

## Resumen

Las consecuencias que tienen las innovaciones tecnológicas en el empleo dependen fundamentalmente del grado de complementariedad que exista entre las nuevas máquinas y los trabajadores. En capítulos anteriores de las revoluciones tecnológicas, las complementariedades entre las tecnologías y el trabajo humano han mostrado un sesgo de cualificación, es decir, eran mayores para los trabajadores cualificados que para los no cualificados. En este trabajo, desde el contexto de un nuevo entorno tecnológico determinado por los avances en robótica e inteligencia artificial, se discute: i) cuáles son sus principales características, qué podrían cambiar el sesgo de cualificación observado en los cambios tecnológicos anteriores; ii) cuáles son, hasta ahora, las ocupaciones más expuestas a los nuevos avances tecnológicos propiciados por la robótica y la inteligencia artificial; y iii) qué tipo de inversión en educación es necesaria para explotar plenamente las complementariedades entre las nuevas tecnologías y el trabajo humano.

*Palabras clave:* robótica, inteligencia artificial, tareas, ocupaciones, educación.

## Abstract

The employment consequences of technological innovations depend crucially on the degree of complementarity between new machines and workers. In previous episodes of technological revolutions, complementarities between technology and human labor have displayed a skill-bias, that is, they were higher for skilled workers than for unskilled ones. In this piece, facing the context of a new technological environment determined by the advances in Robotics and Artificial Intelligence, we discuss i) what are their main characteristics that may change the skill-bias observed in previous technological changes, ii) what are so far the occupations more exposed to the new technological advances brought up by Robotics and Artificial Intelligence, and iii) what kind of investment in educational is needed to fully exploit the complementarities between new technologies and human labor.

*Keywords:* robotics, artificial intelligence, tasks, occupations, education.

*JEL classification:* I20, J24, O30.

# INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y CAPITAL HUMANO: ¿PUEDEN ESTAR EN PELIGRO SUS COMPLEMENTARIEDADES?

Juan F. JIMENO (\*)

*Banco de España*

Ana LAMO

*Banco Central Europeo*

## I. INTRODUCCIÓN (\*\*)

La historia de los cambios tecnológicos nos enseña que es la adaptación del capital humano mediante la recualificación de la mano de obra lo que permite aumentar la productividad y el empleo, aunque las innovaciones tecnológicas lleguen a desplazar ciertos puestos de trabajo en algunas ocupaciones. No obstante, es más probable que cada oleada de innovación complementemente determinados conjuntos de habilidades. De ahí que la adaptación de la oferta de mano de obra mediante la inversión en capital humano, canalizada en su mayor parte a través del sistema educativo, difiera con la aplicación de las innovaciones tecnológicas.

Los tipos de progreso tecnológico que hemos presenciado en el pasado son de dos tipos. Uno es el progreso tecnológico con sesgo en la cualificación, es decir, tecnologías que complementan la mano de obra humana en ocupaciones que requieren altos niveles educativos y complejas habilidades manuales y no manuales. Otro es la automatización de tareas rutinarias, típicamente manuales, que liberan mano de obra humana para dedicarla a actividades más productivas. En ambos casos, el ajust-

te del empleo pasa por la mejora de las habilidades, de modo que la mano de obra humana pueda dedicarse a aquellas tareas productivas más complementarias de las nuevas tecnologías. De ahí que la respuesta política deba consistir, principalmente, en realizar cambios en el sistema educativo que permitan adecuar las habilidades de la oferta de mano de obra a las requeridas por las nuevas tecnologías.

En la actualidad, una nueva ola de avances tecnológicos parece tener el alcance de poder cambiar la producción de bienes y servicios en muchas dimensiones. La inteligencia artificial, el aprendizaje automático, la inteligencia artificial generativa y los grandes modelos de lenguaje podrían realizar de forma autónoma tareas que antes requerían la participación de mano de obra humana. Esta vez existe una gran preocupación por el hecho de que estas innovaciones sean mucho más disruptivas, ya que no son solo las tareas rutinarias, sino también las creativas las que pueden ser realizadas de forma autónoma por «robots» y algoritmos de inteligencia artificial (IA) sin intervención humana. En principio, la IA está más cerca de ser un «progreso tecnológico con sesgo en la cualificación» que la automatización de

tareas rutinarias. Aun así, existe la posibilidad de que la IA sustituya a la mano de obra humana en todo tipo de tareas causando un desplazamiento de puestos de trabajo mucho mayor, de forma intensiva y extensiva, que los avances tecnológicos anteriores.

Con estas premisas, una cuestión clave que hay que abordar es: ¿cómo podría ajustarse el capital humano para aprovechar las complementariedades con la IA? Las ganancias potenciales de productividad y empleo y los cambios en las desigualdades económicas derivados de la implantación de la IA dependerán de forma crucial, como ocurrió en capítulos anteriores de las revoluciones tecnológicas, del ajuste de la oferta de mano de obra. Abordamos esta cuestión en tres pasos. En primer lugar, destacamos qué hay de nuevo en la revolución tecnológica de la IA, hasta qué punto puede la IA proporcionar una tecnología de propósito general que afecte a la producción de una amplia variedad de bienes y servicios, y cuáles son las habilidades humanas más susceptibles de poder desempeñarse usando robots y algoritmos. En segundo lugar, nos basamos en nuestra investigación anterior (Albanesi *et al.*, 2024) para mapear esas habilidades en tareas y, por tanto, para encontrar qué ocupaciones están potencialmente más expuestas a los avances de la IA. En tercer lugar, analizamos las ocupaciones para definir cuál es el tipo de capital humano (nivel de estudios) necesario para desempeñarlas. Por último, utilizamos datos sobre los sistemas educativos de toda Europa para mostrar hasta qué punto se están produciendo cambios en la composición de la oferta laboral que podrían ser complementarios a la IA.

