad en las empresas de una economía. La primera es la «calidad del producto», que mejora como resultado de la innovación en cada línea de producto. Pero, además de la calidad de producto, algunas empresas –llámemoslas compañías superestrella– pueden gozar de una «ventaja de eficiencia» persistente respecto a otras empresas. Entre las fuentes naturales de dicha ventaja están el capital organizativo, el desarrollo de redes o la capacidad de evitar impuestos: estas fuentes ayudan a las compañías superestrella a obtener márgenes mayores que los de las empresas no superestrella con el mismo nivel de tecnología. El relato propuesto por Aghion *et al.* es que una revolución tecnológica, al reducir el coste de supervisar cada actividad individual, inducirá a todas las empresas a ampliar su abanico de productos. Sin embargo, puesto que las compañías superestrella gozan de beneficios mayores por cada línea de producto que las compañías no superestrella con el mismo nivel de tecnología, las primeras terminarán expandiéndose en detrimento de las segundas. Pero esto a su vez frenará la innovación en las compañías superestrella, puesto que innovar en una línea de la que la compañía es una superestrella siempre arroja beneficios menores que hacerlo en una en la que la compañía no lo es. Por tanto, en conjunto, la revolución tecnológica puede resultar en una innovación agregada y un crecimiento medio de la productividad menores en el largo plazo, tras una primera explosión de crecimiento asociada a la incorporación de

nuevas líneas de producto por parte de las compañías superestrella.¹

Esto puede explicar que el crecimiento de la productividad en Estados Unidos haya disminuido de forma continuada desde 2005, después de una explosión de crecimiento entre 1995 y 2005, en el periodo inmediatamente posterior a la revolución de la IA que siguió a la revolución de las TI. Es más, también explica que en los últimos diez años el margen promedio haya aumentado significativamente en Estados Unidos, así como por qué esto se debió sobre todo a un efecto composición; a saber, la participación en la economía de compañías de márgenes más elevados ha aumentado, pero los márgenes dentro de las propias empresas no exhiben ninguna tendencia al alza significativa.

Esta explicación ilustra el hecho de que las revoluciones tecnológicas como las de las TI o la IA puedan terminar teniendo efectos adversos en el crecimiento si las instituciones y las políticas no son las adecuadas. De hecho, la combinación de la revolución de las TI y la ausencia de reglas de competencia apropiadas han permitido a las empresas superestrella expandirse de forma ilimitada, desalentando así la innovación y la entrada de empresas no superestrella. Nos referimos sobre todo a la ausencia de regulación relativa a fusiones y adquisiciones o al hecho de que las compañías superestrella no estén obligadas a divulgar los datos de su éxito a otras empresas. El desafío, por tanto, es repensar las políticas de competencia de manera que las revoluciones de las TI y la IA puedan hacer realidad su potencial de crecimiento.

Una vez subrayada la importancia de las instituciones y las políticas apropiadas a la hora de convertir las TI y la IA en oportunidades para el crecimiento, vamos a examinar los efectos de la IA en el empleo, donde, de nuevo, ambas son importantes. Además, tendremos presentes las políticas educativas y del mercado laboral.

2. Automatización y empleo

2.1 Breve repaso de la literatura existente

Puesto que la IA está todavía en pañales, no disponemos de estudios con datos empíricos y de carácter retrospectivo sobre el empleo. Es, por tanto, imposible pronunciar un veredicto bien fundado sobre el impacto de la IA en el empleo. En consecuencia, los estudios

empíricos se han centrado en la automatización en un sentido más amplio y en sus efectos en el empleo. Se han subrayado varias consecuencias de la automatización:

- un aumento en la brecha salarial debido al rendimiento mejorado sobre la educación (Katz y Murphy, 1992; Krueger, 1993; Autor *et al.*, 1998; Bresnahan *et al.*, 2002; Acemoglu, 2002; Autor y Dorn, 2013);
- un aumento del desempleo: el desempleo tecnológico aumenta (Lucas y Prescott, 1974; Davis y Haltiwanger, 1992; Pissarides, 2000), los empleos de manufactura y de tareas rutinarias desaparecen por efecto de la automatización (Jaimovich y Siu, 2012);
- la sobrecualificación de trabajadores: *Beaudry et al.* (2013) muestran que hay una demanda menor de trabajadores cualificados, que, en consecuencia, se ven «obligados» a aceptar empleos no cualificados, mientras que los trabajadores sin calificaciones pueden acabar expulsados del mercado laboral.
- polarización del mercado de trabajo: la automatización crearía más puestos de trabajo de alta y baja cualificación, al tiempo que eliminaría los de calificaciones intermedias (Goos y Manning, 2007). Autor y Dorn (2013) se centran en el cambio estructural en el mercado de trabajo: los empleos de renta media en el sector secundario serían reemplazados por empleos de renta baja en el sector servicios, menos amenazado por la automatización.

