

Resumen

Este trabajo utiliza las probabilidades de automatización de cada ocupación calculadas por Frey y Osborne (2017) y la muestra anual de la *Encuesta de población activa (EPA)* (2011-2016) para determinar qué características condicionan la vulnerabilidad de los trabajadores al cambio tecnológico. Se obtiene que un 36 por 100 del empleo se encontraría en riesgo elevado de ser automatizado. La probabilidad disminuye con el grado de responsabilidad, el nivel educativo, la participación en acciones formativas o la adopción de nuevas formas de trabajo. Para reducir el impacto de la automatización es imprescindible gobernar el cambio, mejorando la eficiencia de las políticas educativas, del mercado laboral y redistributivas.

Palabras clave: cambio tecnológico, automatización, educación, empleo, políticas públicas.

Abstract

This paper uses the probabilities of automation for each occupation estimated by Frey and Osborne (2017) along with the microdata from the annual sample of the *EPA* (2011-2016) to determine which characteristics condition the automation risk in Spain. Our results indicate that 36% of jobs could be automated, although this risk decreases significantly with the degree of responsibility, the level of education, training actions or the adoption of new forms of work. To reduce this risk, it is essential to improve the efficiency of education, labour market and redistributive policies.

Key words: technological change, automation, education, employment, public policies.

JEL classification: E24, J24, J31, J62, O33.

AFECTADOS POR LA REVOLUCIÓN DIGITAL: EL CASO DE ESPAÑA (*)

Rafael DOMÉNECH (**)

José Ramón GARCÍA

Miriam MONTAÑEZ

Alejandro NEUT

BBVA Research

I. INTRODUCCIÓN

COMO las anteriores revoluciones industriales, que han destruido ocupaciones y creado otras nuevas, el proceso de transformación digital en curso ha vuelto a despertar temores sobre la capacidad de adaptación del mercado de trabajo y la posibilidad de que, en algún momento futuro, la sociedad esté abocada a una situación de desempleo tecnológico masivo.

Resulta difícil predecir qué nuevas ocupaciones generará la robotización, la automatización, el internet de las cosas, la inteligencia artificial o el uso de datos masivos. Por tanto, es complicado anticipar cuál será el balance neto de este proceso en términos de empleo o de horas trabajadas. Con las cautelas apropiadas, sí resulta más sencillo tratar de evaluar cómo pueden verse afectados los trabajadores en las ocupaciones actualmente existentes. En particular, este artículo utiliza las probabilidades de automatización de cada ocupación, obtenidas por Frey y Osborne (2017), y los microdatos de la muestra anual de la *Encuesta de población activa (EPA)* entre 2011 y 2016 para determinar qué características condicionan el riesgo de que la disrupción tecnológica actual pueda sustituir o complementar a determinados trabajadores.

La estructura del artículo es la siguiente. En la segunda sección se presenta una panorámica de los efectos de las revoluciones industriales anteriores sobre el mercado de trabajo y se discute en qué medida el actual proceso de transformación digital puede tener efectos diferentes a los experimentados en los dos últimos siglos. En la tercera sección se analizan los determinantes de los riesgos de la automatización del empleo en España. Para ello, se estima qué características condicionan la vulnerabilidad de los trabajadores a la revolución digital. En la cuarta sección se discuten las políticas para gobernar el cambio tecnológico, poniendo especial énfasis en las políticas educativas, de empleo y redistributivas. La quinta y última sección presenta las principales conclusiones.

II. EVIDENCIA EMPÍRICA INTERNACIONAL

Desde los albores de la primera Revolución Industrial, los avances tecnológicos han infundido entusiasmo y temor: entusiasmo por un progreso que conlleva mayor bienestar, pero temor a una mayor concentración de la riqueza y a la posibilidad de exclusión de una parte de los trabajadores del tejido económico y social. No obstante, los últimos dos siglos de cambio tecnológico han ratificado las visiones más optimistas para el

largo plazo. En consecuencia, hoy al asalariado promedio de EE.UU. le bastaría con trabajar diecisiete semanas para percibir el salario real promedio de hace un siglo (Autor, 2015). Más aun, y sin desestimar el perjuicio inmediato asociado a la sustitución/destrucción de trabajo, lo cierto es que a nivel agregado la obsolescencia de ciertos oficios —en especial, de habilidades medias (Katz y Margo, 2014)— ha sido más que compensada por la creación de nuevos puestos de trabajo. Con ello, el siglo XX terminó con un amplio consenso en torno a los beneficios, al menos en términos agregados, de los avances tecnológicos para la economía, en general, y el mercado laboral, en particular (Woirol y Backhouse, 1997).