## II. DE QUÉ HABLAMOS CUANDO HACEMOS REFERENCIA A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La IA se define como un campo de la informática que se ocupa del desarrollo de sistemas informáticos capaces de realizar tareas que suelen requerir inteligencia humana, como el reconocimiento del habla, el procesamiento del lenguaje natural, la generación y traducción de textos, la generación de vídeo, sonido e imagen, la toma de decisiones, etc. Los dos rasgos más distintivos de la IA son la capacidad de analizar el entorno y de emprender acciones de forma autónoma para alcanzar objetivos específicos. Su desarrollo se ha producido en varias oleadas con diferentes técnicas e instrumentos, desde los sistemas expertos y la IA débil hasta el aprendizaje automático y profundo o las redes neuronales y los grandes modelos de lenguaje. Se diferencian básicamente en dos dimensiones: i) grado de autonomía o necesidad de intervención humana; y ii) variedad de problemas o tareas que pueden resolver o realizar. A continuación, en la tercera sección (1), resumimos sus características más relevantes y sus posibles asociaciones con las habilidades humanas.

La primera fase del desarrollo de la IA tuvo lugar en torno a 2010 y se basó en el desarrollo de técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo e inteligencia artificial discriminativa. El aprendizaje automático y el aprendizaje profundo consisten generalmente en aplicaciones destinadas a dotar a los sistemas de la capacidad de aprender y mejorar a partir de la experiencia,

sin que estén programados explícitamente para ello. La IA discriminativa se basa en modelos utilizados a menudo para tareas como la clasificación o la regresión, el análisis de opiniones y la detección de objetos, que utilizan instrumentos como regresiones logísticas, los árboles de decisión y los bosques aleatorios.

A lo que estamos asistiendo ahora es al desarrollo de la IA generativa (*Gen-AI*, en inglés). Se trata de un conjunto de algoritmos que pueden generar síntesis de imágenes, textos y música, utilizando el aprendizaje profundo, redes neuronales y grandes modelos de lenguaje que detectan patrones y relaciones en los datos para luego entrenarlos. Las redes generativas adversariales, los autocodificadores variacionales, los modelos de transformación y difusión y otros muchos más son aplicaciones específicas de *Gen-AI* que sirven como modelos fundacionales y proporcionan la base para una amplia gama de tareas que implican la comprensión y generación de lenguaje natural (textual, matemático y de programación informática).

## III. ¿QUÉ TAREAS ESTÁN POTENCIALMENTE MÁS EXPUESTAS A LA EVOLUCIÓN DE LA IA?

La principal construcción teórica en economía destinada a analizar el impacto de las tecnologías de IA en el mercado laboral es el denominado «marco basado en tareas» (Acemoglu y Restrepo, 2019). Tanto en Estados Unidos como en Europa existen catálogos ocupacionales, el O\*NET y el ESCO, respectivamente. Se trata de una lista de ocupaciones clasificadas tanto

por las tareas que realizan como por la combinación de conocimientos, destrezas y habilidades que requieren para llevarlas a cabo (Comisión Europea, 2020). Por tanto, un puesto de trabajo podría definirse como la combinación de las tareas realizadas, y puede construirse una correspondencia entre puestos de trabajo y tareas. La conexión entre los puestos de trabajo y la IA tiene dos dimensiones: i) en qué medida la IA está avanzando en la realización de las tareas de cada ocupación («exposición»); y ii) en qué medida la IA realiza tareas que sustituyen al trabajo humano o le permiten ser más productivo («complementariedad»).

En cuanto a la exposición, uno de los indicadores más utilizados es el de Felten *et al.* (2021), que se basa en la correspondencia entre 10 aplicaciones de IA y 52 habilidades humanas, denominado en inglés *AIOE* o *AI occupational exposure* (exposición ocupacional a la IA). Estos autores utilizan ponderaciones de importancia y complejidad de las tareas desempeñadas por cada ocupación y medidas de los avances de la IA en el desempeño de dichas tareas a partir de informes de expertos, tomados de la Electronic Frontier Foundation, para obtener una medida relativa, que Albanesi *et al.* (2024) exportan a datos europeos y los normalizan para que tomen valores entre 0 y 1. De forma similar, Webb (2020) utiliza el solapamiento entre las descripciones de patentes, tomadas de Google Patent Public Data, y las descripciones de puestos de trabajo, tomado de O'NET, para construir un índice similar. Ambos índices representan diferentes aspectos

de la IA. Mientras que el primero se basa en la exposición de las capacidades de los trabajadores a los avances tecnológicos, el segundo destaca la disponibilidad de algoritmos de aprendizaje automático que podrían realizar las tareas de las ocupaciones.

En cuanto a la complementariedad, Cazzaniga *et al.* (2023) proponen ajustar el índice *AIOE* original con un índice corregido, el *C-AIOE*. Obsérvese que la exposición a la IA no implica por sí misma que se va a producir un desplazamiento de puestos de trabajo, ya que la IA podría usarse para mejorar la productividad del trabajador. Es más probable que esto ocurra en empleos complejos, en los que hay muchas tareas y la mayoría de ellas son «difíciles» (no fáciles de codificar), que en empleos sencillos, con solamente unos pocos conjuntos de «tareas fáciles». El indicador *AIOE* ajustado a la complementariedad, o *C-AIOE*, tiene en cuenta de forma explícita la sustitución de la mano de obra. La corrección se debe básicamente al análisis de los contextos laborales y los aspectos físicos de cómo se realiza el trabajo en cada ocupación. Los autores, utilizando su criterio propio, tienen en cuenta lo crítico de las decisiones y la gravedad de las consecuencias de los errores, como los dos factores principales que nos impiden la transición plena a la IA. La construcción de este índice lleva a concluir que la exposición y la complementariedad tienen una correlación positiva (véase el recuadro n.º 1 en Cazzaniga *et al.*, 2024).