Algunos autores han intentado ser prospectivos e ir más allá del ámbito de la automatización «tradicional» cuestionando la viabilidad de automatizar puestos de trabajo a la vista de los avances tecnológicos actuales y esperables. Restan una importancia considerable a la idea de que la automatización podría amenazar trabajos no rutinarios. Mientras que Autor *et al.* (2003) argumentaban que tareas no rutinarias tales como la redacción de textos legales, la conducción de camiones, la medicina o las ventas no podían ser sustituidas, Brynjolfsson y McAfee (2011) defienden que la automatización ya no se limita a trabajos rutinarios y citan el ejemplo de los coches autodirigidos. Frey y Osborne (2017) han seguido esta senda y calculado la probabilidad de computarización de 702 empleos.² Su conclusión principal demuestra que el 47% de



los empleos de Estados Unidos corren el riesgo de ser automatizados en los próximos diez o veinte años, mientras que solo el 33% de los trabajos tienen un riesgo de automatización bajo. Su método se basa en valoraciones de expertos en IA sobre el alcance de la automatización en setenta ocupaciones distintas, y se extiende a otros empleos de acuerdo a sus características principales gracias a un método de puntuación probabilístico. También han demostrado que hay una fuerte relación negativa entre, por un lado, salarios y logros educativos y, por otro, probabilidad de computarización.

Frey y Osborne han sido criticados con dureza: pasan por alto el contenido de las tareas de los empleos y no tienen en cuenta la variabilidad de una ocupación específica en distintos lugares de trabajo. Arntz *et al.* (2017) muestran que, cuando se tiene en cuenta la heterogeneidad de tareas dentro de los trabajos, solo el 9% de los trabajadores de Estados Unidos se enfrentan a un riesgo de automatización elevado. Tampoco contemplan las barreras legales y éticas que impedirían la destrucción de algunos puestos de trabajo. Por último, el método de Frey y Osborne no incorpora la respuesta de la economía a un modelo de equilibrio general, es decir, el coste de la automatización, la reacción de los salarios y la creación de nuevos puestos de trabajo. A pesar de los avances tecnológicos, el coste de sustituir a los trabajadores por máquinas podría disuadir a las empresas de implantar una automatización rápida, en especial si los salarios se estabilizan. Además, podrían aparecer nuevas

actividades que proporcionen empleo a los trabajadores superfluos. En consecuencia, ser prospectivo sin razonar dentro de un patrón de equilibrio general no parece realista. En este sentido, Héroux y Olsen (2014) proporcionan el primer modelo dinámico para analizar la interacción entre automatización y creación de nuevos productos y tareas.

2.2 Automatización y empleo en Estados Unidos

Obtener una medición precisa de la automatización es crucial, y es lo que han intentado hacer los últimos estudios. Si los estudios tempranos se basaban en el grado de presencia de los ordenadores o de las tecnologías de la información (Krueger, 1993; Autor *et al.*, 1998; Bresnahan *et al.*, 2002), los más recientes investigan otros indicadores de automatización, tales como las patentes relativas a la automatización (Mann y Püttmann, 2017) o el número de robots (Autor y Dorn, 2013; Acemoglu y Restrepo, 2017; Dauth *et al.*, 2017; Graetz y Michaels, 2018; Cheng *et al.*, 2019). Por lo que respecta al impacto de los robots en el empleo neto, las conclusiones son contradictorias.

Chiacchio *et al.* (2018) informan de efectos negativos: un robot adicional por cada mil trabajadores reduce la tasa de empleo en seis países de la UE en 0,16-0,20 puntos porcentuales. Sin embargo, Autor *et al.* (2015) y Graetz y Michaels (2018) no encuentran efectos de la automatización en el empleo agregado. A partir de datos alemanes, Dauth *et al.* (2017) no encuentran pruebas de que los

robots causen pérdidas de empleo totales, pero sí ponen de manifiesto un importante efecto negativo en el sector secundario: un robot adicional por cada mil trabajadores reduce la tasa de ocupación agregada en el sector industrial en 0,0595 puntos porcentuales.

En su artículo «Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets», Acemoglu y Restrepo (2017) analizan el efecto en el mercado de trabajo del aumento del uso de robots en la industria entre 1990 y 2007. Responden a esta pregunta mediante la variación en la adopción de robots dentro de cada país. Muestran que, para cada mercado laboral, el impacto de los robots en el empleo puede calcularse sometiendo a regresión el cambio en los empleos y los salarios con respecto a la exposición a los robots, y concluyen que un robot adicional por cada mil trabajadores reduce la tasa de empleo en torno a 0,37 puntos porcentuales y el crecimiento salarial en el 0,73%.

Acemoglu y Restrepo se centran en las 772 zonas de movilidad intradía por el territorio continental estadounidense. Para cada zona reúnen datos sobre empleo y salarios y elaboran indicadores de la exposición a los robots. A continuación, ejecutan regresiones en todas las zonas de movilidad intradía para analizar el impacto de esta exposición al cambio en la tasa de ocupación y en los salarios agregados, es decir, para calcular las relaciones siguientes:

$$\begin{cases} d\ln L_c = \beta_L \cdot \text{exposición a robots en EEUU}_c + \varepsilon_c^L \\ d\ln W_c = \beta_W \cdot \text{exposición a robots en EEUU}_c + \varepsilon_c^W \end{cases}$$