Pero este consenso responde a un hecho empírico y no a una ley fundamental de la teoría económica. Es por ello que la alerta vuelve a encenderse con la difusión de la digitalización, la automatización y la inteligencia artificial. ¿Será esta revolución similar o diferente a las inducidas por la máquina de vapor o por la electricidad? ¿Reforzará o debilitará la creciente desigualdad (Atkinson, 2009) de los últimos treinta años en muchos países desarrollados? ¿Cuáles serán las ocupaciones que presentarán menor complementariedad y qué habilidades se verán más potenciadas? ¿Cómo cambiará la naturaleza del trabajo en términos de su valor, intensidad, flexibilidad, seguridad o institucionalidad?

No hay que olvidar que, a pesar de los beneficios de largo plazo, las revoluciones tecnológicas, por norma, han sido disruptivas para el mercado laboral, destruyendo empleos e incluso ocupaciones comple-

tas en el corto plazo. Mokyr, Vickers y Ziebarth (2015) resaltan el perjuicio de la primera revolución industrial para toda una generación de trabajadores en sectores claves de la economía (p. ej., textiles), pero no tanto en términos de desempleo como de menores sueldos, mayor precariedad (las revueltas luditas fueron más un reclamo por mejores condiciones de trabajo que por la preservación de los puestos de trabajo) y un creciente temor a la alienación laboral (1). A pesar de ello, Mokyr, Vickers y Ziebarth (2015) se adhieren firmemente a las conclusiones del consenso sobre los beneficios del progreso tecnológico: en el largo plazo, los malos augurios expuestos en su día por Marx, Wicksell, Mills, Keynes o Leontieff fueron desmentidos una y otra vez gracias a que el progreso tecnológico se rebeló como una fuente inagotable de nuevos sectores productivos e inéditas ocupaciones laborales.

La evidencia a nivel mundial muestra una nueva disrupción en ciernes. A partir de los años ochenta se rompieron importantes tendencias y regularidades que habían caracterizado al mercado laboral durante buena parte del siglo XX. El nivel educativo perdió significatividad como predictor de la desigualdad salarial (Autor, Katz y Kearny, 2008) y la «prima educacional» redujo la estabilidad preservada hasta entonces (2) (Acemoglu y Autor, 2011). En varios países desarrollados empezó a caer la participación del trabajo en la renta nacional desde los históricos dos tercios a cerca del 60 por 100 (Karabarbounis y Neiman, 2014), la desigualdad salarial aumentó (OCDE, 2011) y en algunos sectores se inició la consolidación de nuevas dinámicas laborales como las denominadas «economías de superestrellas» (en

EE.UU., ligado al desarrollo tecnológico y al aumento de tamaño promedio de las empresas, Rosen, 1981; Gabaix y Landlier, 2008) o las *gig economies*, un sector aún marginal, pero que las plataformas digitales están empoderando, como señalan Katz y Krueger (2016).

Sin embargo, aún no está claro qué está detrás de las tendencias de las últimas décadas. En particular, aunque el aumento de la desigualdad de rentas es un fenómeno que ya se extiende a la mayoría de países desarrollados, todavía no es evidente que sea producto de la automatización, la globalización, las reformas institucionales o de la mayor concentración empresarial, fenómenos todos ellos vistos desde los años ochenta. También cabe destacar que la causalidad no tiene por qué ir necesariamente desde la tecnología hacia el mercado laboral, como lo evidencia el aumento de la robotización producto del envejecimiento de la población (Acemoglu y Restrepo, 2017a).