Un enfoque alternativo para medir la complementariedad consiste en asociar la *AIOE* a los cambios en la composición del

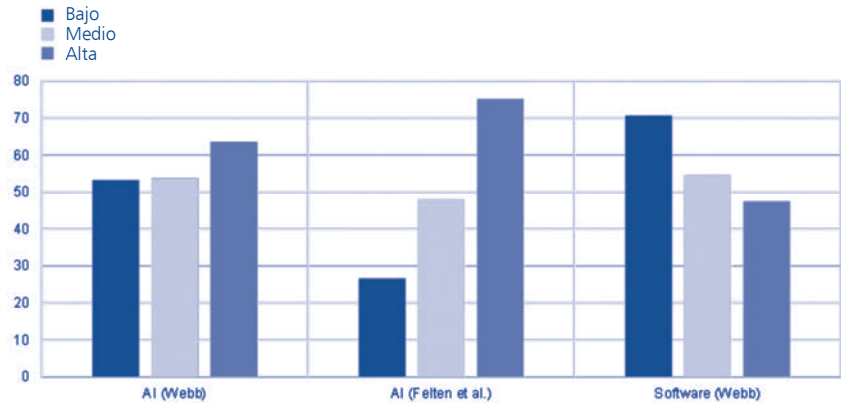
empleo por cada ocupación. En pocas palabras, se trata de ver si las ocupaciones más expuestas a la IA ganan cuotas de empleo. Esto es precisamente lo que hacen Albanesi *et al.* (2024) utilizando los datos de exposición a las tecnologías que usan IA y los cambios en las cuotas de empleo por ocupaciones en dieciséis países europeos durante el período 2011-2019. Estos años vieron el auge de aplicaciones de aprendizaje profundo como el procesamiento del lenguaje, el reconocimiento de imágenes, las recomendaciones basadas en algoritmos o la detección del fraude. Aunque tenían un alcance más limitado que los actuales modelos generativos de IA como ChatGPT, las aplicaciones de aprendizaje profundo fueron, no obstante, revolucionarias y aun así, se suscitó inquietud sobre el impacto que iban a tener en el empleo. Como indicadores de la exposición a la IA, utilizan tanto Albanesi *et al.* (2024), Felten *et al.* (2021) como el de Webb (2020), junto con un indicador de exposición al *software* para calibrar en qué medida la exposición a la IA es diferente a la implantación de la digitalización. Sus resultados muestran que, independientemente del índice de exposición utilizado, las ocupaciones más expuestas a la IA efectivamente ganaron cuotas de empleo, en general en Europa y en todos los países de la muestra, con pocas excepciones. Además, esta asociación positiva entre la exposición a la IA y el aumento del empleo en términos relativos fue mayor entre las ocupaciones con más trabajadores jóvenes y con un alto nivel educativo. Esto sugiere que, en principio, la IA es complementaria al trabajo humano, pero con cierto «sesgo de cualificación».

#### IV. ¿QUÉ TIPOS DE ESTUDIOS SE REQUIEREN PARA LA REALIZACIÓN DE LAS TAREAS CON MAYOR EXPOSICIÓN A LA EVOLUCIÓN DE LA IA?

El mapeado de tareas en ocupaciones nos ayuda a conocer cuáles son las competencias necesarias para el desempeño de dichas tareas, pero no da información detallada sobre qué nivel de estudios proporciona esas habilidades. Determinar qué campos de estudio son más aptos para proporcionar habilidades complementarias a las tecnologías de la IA es una cuestión abierta y en evolución. La opinión generalizada es que cada vez habrá más demanda de graduados universitarios de las denominadas áreas *STEM*, acrónimo en inglés que hace referencia a *science, technology, engineering y mathematics* (ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas). ¿Es eso lo que se ha observado hasta ahora? En caso afirmativo, ¿se está ajustando la oferta de mano de obra a la creciente demanda de competencias proporcionadas por los campos de estudio de las *STEM*?

En cuanto a la primera pregunta, el gráfico 1 presenta la exposición a las tecnologías de IA por nivel educativo, según los cálculos de Albanesi *et al.* (2024). Agrupan a los trabajadores en celdas, definidas como la intersección de ocupaciones, al nivel de agregación de tres dígitos de la ISCO y seis sectores de actividad, que son agricultura, construcción, servicios financieros, servicios, industria manufacturera y servicios públicos. A continuación, el nivel de estudios de cada celda se define como inferior/medio/superior según el nivel educativo medio de la po-

GRÁFICO 1  
EXPOSICIÓN A LA TECNOLOGÍA POR PERCENTIL MEDIO DEL NIVEL EDUCATIVO



Notas: El gráfico refleja la exposición media de los distintos «grupos educativos» de trabajadores a las tres medidas tecnológicas. Los grupos educativos se definen como la submuestra celdas sector-ocupación, cuyo nivel educativo medio se sitúa en el tercio inferior, medio y superior (tercil) respectivamente de la distribución educativa nacional.