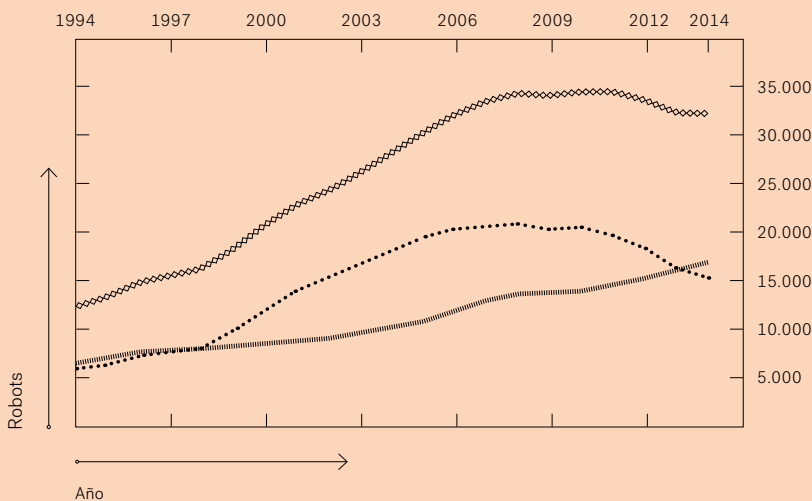


Figura 1. Evolución del número de robots en Francia (1994-2014)

Fuente: Federación Internacional de Robótica

◆◆◆◆ Total
●●●● Automatiz
- - - - Total sin automatiz

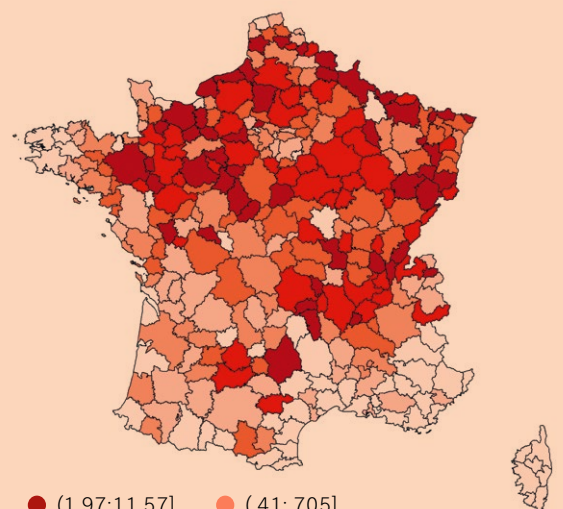


Figura 2. Exposición a los robots en Francia (1994-2014)

Fuente: análisis de los autores



Los datos sobre robots los proporciona la Federación Internacional de Robótica (IRF, por sus siglas en inglés), que recopila datos de las ventas de fabricantes de robots de todo el mundo, el destino de estas y su clasificación por sector industrial. La IFR define un robot, de acuerdo a las normas ISO, como una «maquina de manipulación automática, reprogramable y multifuncional con tres o más ejes que pueden posicionar y orientar materias, piezas, herramientas o dispositivos especiales para la ejecución de trabajos diversos en las diferentes etapas de la producción». La clave de esta definición reside en la autonomía del robot para realizar las tareas. A partir de estos datos, deducen las existencias de robots por país y por año a partir de 1993,³ pero solo por país, o por grupo de países. La IFR proporciona datos de existencias de robots para 19 categorías profesionales.

Acemoglu y Restrepo (2017) elaboran un índice local basado en el aumento del número de robots por trabajador en cada sector, por un lado, y en la distribución local de la

mano de obra entre distintos sectores, por otro.

Para cada zona de movilidad intradía, el índice que mide la exposición a los robots entre 1990 y 2007 está confeccionado de manera similar al índice que mide la exposición a las importaciones chinas desarrollado por Autor *et al.* (2013). La idea central que subyace en este índice es explotar la variación en la estructura de empleo en la industria local antes del periodo de interés, para ampliar una variable (robots, importaciones, etc.) solo disponible a nivel nacional. El indicador empleado para medir la exposición a los robots en zonas de movilidad intradía es:

$$Exposición\ a\ robots_{EEUU\ 1993_2007_c} = \sum_{i \in I}^{1970} = \left(\frac{R_{i,2007}^{US}}{L_{i,1990}^{US}} - \frac{R_{i,1993}^{US}}{L_{i,1990}^{US}} \right)$$

La suma incluye los diecinueve sectores industriales *i* en los datos de la IFR. L_{ci}^{1970} representa la cuota de empleo en industria *i* en 1970 para una zona de movilidad intradía *i*. R_i

y L_i representan las existencias de robots y el número de personas empleadas en un sector concreto *i*.

La variación en la exposición a los robots entre las zonas de movilidad intradía se usa a continuación para explicar la evolución en el empleo y los salarios. En las regresiones se incluyen varios controles. Una característica importante son los cambios en los patrones comerciales. Acemoglu y Restrepo usan los datos de Autor *et al.* (2013) sobre la exposición a las importaciones chinas y crean indicadores similares para medir las importaciones de México. Otra característica es la de controlar el crecimiento del capital social (aquellos que no sean robots) y el crecimiento de capital de TI. Otros controles incluyen la tasa de ocupación en empleos rutinarios en 1990, un medidor de deslocalización de procesos intermedios, las diferencias demográficas de base en 1990, las tasas de ocupación de referencia en la industria manufacturera, la industria manufacturera de larga duración y la industria de la construcción, así como la cuota de empleo femenino en la industria manufacturera.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>RobotsExposure</i> 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)
<i>TICEExposure</i> 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)
<i>TradeExposure</i> 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)
Datos demográficos			Si			Si	Si
Variables binarias por región				Si		Si	Si
Variables por sector industrial					Si	Si	Si
Elimina áreas de exposición elevada							Si
Observaciones	297	297	297	297	297	297	295
R cuadrado	0,058	0,090	0,198	0,205	0,249	0,407	0,406