Dada esta incertidumbre en torno al diagnóstico de las tendencias recientes, no sorprende la existencia de visiones contrapuestas acerca del impacto que tendrán la digitalización, la robotización o la inteligencia artificial en el futuro del mercado del trabajo. Empezando por los pronósticos a más corto plazo, pocos economistas esperan un impacto significativo en los próximos diez años. De hecho, la preocupación principal durante las últimas décadas no ha sido la automatización del trabajo, sino la falta de productividad en las economías desarrolladas. Este déficit de productividad sirve de evidencia para que algunos estudios postulen que la digitalización y la robotización estarían lejos de

constituir una nueva revolución industrial y que, muy por el contrario, el verdadero problema es el retorno decreciente de la innovación (Gordon, 2017; Bloom *et al.*, 2017). En contraposición a esta hipótesis, son muchos los estudios que compatibilizan la baja productividad con el surgimiento de una nueva ola de automatización. Los principales argumentos esgrimidos van desde un problema de subestimación creciente de la producción y el consumo (como evidencia Goolsbee y Klenow (2006) al observar el gap entre coste y tiempo invertidos en Internet), a la existencia de desfases temporales significativos en la difusión efectiva de nuevas tecnologías (Brynjolfsson, Rock y Syverson, 2017). Es importante recordar que, al menos durante la última década, el escaso aumento de la productividad ha estado notablemente contaminado por los efectos derivados de la gran recesión (Adler *et al.*, 2017).

Los pronósticos divergen aún más cuando se trata de estimaciones a más largo plazo. Existe evidencia reciente de que la automatización favorece al mercado laboral local a medio plazo. Pero también se encuentra literatura que advierte de importantes riesgos. En el primer grupo se constatan fuertes *spillovers* positivos de la automatización hacia el interior de centros urbanos de países desarrollados generados por la mayor demanda agregada consecuencia del aumento del ingreso no salarial (ganancias de capital asociado a la automatización). Así, para 27 países de Europa, los *spillovers* de demanda asociados a la automatización/destrucción de empleo rutinario generaron un saldo neto positivo de 11 millones de empleos durante la primera década de este siglo (Gregory, Salomons y Zierahn, 2016); para zonas ur-

banas de EE.UU., se estima que a finales del siglo XX cada nuevo empleo en alta tecnología derivó en la creación de 4,9 empleos en sectores no transables (Moretti, 2010). Sin embargo, también existe evidencia de que la automatización podría conllevar un impacto negativo persistente en esta ocasión. Durante los primeros quince años de este siglo, la robotización destruyó empleo neto y redujo el salario local promedio de zonas urbanas de EE.UU. (con una pérdida neta de 6,2 empleos por robot adicional y una reducción del 0,7 por 100 en el salario promedio local por cada «robot adicional por 1.000 habitantes», Acemoglu y Restrepo, 2017b).

A pesar de la incertidumbre en torno al impacto neto agregado a más largo plazo, nadie pone en duda la probable destrucción efectiva de muchas ocupaciones existentes y la importancia de identificarlas para así evaluar posibles políticas que suavicen cualquier transición. Destaca el trabajo de Frey y Osborne (2017), en el cual deducen que el 47 por 100 de los empleos de EE.UU. se encuentran en alto riesgo de ser «digitalizados» en la próxima década (3). Cabe destacar que esta importante referencia es vista por muchos como una cota superior, entre otros motivos, por asumir que el conjunto de habilidades requeridas para ejercitar cualquier ocupación posee un grado de automatización constante (4). Más aún, como destaca Autor (2013), es importante distinguir entre el riesgo de automatización de primera ronda, propio de la tecnología (viabilidad tecnológica), y de segunda ronda sobre la economía (conveniencia económica). La referencia del 47 por 100 de Frey y Osborne (2017) responde al primer riesgo, sin entrar en las

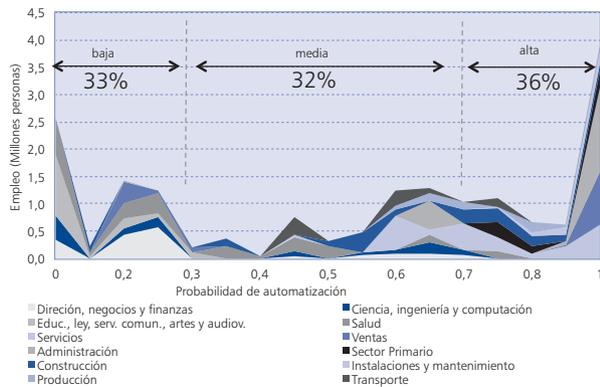
posibles dinámicas económicas que se puedan desencadenar.