Fuente: Albanesi *et al.* (2024).

sición de sus trabajadores en los terciles de la distribución de niveles educativos de cada país. El gráfico muestra la exposición a la IA y al *software* por grupo educativo. Claramente, los trabajadores con mayor nivel educativo están más expuestos a la IA, lo que contrasta con la exposición al *software*, que va en la dirección opuesta. Esto sugiere que las nuevas tecnologías de IA son algo más que la informatización o la digitalización.

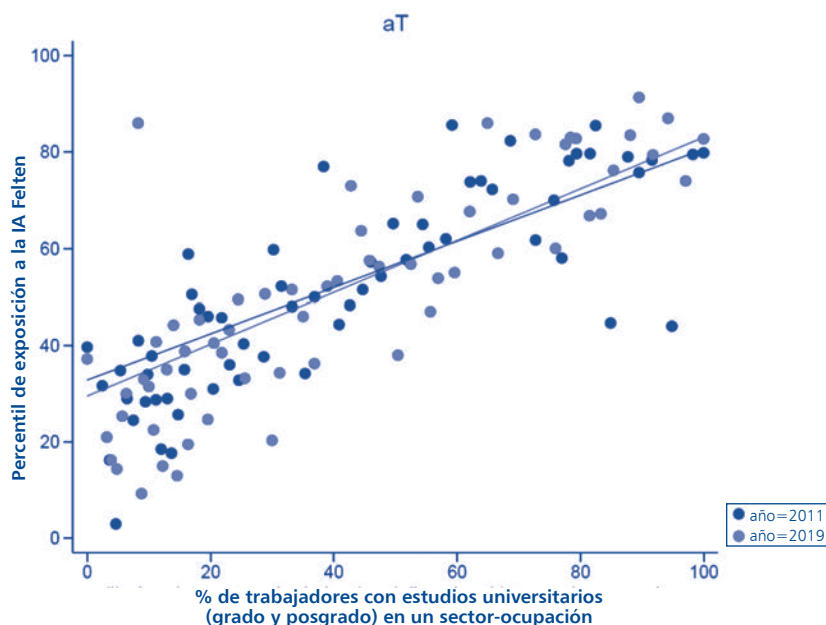
Para comprender mejor qué requisitos educativos trae consigo la implantación de las tecnologías de IA por ser más complementarias a ellas, analizamos en más detalle los datos para España. El gráfico 2 representa la media del índice de exposición de Felten *et al.* (2021) para las celdas de ocupación-sector por porcentaje de trabajadores con estudios universitarios en 2011 y en 2019. Las pendientes positivas, más pronunciadas en 2019

que en 2011, indican que las ocupaciones cuyos trabajadores tienen predominantemente estudios universitarios están más expuestas a la IA que las ocupaciones con menor porcentaje de trabajadores con estudios universitarios. Por el contrario, aquellas ocupaciones potencialmente más expuestas a la IA emplean a una menor fracción de trabajadores poco cualificados, definidos como aquellos con estudios primarios y menos. De nuevo, esto es más pronunciado en 2019 que en 2011 (gráfico 3) [2]. Esto confirma el argumento de que la IA es, de hecho, un cambio tecnológico con sesgo de cualificación.

En términos más generales, los paneles (a) y (b) del gráfico 4, tomados de Albanesi *et al.* (2024), muestran que en dieciséis países europeos la IA tiene un sesgo de cualificación. Muestra los coeficientes estimados de la asociación entre los cambios



GRÁFICO 2  
EXPOSICIÓN A LA IA (FELTEN *ET AL.*, 2022) POR PORCENTAJE  
DE TRABAJADORES CON ESTUDIOS UNIVERSITARIOS.  
ESPAÑA 2011 Y 2019



Notas: El eje Y es el percentil de exposición potencial a la IA, Felten *et al.* (2021). El eje X es el porcentaje de trabajadores en una observación de sector-ocupación con estudios universitarios (grado y posgrado) en 2011 y 2019.

Fuente: Felten *et al.* (2021).

en el empleo y la automatización posibilitada por la IA por nivel educativo, desglosado en terciles, es decir, los tercios inferior, medio y superior de la población. Los coeficientes estadísticamente significativos aparecen en azul oscuro. La línea horizontal muestra el coeficiente para toda la muestra. Las barras muestran el coeficiente estimado para la submuestra de celdas sector-ocupación para el nivel educativo medio en el tercil inferior, medio y superior, respectivamente, de la distribución educativa dentro del país. Para las ocupaciones en las que el nivel educativo medio se sitúa en los grupos de cualificación baja y media, la exposición a la IA no parece alterar las cosas de forma significativa. Sin embargo, para

el grupo de alta cualificación encontramos una asociación positiva y significativa: subir 25 centiles en la distribución de la exposición a la IA parece aumentar la cuota de empleo por sector-ocupación en un 3,1 por 100 utilizando el indicador de exposición a la IA de Webb, y en un 6,7 por 100 utilizando la medida de Felten *et al.* (2021).