Variable dependiente: cambio en la tasa de ocupación 1990-2014 (en puntos porcentuales)

Tabla 1. Estimaciones de MCO – Efectos de la exposición a los robots en el empleo
Fuente: análisis de los autores

Las variables de control demográfico son la cuota de habitantes por nivel de estudios y la cuota de habitantes entre 25 y 64 años. Las variables por sector industrial se refieren a la cuota de trabajadores en industria, agricultura, construcción y comercio minorista y a la cuota de mujeres en industria en 1994. Las variables binarias por región se refieren a las 13 regiones metropolitanas de Francia. Las áreas de exposición elevada son Poissy y Belfort-Montbéliard-Héricourt. Los errores estándar robustos figuran entre paréntesis. Niveles de significación: ***p<0,01, **p<0,05, *p<0,1. Fuentes: IFR, COMTRADE, EU KLEMS, DADS, datos censales.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>RobotsExposure</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>TICEExposure</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>TradeExposure</i> ₁₉₉₄₋₂₀₁₄			-0,670*** (0,242)	-0,589*** (0,211)	-0,773*** (0,230)	-0,110 (0,240)	-0,088 (0,279)
Datos demográficos			Si			Si	Si
Variables binarias por región				Si		Si	Si
Variables por sector industrial					Si	Si	Si
Elimina áreas de exposición elevada							Si
Observaciones	297	297	297	297	297	297	295
Estadístico F de la primera fase	53,7	29,4	24,0	25,7	25,1	23,6	46,5
R cuadrado	0,055	0,087	0,193	0,203	0,248	0,405	0,400

Variable dependiente: cambio en la tasa de ocupación 1990-2014 (en puntos porcentuales)

Tabla 2. Estimaciones de VI – Efectos de la exposición a los robots en el empleo
Fuente: análisis de los autores

Las variables de control demográfico son la cuota de habitantes por nivel de estudios y la cuota de habitantes entre 25 y 64 años. Las variables por sector industrial se refieren a la cuota de trabajadores en industria, agricultura, construcción y comercio minorista y a la cuota de mujeres en industria en 1994. Las variables binarias por región se refieren a las 13 regiones metropolitanas de Francia. Las áreas de exposición elevada son Poissy y Belfort-Montbéliard-Héricourt. Los errores estándar robustos figuran entre paréntesis. Niveles de significación: ***p<0,01, **p<0,05, *p<0,1. Fuentes: IFR, COMTRADE, EU KLEMS, DADS, datos censales.



El problema de esta estrategia empírica es que la adopción de robots en un sector estadounidense concreto podría estar relacionada con otras tendencias dentro de ese sector. Por tanto, Acemoglu y Restrepo adoptan una estrategia de variable instrumental (VI) y usan la exposición exógena a los robots en una selección de países europeos como una aproximación a la frontera tecnológica mundial. El resultado principal es que las zonas de movilidad intradía más expuestas a robots han evolucionado peor en términos tanto de tasa de ocupación como de salarios entre 1990 y 2007.

En su especificación principal, Acemoglu y Restrepo (2017) calculan que cada robot adicional por cada mil trabajadores reduce la relación entre el empleo y la población agregada en 0,37 puntos porcentuales y el crecimiento de salarios por hora agregados en alrededor del 0,73%. Añadir variables de control tales como los volúmenes de importaciones chinas o mexicanas o las tasas de trabajos rutinarios y de deslocalización tiene escaso efecto en los análisis. Excluir las zonas de movilidad intradía con una mayor exposición a los robots no cambia la magnitud de las estimaciones. Por tanto, sus resultados no están determinados únicamente por áreas de elevada exposición.

2.3 Automatización y empleo en Francia

Reproducimos el método desarrollado por Acemoglu y Restrepo (2017) con datos franceses del periodo 1994-2014.

La figura 1 refleja cómo evolucionó el número de robots en Francia entre 1994 y 2014. Al igual que en Acemoglu y Restrepo,

los datos sobre robots los proporciona la IFR. El número total de robots crece de manera continuada entre 1994 y 2007, se estanca entre 2007 y 2011 y, por último, desciende entre 2012 y 2014. (Ver figura 1).

Siguiendo a Acemoglu y Restrepo (2017) y a Dauth *et al.* (2017), definimos la exposición a los robots en una zona de empleo francesa entre 1994 y 2014:⁴

$$Exposición\ a\ robots\ EEUU\ 1994_2014_c = \sum_{i \in I} \frac{L_{ic, 1994}}{L_{c, 1994}} \left(\frac{R_{i, 2014}}{L_{i, 1994}} - \frac{R_{i, 1994}}{L_{i, 1994}} \right)$$

donde $L_{ic, 1994}$ hace referencia al empleo en una zona de empleo c en la industria i en 1994, $L_{c, 1994}$ hace referencia al empleo en una zona de empleo c en 1994 y $L_{i, 1994}$ hace referencia al empleo (en miles) en la industria i en 1994. $R_{i, 1994}$ y $R_{i, 2014}$ representan respectivamente el número total de robots en la industria i en 1994 y en 2014. Los datos sobre empleo proceden de la base de datos de la Administración francesa DADS.