III. DETERMINANTES DEL RIESGO DE AUTOMATIZACIÓN: EL CASO DE ESPAÑA

El objetivo de esta sección es determinar qué características condicionan la vulnerabilidad de los trabajadores españoles a la revolución digital. En concreto, se identifican los factores que determinan la probabilidad de que un individuo desempeñe una ocupación susceptible de ser automatizada. Con la finalidad de realizar comparaciones internacionales, se utiliza la metodología propuesta por Frey y Osborne (2017) para el cálculo de la probabilidad de computarización (5). Para ello, es necesario emparejar la clasificación de ocupaciones usada por Frey y Osborne (SOC2010) con la española (Clasificación Nacional de Ocupaciones, CNO2011) (6).

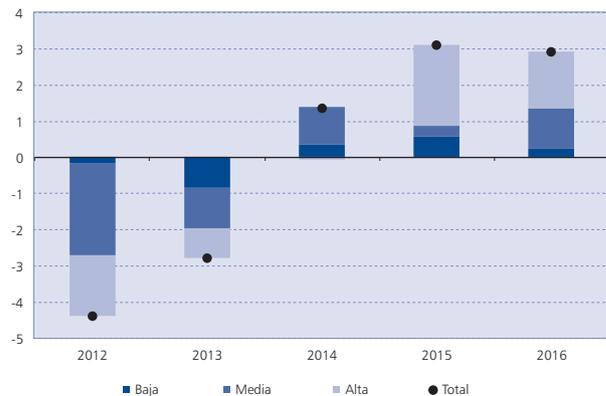
A partir de la información a tres dígitos de la CNO2011 (163 ocupaciones) y tras atribuir a cada ocupado de la *Encuesta de población activa (EPA)* la probabilidad de automatización de la ocupación que desempeña, se obtiene que el 36 por 100 del empleo en España se encontraría en riesgo elevado de ser automatizado (7). Si bien los resultados muestran un panorama similar al estimado por Frey y Osborne (2017) para EE.UU., la orientación productiva de España, con un mayor peso de determinados servicios en el empleo, podría estar reduciendo el porcentaje de ocupados vulnerables a la computarización. Entre dichos servicios destacan las labores administrativas especializadas, la recepción en

GRÁFICO 1
ESPAÑA: DISTRIBUCIÓN DEL EMPLEO POR OCUPACIÓN SEGÚN SU PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN (PROMEDIO 2011-2016)



Fuentes: BBVA Research a partir de Frey y Osborne (2017) y del Instituto Nacional de Estadística (INE).

GRÁFICO 2
ESPAÑA: EVOLUCIÓN DEL EMPLEO SEGÚN SU PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN (CONTRIBUCIÓN A LA VARIACIÓN ANUAL; pp)



Fuente: BBVA Research a partir del Instituto Nacional de Estadística (INE).

establecimientos hoteleros o los empleados domésticos.

En línea con la evidencia para otros países (8), se aprecia que la distribución del empleo en España atendiendo a su probabilidad de automatización se encuentra polarizada (véase el gráfico 1). En un extremo se sitúan aquellas ocupaciones vinculadas con la dirección, la ingeniería, la enseñanza o la salud, menos expuestas al efecto sustitución. En el otro se encuentran aquellas tareas más rutinarias, como las administrativas, las ventas o el sector primario, susceptibles de poder ser desarrolladas por máquinas.