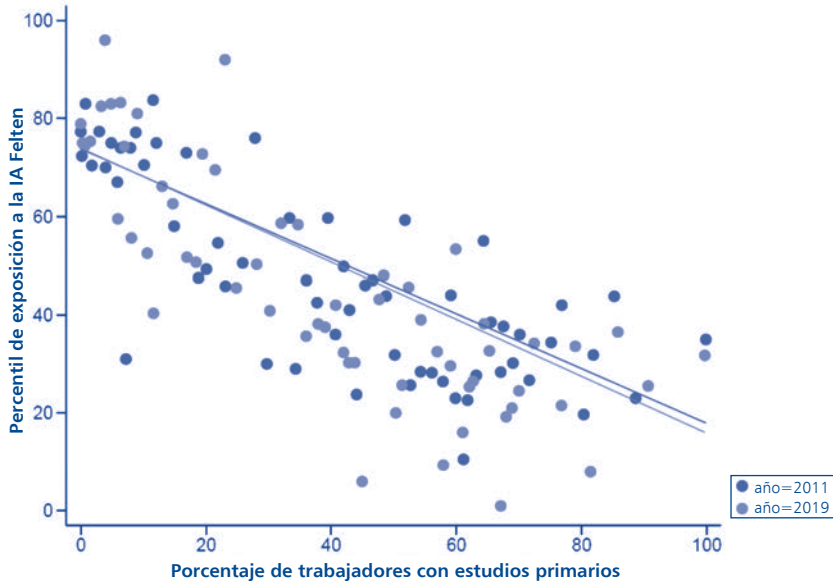
Es cierto que la atención prestada a la cuota de empleo deja de lado otra variable importante que muestra el impacto de las tecnologías de IA en el mercado laboral, a saber, los salarios. ¿Aumentaron también los salarios relativos de los trabajadores más expuestos a la IA? La información estadística sobre salarios relativos es más incompleta e

imprecisa que la información estadística sobre puestos de trabajo. No obstante, Albanesi *et al.* (2024) también correlacionan un indicador de cambios de los salarios relativos por ocupaciones-sectores con el índice AIOE (3). En contraste con los resultados de las proporciones de empleo, durante el período muestral (2011-2019) apenas existe asociación significativa entre estas dos variables. Por tanto, hasta ahora no hay indicios de que la IA esté cambiando la distribución salarial por ocupaciones. Esto plantea dos hipótesis interesantes. Una, ya formulada en los capítulos anteriores del cambio tecnológico sesgado por la cualificación, es que los salarios relativos en Europa son rígidos y se necesitan grandes disrupciones y períodos largos para cambiarlos. Estamos en su fase inicial y observar únicamente su evolución durante una década podría no ser suficiente para detectar cómo podrían reaccionar los salarios a la revolución de la IA. Otra es que la oferta de mano de obra ya se está ajustando y la oferta relativa de trabajadores con habilidades complementarias a la IA también está aumentando. En la siguiente sección, llevamos esta cuestión a los datos disponibles sobre titulados universitarios por campos de estudio.

## V. ¿CÓMO SE ESTÁN ADAPTANDO LOS SISTEMAS EDUCATIVOS A LA EVOLUCIÓN DE LA IA Y CÓMO DEBERÍAN HACERLO?

Como se ha señalado en la introducción, el principal mecanismo por el que los trabajadores se adaptan al mercado laboral es pasando de empleos desplazados a otros empleos, ya existentes o de nueva creación gracias

GRÁFICO 3  
EXPOSICIÓN A LA IA POR PORCENTAJE DE TRABAJADORES  
CON SOLAMENTE ESTUDIOS PRIMARIOS POR CADA OCUPACIÓN.  
ESPAÑA 2011 Y 2019



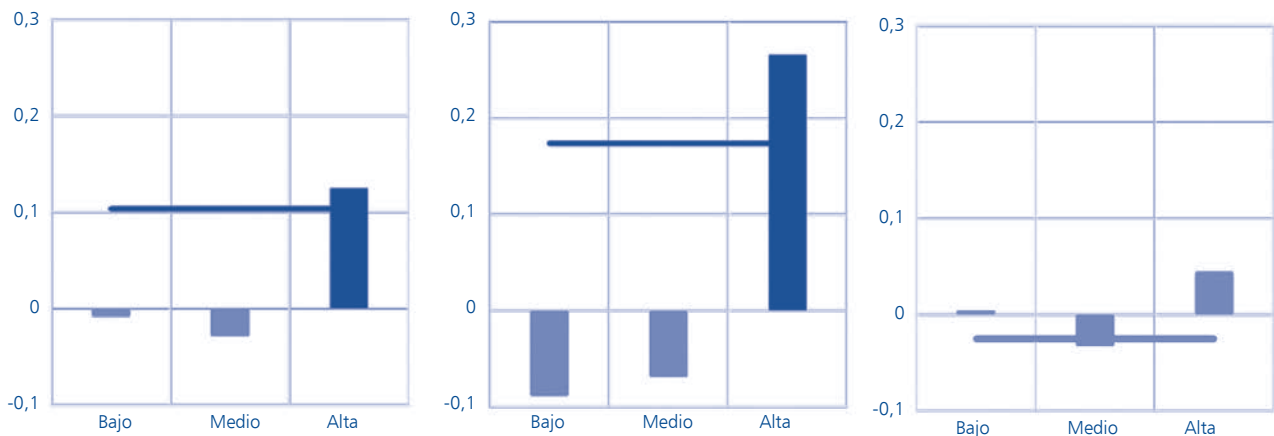
Notas: El eje Y es el percentil de exposición potencial a la IA, Felten *et al.* (2022). El eje X es el porcentaje de trabajadores en una observación sector-ocupación con estudios primarios solamente en 2011 y 2019.