Nuestro índice refleja, por tanto, la exposición a los robots por cada mil trabajadores entre 1994 y 2014. La figura 2 refleja la distribución geográfica de la exposición a los robots. La exposición promedio en Francia es de 1,16 entre 1994 y 2014, muy por debajo de la exposición media en Alemania, de 4,64 en ese mismo periodo. Esta exposición también es más homogénea en Francia, con una desviación típica de 1,42 frente a 6,92 en Alemania. El orden de magnitud de la exposición a los robots en Francia está más cerca de la de Estados Unidos entre 1993 y 2007.

La figura 2 muestra una división norte/sur bastante marcada. De hecho, mientras el norte presenta tasas de exposición más elevadas, la mayoría de las zonas de empleo meridionales tienen exposiciones cercanas a cero. El noreste, de fuerte legado industrial, pero también el oeste (Normandía y Bretaña oriental), están entre las regiones de mayor exposición. Entre las regiones menos expuestas figuran la costa atlántica y la Costa Azul. (Ver figura 2).

En la primera y más ingenua especificación, estudiamos el impacto de la exposición a los robots en la evolución de la tasa de ocupación entre 1990 y 2014. Esta tasa se construye a partir de datos censales. Sin embargo, controlamos otras características que pueden influir en la evolución de la tasa de ocupación. Para ello, creamos otros dos índices de exposición. En primer lugar, un índice de exposición a las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) $TICExp_c$, construido de manera similar al de la exposición a los robots. El número de robots se reemplaza por las reservas de capital TIC en la industria i . Los datos proceden de la base de datos EU KLEMS. En segundo lugar, creamos un índice de exposición al comercio internacional $TradeExp_c$, usando la base de datos COMTRADE. El número de robots se reemplaza por las importaciones netas de China y de una selección de países de Europa del Este en la industria i . En algunas regresiones también añadimos un vector X_c de control de la zona de empleo c : características demográficas en 1990 (cuota de habitantes por nivel de estudios y cuota de habitantes entre 25 y 64 años), cuotas amplias por sector industrial en 1994 y variables binarias por región. Por último, podemos escribir:

$$\Delta \frac{L_{c, 1994}}{Pop_{c, 1994}} = \alpha + \beta_1 RobotsExp_c + \beta_2 TradeExp_c + \beta_3 TICExp_c + \gamma X_c + \epsilon_c$$

La tabla 1 expone los resultados de las regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Dicha tabla muestra una correlación negativa entre la exposición a los robots y el cambio en la tasa de ocupación. No obstante, la correlación deja de ser significativa en la columna 6, una vez que incluimos todos los controles, y en la columna 7, cuando excluimos las zonas de movilidad intradía con una mayor exposición a los robots. En las primeras cinco columnas, donde la correlación es significativa, la magnitud del efecto oscila entre -1,090 y -0,515. (Ver tabla 1).

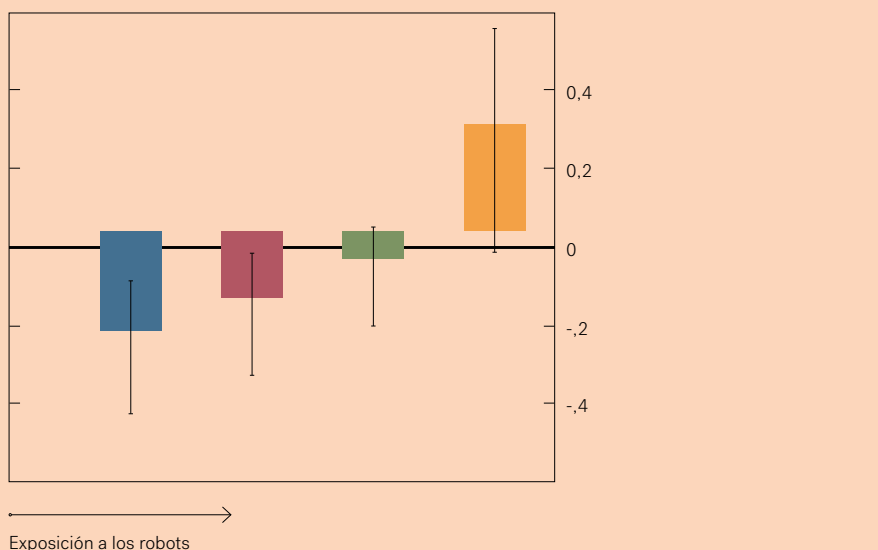


Figura 3. Efectos de la exposición a los robots en la población según el nivel de estudios
Fuente: análisis de los autores

- Por debajo del CAP o el DEP
- Enseñanza media
- CAP o DEP
- Estudios superiores



El crecimiento de la productividad total de los factores ha descendido bruscamente en EEUU desde 2008, al igual que la tasa de creación de nuevas empresas y de inversiones intangibles

La sala de operaciones híbridas del Instituto de Cirugía Guiada por Imagen (IHU), en Estrasburgo, Francia, está considerada la más avanzada del mundo. Combina técnicas de cirugía de invasión mínima con las últimas tecnologías de imágenes médicas