Fuente: Felten *et al.* (2022).

a las nuevas tecnologías. ¿Qué tipo de empleos, en su caso, está generando la IA? En principio, si nuestra interpretación de los datos es correcta, es decir, si existen complementariedades con las habilidades humanas, habrá una demanda creciente en las ocupaciones en las que esas competencias son más necesarias. Además, podrían surgir nuevas tareas y empleos debido a la implantación de la IA. Ya hemos aportado algunas pruebas sobre las complementariedades. En cuanto a las nuevas tareas/empleos generados por la implantación de la IA, el balance, hasta ahora, es pesimista. Lo que estamos presenciando es la aparición de actividades manipuladoras con un valor social negativo, como los *deep-fakes*, los anuncios digitales engañosos, las redes sociales adictivas o los ataques informáticos maliciosos basados en IA (4). Resulta difícil

GRÁFICO 4  
EXPOSICIÓN A LA TECNOLOGÍA Y CAMBIOS EN LA CUOTA DE EMPLEO POR NIVEL DE CUALIFICACIÓN.  
ESPAÑA 2011-2019

a) IA, Webb b) IA, Felten *et al.* c) Software  
Variaciones porcentuales



Notas: Coeficientes de regresión que miden la relación entre la exposición a la tecnología sobre los cambios en la cuota de empleo. Cada observación es una celda sector-ocupación (ISCO tres dígitos). Las observaciones se ponderan por la oferta media de mano de obra de las celdas. Se incluyen efectos fijos de sector y país. La muestra consiste en datos de 16 países europeos, de 2011 a 2019. El coeficiente para toda la muestra se representa en la línea horizontal. Las barras muestran el coeficiente estimado para la submuestra de celdas para la media de nivel educativo en el tercil inferior, medio y superior, respectivamente, de la distribución educativa dentro del país. Los coeficientes que son estadísticamente significativos al menos al nivel del 10 por 100 aparecen representados en azul oscuro.

Fuente: Albanesi *et al.* (2024).

prever que se vaya a producir un aumento de la demanda laboral de estas actividades.

La opinión más común sobre la complementariedad entre la IA y el nivel educativo apunta a los campos *STEM*. Se prevé que para trabajar con robots y algoritmos de IA se requerirá una mayor formación en ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas, ya que estos campos proporcionan una comprensión más profunda del funcionamiento de la IA. Un punto de vista muy opuesto es que los trabajadores del sector tecnológico están sembrando sus «propias semillas de la autodestrucción» haciendo avanzar una IA que acabará ocupando sus propios puestos de trabajo en el futuro. Según este punto de vista, las habilidades directivas, creativas y empáticas, incluidas la comunicación, los

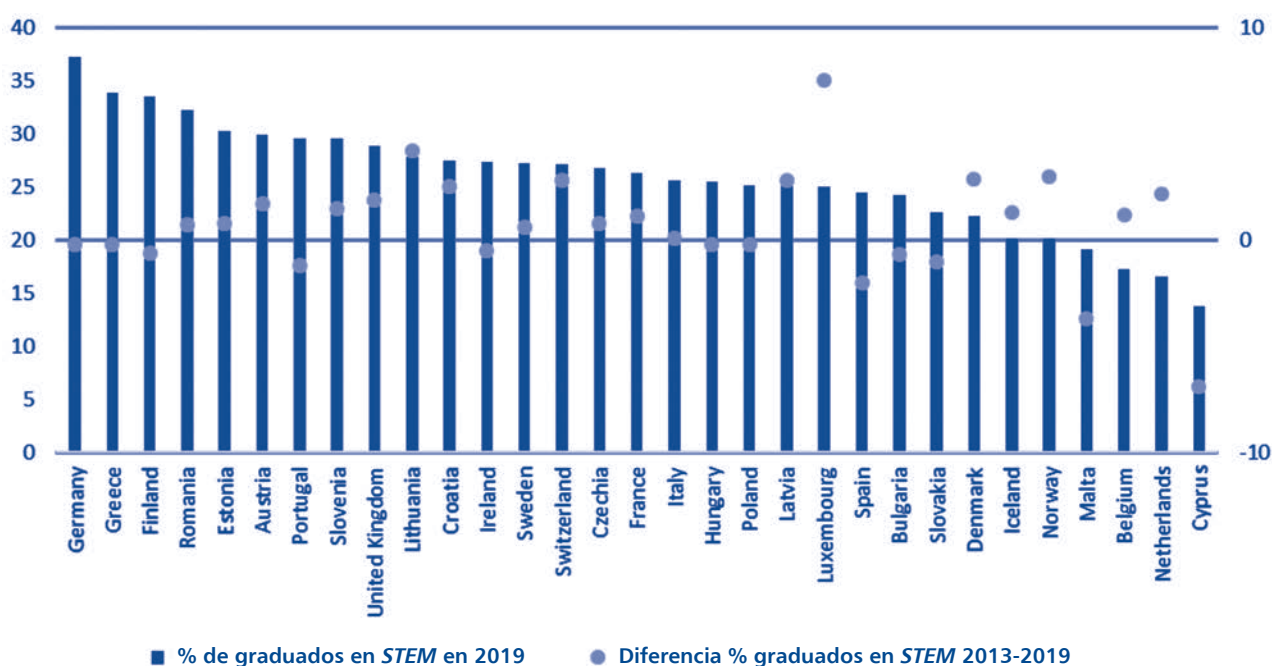
servicios de atención al cliente y la atención sanitaria, probablemente seguirán siendo muy demandadas, ya que son menos sustituibles por la tecnología, en especial por la IA (5).

Puede que sea demasiado pronto para resolver este debate. De hecho, habrá que esperar algunos años para ver la plena implantación de la IA y sus efectos en el mercado laboral. Lo que podemos ver hasta ahora es hasta qué punto la oferta de mano de obra se está desplazando hacia algunos campos específicos. Dado el papel destacado de los campos *STEM* en la cuestión que nos ocupa, a continuación proporcionamos algunos datos sobre la creciente demanda de estudios *STEM* durante la última década (2013-2019) y hasta qué punto esta

creciente demanda de educación está siguiendo el aumento de la demanda laboral en ocupaciones que parecen más complementarias a la IA.

El gráfico 5 muestra datos de Eurostat sobre logros educativos en relación con la proporción de titulados universitarios en disciplinas *STEM* en 2013 y 2019 (6). Existen grandes diferencias entre los países europeos, con Alemania, Grecia y Finlandia a la cabeza, y Bélgica, Países Bajos y Chipre a la cola. Además, aunque la proporción de titulados universitarios en *STEM* ha aumentado en la mayoría de los países durante la última década, hay algunos en los que esta proporción ha disminuido. España se encuentra entre los países con una menor proporción de titulados universitarios en *STEM* y es uno

GRÁFICO 5  
TITULADOS UNIVERSITARIOS EN ÁREAS *STEM*, 2013-2019



Fuente: Albanesi et al. (2024).

de los pocos países en los que disminuyó entre 2013 y 2019.

El gráfico 6 muestra la asociación entre los cambios en la proporción de titulados universitarios en *STEM* y la complementariedad con la IA, medida por Albanesi *et al.* (2024).

En principio, existe una correlación positiva, de modo que la oferta de mano de obra con requisitos educativos *STEM* aumenta más en aquellos países en los que la complementariedad con la IA es mayor. No obstante, los cambios en la proporción de titulados universitarios en *STEM* parecen, en general, pequeños en relación con los grandes cambios en la composición de la demanda laboral que podría aportar la IA. Se necesitará con-

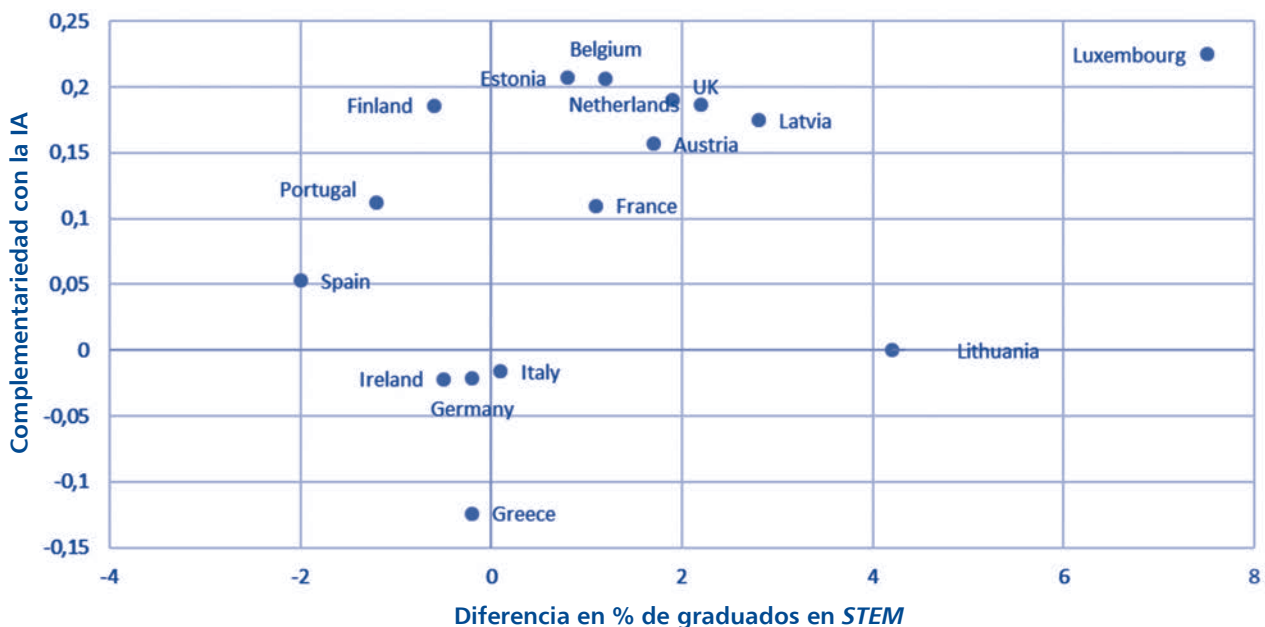
tar con estadísticas educativas mejores y más detalladas y realizar un seguimiento más estrecho de las perspectivas de empleo de los titulados universitarios por campos de estudio, tanto para comprender las consecuencias de la IA como para preparar respuestas políticas sólidas.

Sin embargo, las consecuencias de la robótica y la IA para la acumulación de capital humano van más allá de la composición de los titulados universitarios por campos. Al tratarse de una tecnología de propósito general, su implantación afectará a todo tipo de ocupaciones y actividades, independientemente de sus contenidos educativos, por niveles y por campos. Así pues, los planes de estudio tanto de la formación profesional como de la educación

universitaria en todos los campos deberán adaptarse a los requisitos de las nuevas tecnologías para que se aprovechen plenamente las complementariedades con el trabajo humano. Por otra parte, las reformas también deberán contemplar un cambio en el estilo de educar y formar a los trabajadores en el nuevo escenario tecnológico, en el que el conocimiento y la creatividad también serán aportados por las máquinas. Es cierto que existe un alto grado de incertidumbre sobre cómo evolucionarán las nuevas tecnologías y cómo se aplicarán en la producción de bienes y servicios. Y dado que la incertidumbre puede traer consigo la necesidad de un rápido ajuste, es urgente empezar a dotar al sector educativo de los instrumentos y la flexibilidad necesarios para una rápida adaptación.