Incluso si estas variables de control purgan parcialmente las estimaciones de MCO, es necesario un enfoque de VI para analizar el impacto causal de los robots en el empleo. De hecho, podemos imaginar un choque que no recogemos en nuestros controles, pero que puede tener efecto tanto en la instalación de robots a nivel local como en las características de los mercados de trabajo locales. En la regresión de VI expresada en la tabla 2, los coeficientes de la exposición a los robots son significativos con independencia de la especificación elegida, incluso en aquella que tiene todos los controles. Además observamos que la magnitud de los efectos aumenta en comparación con los obtenidos por los MCO. En la columna 1 (regresión sin ningún control), el impacto negativo de la exposición a los robots en el empleo es gigantesco: un robot adicional por cada mil trabajadores conduce a una caída en la tasa de ocupación de 1,317 puntos porcentuales. Cuando se añaden controles a las exposiciones a las TIC y a las importaciones (columna 2), hay un impacto negativo de las importaciones netas en la tasa de ocupación, como en Autor

et al. (2013) para Estados Unidos, aunque el coeficiente de exposición a los robots no sea estadísticamente significativo. El coeficiente de exposición a los robots se mantiene en el mismo orden de magnitud. Las columnas de la 3 a la 5 examinan sucesivamente otros tres controles, mientras que la columna 6 los incorpora de manera simultánea. En primer lugar, la columna 3 añade características demográficas. A continuación, la columna 4 añade variables binarias por región. Por último, la columna 5 añade variables por sector industrial anteriores a 1994. En cada especificación, el coeficiente de exposición a los robots sigue siendo negativo y significativo, incluso si su magnitud disminuye ligeramente. Por el contrario, el coeficiente de exposición a las importaciones se vuelve insignificante cuando añadimos información sobre la composición industrial de las zonas de empleo. Por último, la columna 6 combina todos los controles y la columna 7 elimina las áreas de exposición elevada. El efecto de la exposición a los robots sigue siendo negativo y significativo, aunque su magnitud se ha reducido en comparación



con la especificación sin ningún control. (Ver tabla 2).

En nuestra última especificación obtenemos un efecto negativo de la exposición a los robots en el empleo: un robot adicional por cada mil trabajadores conduce a una caída en la tasa de ocupación de 0,686 puntos porcentuales. Un cálculo rápido nos permite concluir que la instalación de un robot adicional en una zona de movilidad intradía redujo el empleo en 10,7 puestos de trabajo.⁵ El orden de magnitud es similar al de Acemoglu y Restrepo (2017), quienes encontraron un impacto de 6,2 puestos de trabajo menos por cada robot adicional. Según la IFR, el número de robots en Francia aumentó en cerca de 20.000 entre 1994 y 2014. Nuestro resultado implica una pérdida de 214.000 puestos de trabajo debida a los robots (10,7*20.000) en este periodo.

Por último, investigamos la posibilidad de efectos heterogéneos de la exposición a los robots en el empleo según el nivel de estudios.⁶ Los coeficientes estimados de la exposición a los robots por parte de la población según el nivel educativo se recogen en la figura 3 con intervalos de confianza del 90%. El Certificado de Aptitud Profesional (CAP) y el Diploma de Estudios Profesionales (DEP) son grados profesionales en Francia. Cuanto más bajo es el nivel de estudios, mayor es el impacto de la exposición a los robots. El impacto no es significativo en personas con estudios de secundaria. El efecto llega a ser positivo, aunque ligeramente no significativo, en graduados universitarios. Esta heterogeneidad subraya la importancia de la educación y la necesidad de que existan escuelas públicas. Para limitar los efectos negativos de la automatización en el empleo, las políticas públicas deberían orientarse a elevar el nivel educativo e impulsar la formación continua.

2.4 Del análisis agregado al análisis a nivel de planta

En nuestro trabajo actual con Xavier Jaravel analizamos los efectos de la automatización en el empleo usando datos de panel franceses a nivel de planta y de empresa. Medimos la automatización usando el consumo eléctrico de manera que excluya la calefacción y otros costes fijos de consumo energético en plantas industriales. Nuestras principales conclusiones preliminares son: (i) que una mayor automatización hoy en día aumenta el empleo a nivel de planta a corto y largo plazo y (ii) que la tasa de ocupación aumenta para

las cualificaciones medias (ingenieros, etc.) y altas (dirección, etc.); sigue siendo positiva, pero de forma menos significativa, para los empleados de baja cualificación. Otra conclusión es que las plantas industriales que automatizan menos hoy en día tienen más probabilidades de salir del mercado en el futuro. La correlación negativa que encontramos entre la automatización y la tasa de ocupación a nivel de las zonas de empleo agregadas no se debe, en consecuencia, tanto a que las empresas en proceso de automatización estén despidiendo a trabajadores superfluos. Parece reflejar, más bien, un efecto de robo de negocio por el cual las empresas que se automatizan expulsan del mercado a las que no lo hacen.

Conclusión

En este artículo hemos examinado trabajos recientes sobre la IA y sus efectos en el crecimiento económico y el empleo. Nuestra conclusión es que los efectos de la IA y la automatización en el crecimiento y el empleo dependen en gran medida de las instituciones y las políticas. En la primera parte hemos argumentado que, si bien la IA puede estimular el crecimiento reemplazando la mano de obra (un suministro finito) por capital (un suministro ilimitado), también puede inhibir el crecimiento si se combina con políticas de competencia inadecuadas.

En la segunda parte hemos examinado los efectos de la IA y la automatización en el empleo: nuestro análisis sugiere que un mejor sistema educativo y una política de mercado laboral más eficaz aumentan los efectos positivos de la automatización en el empleo.

El próximo paso lógico sería enlazar los análisis de cada una de estas partes investigando cómo afectan las características del mercado laboral a la naturaleza de la innovación: por ejemplo, investigar si la innovación va dirigida a la automatización en lugar de a la creación de nuevas líneas de producto. Esta y otras continuaciones del análisis presentado en este artículo están a la espera de investigaciones futuras.



Philippe Aghion es profesor del Collège de France y de la London School of Economics y miembro de la Econometric Society y de la American Academy of Arts and Sciences. Su área de investigación es la Economía del Crecimiento. Junto con Peter Howitt propugnó el llamado paradigma schumpeteriano del crecimiento, que desde entonces se utiliza para analizar el diseño de las políticas de crecimiento y el papel del Estado en este proceso. Gran parte de este trabajo está resumido en los libros *Endogenous Growth Theory* [Teoría del crecimiento endógeno] (MIT Press, 1998) y *The Economics of Growth* [Economía del crecimiento] (MIT Press, 2009) escritos en colaboración con Howitt, en el libro coescrito con Howitt, en el libro coescrito con Rachel Griffith *Competition and Growth* [Competencia y crecimiento] (MIT Press, 2006) y en el estudio «What Do We Learn from Schumpeterian Growth Theory?» [¿Qué nos enseña la teoría schumpeteriana del crecimiento?] (en colaboración con U. Akcigit y P. Howitt). En 2001, Aghion recibió el premio Yrjö Jahnsson al mejor economista europeo menor de cuarenta y cinco años, y en 2009, el premio John von Neumann.

Céline Antonin es investigadora en el OFCE (el centro de investigación económica de la universidad Sciences Po) y profesora en Sciences Po desde 2009. En el OFCE forma parte del departamento de Predicción y Análisis y se ocupa de un amplio espectro de temas, desde estudios por países hasta cuestiones estructurales y macroeconómicas. También es investigadora asociada del Collège de France, donde actualmente estudia el impacto macro y microeconómico de la transformación digital en el mercado laboral. Antonin es graduada por la ENSAE y la Sciences Po de París, máster por la École Normale Supérieure y doctora en Economía por la Paris School of Economics. En 2018 recibió el premio especial Benjamin Delessert, otorgado por la Fédération nationale des Caisses d'Épargne y el Banco de Francia por su tesis doctoral.

Simon Bunel es economista en el departamento de Estudios Económicos del Institut national de la statistique et des études économiques (Insee). También es estudiante de doctorado en la Paris School of Economics y el Collège de France (Laboratorio de economía e innovación). Tiene un grado de la École polytechnique y la ENSAE y un máster en Ciencia de la Paris School of Economics. Su labor investigadora se centra en la innovación, la productividad y el cambio tecnológico. En concreto, se ocupa del efecto de las subvenciones públicas en I+D e innovación (I+D y crédito fiscal, etc.) en las empresas, el impacto del proceso de destrucción creativa en la medición de crecimiento económico y el vínculo entre automatización, empleo y productividad.



Notas

1. Sobre la desaceleración del crecimiento de la productividad y su relación con el auge del poder de mercado corporativo y la concentración empresarial, ver también Liu *et al.* (2019).
2. Por «computarización» se entiende la automatización de un trabajo empleando instrumentos controlados por ordenador.
3. Sin embargo, para Estados Unidos, la distribución de robots no está detallada al completo para el sector industrial en el periodo 1993-2004. La información detallada es de a partir de 2004. Fuera de la fabricación industrial, el número de robots se da para seis categorías principales: agricultura, silvicultura y pesca; minería; servicios públicos; construcción; educación, investigación y desarrollo, y servicios.
4. Según la definición oficial del Institut national de la statistique et des études économiques, una zona de empleo es un área geográfica en la que vive y trabaja la mayor parte de la fuerza laboral. Proporciona un desglose del territorio adaptado a los estudios locales sobre empleo.
5. Nuestra exposición a los robots se define en «robots por cada mil trabajadores». Según la OCDE, la tasa de ocupación promedio fue de 0,64 en 2014. Por tanto, la instalación de un robot adicional redujo el empleo en $(0,686/100) \cdot 1000 / 0,64 = 10,7$ puestos de trabajo.
6. Y puesto que solo disponemos de esta información para individuos de entre 25 y 54 años, limitamos nuestro análisis a ese grupo de población.