GRÁFICO 6

**AUMENTO DE TITULADOS UNIVERSITARIOS EN ÁREAS *STEM*, 2013-2019, Y COMPLEMENTARIEDAD CON LA IA**



Notas: La complementariedad con la IA es la asociación estadística entre el índice AIOE y los cambios en las cuotas de empleo entre ocupaciones-sectores, 2011-2019, de Albanesi *et al.* (2024).

Fuente: Albanesi *et al.* (2024).



## VI. CONCLUSIONES

Durante el auge del aprendizaje profundo en la década de 2010, las ocupaciones que estaban potencialmente más expuestas a las tecnologías basadas en IA aumentaron su cuota de empleo en Europa. Las ocupaciones con una proporción relativamente más alta de trabajadores jóvenes y cualificados fueron las que ganaron más presencia. En cuanto a los salarios, los datos son menos claros y sugieren que la relación con la exposición a IA es neutral o ligeramente negativa. Estos resultados no equivalen a una absolución: las tecnologías basadas en la IA siguen desarrollándose y adoptándose. La mayor parte de su impacto en el empleo y los salarios y, por ende, en el crecimiento y la igualdad, aún está por ver. Hay razones para esperar que la IA generativa sea más significativa como tecnología de propósito general y sea más disruptiva en los mercados laborales que las versiones anteriores de las tecnologías de IA. Aunque se pueden hacer conjeturas sobre los posibles efectos catastróficos o afortunados de los futuros avances de la IA, es demasiado pronto para verlos en datos objetivos.

En cualquier caso, los sistemas educativos tendrán que adaptarse. Será de vital importancia vigilar los datos de cerca para observar los cambios rápidos que se producen y para garantizar que los sistemas educativos cuentan con suficiente flexibilidad para responder tan rápido como se observen dichos cambios, de este modo se podrá aprovechar todo el potencial de la IA y mitigar sus consecuencias negativas.

## NOTAS

(\*) Este artículo recoge las opiniones de los autores, que no representan necesariamente las del Banco de España, el Banco Central Europeo o el Eurosistema.

(\*\*) Traducción del inglés por CONCHA ORTIZ URBANO.

(1) En el Parlamento Europeo (2020) puede encontrarse un resumen más detallado, muy centrado en las políticas para aplicar mejor las técnicas de IA. Más recientemente, la OCDE ha actualizado su definición: «Un sistema de IA es un sistema basado en máquinas que, por objetivos explícitos o implícitos, infiere, a partir de la entrada que recibe, cómo generar salidas tales como predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones que [pueden] influir en entornos físicos o virtuales. Los distintos sistemas de IA varían en sus niveles de autonomía y adaptabilidad tras su despliegue». (<https://oecd.ai/en/wonk/ai-system-definition-update>).

(2) Los gráficos 2 y 3 son gráficos de dispersión agrupados. Se trata de una forma no paramétrica de visualizar la relación entre dos variables con muchas observaciones. Un gráfico de dispersión en el que se representan todos los puntos de datos resultaría demasiado denso para interpretarlo visualmente. Los gráficos 2 y 3 agrupan la variable del eje x en intervalos de igual tamaño, calculan la media de las variables del eje y y del eje x dentro de cada intervalo y, a continuación, crean un diagrama de dispersión de estas medias.

(3) Los cambios en los salarios relativos se representan mediante cambios en las posiciones percentiles a lo largo de la distribución salarial en 2011 y 2019. Por tanto, la información es solo de naturaleza «cualitativa», en lugar de plenamente cuantitativa.

(4) Véase ACEMOGLU (2024) para una cuantificación de los efectos de estas actividades sobre la productividad y el crecimiento del PIB.

(5) Esta es, por ejemplo, la opinión del premio nobel CHRIS PISSARIDES.

(6) Tomamos como estudios universitarios los correspondientes a los niveles 5-8 de la Clasificación Internacional Normalizada de la Educación (CINE, 2011). En los campos STEM incluimos: i) ciencias naturales, matemáticas y estadística; ii) tecnologías de la información y la comunicación; y iii) ingeniería, fabricación y construcción.

## BIBLIOGRAFÍA

- ACEMOGLU, D. (2024). *The Simple Macroeconomics of AI*. Manuscript.
- ACEMOGLU, D. y RESTREPO, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), pp. 3-30. doi: 10.1257/jep.33.2.3
- ALBANESI, S., DIAS DA SILVA, A., JIMENO, J. F., LAMO, A. y WABITSCH, A. (2024). New technologies and Jobs in Europe. *Economic Policy*. Forthcoming.
- CAZZANIGA, M., JAUMOTTE, F. LI, L., MELINA, G., PANTON, A. J., PIZINELLI, C., ROCKALL, E. J. y MENDES TAVARES, M. (2024). Generative AI and the Future of Work. *Staff Discussion Notes*, 2024(001). International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006>
- EUROPEAN COMMISSION (2022). The crosswalk between ESCO and O\*Net. *Technical Report. Employment, Social Affairs and Inclusion*. [https://esco.ec.europa.eu/system/files/2022-12/ONET\\_por\\_10020ESCO\\_por\\_10020Technical\\_por\\_10020Report.pdf](https://esco.ec.europa.eu/system/files/2022-12/ONET_por_10020ESCO_por_10020Technical_por_10020Report.pdf)
- EUROPEAN PARLIAMENT (2020). *Artificial intelligence: How does it work, why does it matter, and what can we do about it?* European Parliament Research Service, June 2020. [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS\\_STU\(2020\)641547\\_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS_STU(2020)641547_EN.pdf)
- FELTEN, E., RAJ, M. y SEAMANS, R. (2021). Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), pp. 2195-217.
- WEBB, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. *Stanford University Working Paper*. Stanford, CA.