Bibliografía

- Acemoglu, D. (2002): «Technical Change, Inequality, and the Labor Market», *Journal of Economic Literature*, n.º 40, 1, pp. 7-72.
- Acemoglu, D. y Autor, D. (2011): «Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings», en O. Ashenfelter y D. Card (eds.), *Handbook of Labor Economics*, vol. 4B, Elsevier, junio de 2011, cap. 12, pp. 1.043-1.171.
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. (2016): «The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 22.252.
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. (2017): «Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 23.285.
- Aghion, P., Jones, B. y Jones, C. (2017): «Artificial Intelligence and Economic Growth», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 23.928.
- Aghion P.; Bergeaud, A.; Boppart, T.; Klenow P. y Li, H. (2019): «A Theory of Falling Growth and Rising Rents», Mimeo, Collège de France.
- Aghion, P., Antonin, C. y Bunel, S. (2019): «Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy», *Economics and Statistics*, de próxima publicación.
- Arntz, M.; Gregory, T. y Ziehrhahn, U. (2017): «Revisiting the Risk of Automation», *Economics Letters*, 159, pp. 157-160.
- Autor, D.; Katz, L. F. y Krueger, A. B. (1998): «Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 113, 4, pp. 1.169-1.213.
- Autor, D. y Dorn, D. (2013): «The Growth of Low Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market», *American Economic Review*, n.º 103, 5, pp. 1.553-1.597.
- Autor, D. H.; Dorn, D. y Hanson, G. H. (2013): «The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States», *American Economic Review*, n.º 103, 6, pp. 2.121-2.168.
- Autor, D. H.; Dorn, D. y Hanson, G. H. (2015): «Untangling Trade and Technology: Evidence from Local Labor Markets», *The Economic Journal*, n.º 125, 584, pp. 621-646.
- Autor, D.; Levy, F. y Murnane, R. J. (2003): «The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 118, 4, pp. 1.279-1.333.
- Beaudry, P.; Green, D. A. y Sand, B. M. (2013): «The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 18.901.
- Bresnahan, T. F.; Brynjolfsson, E. y Hitt, L. M. (2002): «Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 117, 1, pp. 339-376.
- Brynjolfsson, E. y McAfee, A. (2011): *Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy*, Lexington, Massachusetts, Digital Frontier Press.
- Cheng, H.; Jia, R.; Li, D. y Li, H. (2019): «The Rise of Robots in China», *Journal of Economic Perspectives*, n.º 33, 2, pp. 71-88.
- Chiacchio, F.; Petropoulos, G. y Pichler, D. (2018): «The Impact of Industrial Robots on EU Employment and Wages: A Local Labor Market Approach», Bruegel, documento de trabajo n.º 2.
- Dauth, W.; Findeisen, S.; Südekum, J. y Wößner, N. (2017): «German Robots: The Impact of Industrial Robots on Worker», IAB, documento de debate n.º 30/2017.
- Davis, S. J. y Haltiwanger, J. (1992): «Gross Job Creation, Gross Job Destruction, and Employment Reallocation», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 107, 3, pp. 819-863.
- Frey, C. B. y Osborne, M. A. (2017): «The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?», *Technological Forecasting and Social Change*, n.º 114, pp. 254-280.
- Goos, M. y Manning, A. (2007): «Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain», *Review of Economics and Statistics*, n.º 89, 1, 118-133.
- Gordon, R. (2012): «Is US Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 18.315.
- Graetz, G. y Michaels, G. (2018): «Robots at Work», *The Review of Economics and Statistics*, n.º 100, 5, 753-767.
- Hémous, D. y Olsen, M. (2014): «The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality», CEPR, documento de debate n.º 10.244.
- Jaimovich, N. y Siu, H. E. (2012): «The Trend is the Cycle: Job Polarization and Jobless Recoveries», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 18.334.
- Jones, C. (1995): «R & D-Based Models of Economic Growth», *Journal of Political Economy*, n.º 103, pp. 759-784.
- Katz, L. y Murphy, K. (1992): «Changes in Relative Wages: Supply and Demand Factors», *The Quarterly Journal of Economics*, 152, pp. 35-78.
- Krueger, A. B. (1993): «How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 108, 1, pp. 33-60.
- Liu, E.; Mian, A. y Sufi, A. (2019): «Low Interest Rates, Market Power, and Productivity Growth», National Bureau of Economic Research, documento de trabajo n.º 25.505.
- Lucas, R. E. y Prescott, E. C. (1974): «Equilibrium Search and Unemployment», *Journal of Economic Theory*, n.º 7, 2, pp. 188-209.
- Mann, K. y Püttmann, L. (2017): «Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts», manuscrito inédito.
- Pissarides, C. A. (2000): *Equilibrium Unemployment Theory*, Massachusetts, MIT Press.
- Zeira, J. (1998): «Workers, Machines, and Economic Growth», *The Quarterly Journal of Economics*, n.º 113, pp. 1.091-1.117.



PHILIPPE AGHION
CÉLINE ANTONIN
SIMON BUNEL

ACCEDE AL LIBRO COMPLETO

- El trabajo en la era de los datos
- Work in The Age of Data

CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO

Aghion, P., Antonin, C. y Bunel S., “Sobre los efectos de la inteligencia artificial en el crecimiento y el empleo”, en El Trabajo en la Era de los Datos, Madrid, BBVA, 2019.

ACCESO AL ARTÍCULO EN INGLÉS

- On the Effects of Artificial Intelligence on Growth and Employment.

ARTÍCULOS RELACIONADOS

- Avance tecnológico: riesgos y desafíos, Darell West
El próximo paso: la vida exponencial.
- La última década y el futuro del impacto de la IA en la sociedad, Joanna J. Bryson
¿Hacia una nueva Ilustración? Una década trascendente.
- Inteligencia artificial de beneficios probados, Stuart Russell
El próximo paso: la vida exponencial.