Aunque el porcentaje de ocupados en riesgo en España es similar al de Finlandia (9) (35 por 100) y menor que el de Alemania (10) (59 por 100), la evolución reciente del empleo no deja lugar a la complacencia. En concreto, durante la etapa de destrucción de empleo vivida entre 2011 y 2013, la mayor caída se concentró en las ocupaciones

con media o alta probabilidad de automatización. Sin embargo, el empleo generado desde entonces tiene lugar en las ocupaciones peor posicionadas frente al avance tecnológico (véase el gráfico 2).

1. Una caracterización de los trabajadores según el riesgo de automatización de su ocupación

¿Quiénes son los ocupados más vulnerables al avance de la robotización? Para establecer una tipología de los trabajadores más susceptibles de verse afectados por el cambio tecnológico, utilizamos los microdatos de la muestra anual de la EPA entre 2011 y 2016.

El análisis descriptivo sugiere que la probabilidad de computarización desciende con el nivel educativo, el grado de responsabilidad (11) y el desarrollo de actividades vinculadas con la

educación o la salud (12). Al respecto, existe evidencia (13) que muestra como una mayor educación permite adquirir habilidades en áreas en las que las capacidades humanas todavía superan a las máquinas, lo que favorece la complementariedad entre capital y trabajo y la creación de nuevas oportunidades de empleo. Además, el riesgo de automatización es mayor para los trabajadores que no participan en acciones de formación no reglada. Dado que el impacto de la tecnología probablemente acortará la vida útil de las habilidades de los trabajadores, y que los nuevos modelos de negocio implicarán cambios continuos de las competencias demandadas (14), la importancia de la formación continua –reglada y no reglada– como paliativo del riesgo de digitalización aumentará en el futuro.

El análisis con los datos de la EPA también indica que la probabilidad de automatización es comparativamente elevada entre los jóvenes, pero que apenas

difiere por género. Al respecto, la literatura encuentra que las ocupaciones en declive «envejecen», *p. ej.*, el riesgo de computarización aumenta con la edad promedio de la fuerza laboral en dicha ocupación debido a que los trabajadores más longevos tienen menos incentivos a cambiar de rubro (o más dificultades para hacerlo). En cuanto al género, la evidencia empírica (15) advierte que las mujeres —a pesar de su infrarrepresentación en ocupaciones *STEM* (*Science, Technology, Engineering, Mathematics*) (OCDE, 2017b)— se encuentran mejor posicionadas que los hombres para enfrentarse al riesgo de digitalización dada su mayor presencia en ocupaciones cualificadas vinculadas con la salud o la educación.

Por último, se observa que la probabilidad de automatización es mayor para los asalariados —sobre todo, aquéllos que tienen un contrato temporal o trabajan en el sector privado—, los ocupados en la agricultura, la industria manufacturera, la hostelería, el comercio, las actividades del hogar y las administrativas, y los que buscan otro puesto de trabajo o habían estado desempleados con anterioridad.

2. Determinantes de la probabilidad de automatización

Para distinguir qué características influyen en que un trabajador esté empleado en una ocupación con mayor riesgo de automatización se realiza un análisis de regresión. En particular, el modelo plantea que la probabilidad de computarización de la ocupación de un trabajador depende de sus características personales (género, edad, nivel educativo, etc.), laborales (situa-

ción profesional, tipo de contrato, antigüedad en la empresa, grado de responsabilidad, etc.) y de la empresa en la que presta sus servicios (tamaño y sector de actividad) (16).

Con la finalidad de calibrar la importancia del tipo de contrato, se especifican dos ecuaciones: una para los asalariados y otra para los trabajadores por cuenta propia (17). Dado que la variable dependiente (p) toma valores entre 0 y 1, se estima un modelo lineal generalizado (GLM) por máxima verosimilitud que asume una distribución logística de p (18).

El cuadro n.º 1 ilustra los resultados de las estimaciones. Cada gráfico representa los efectos marginales de las categorías de respuesta de una variable respecto a su media. Las regresiones confirman algunas de las intuiciones advertidas en el análisis descriptivo y desmienten otras.

La variable que tiene un mayor efecto sobre el riesgo de automatización de un trabajador es su posición jerárquica. El cuadro n.º 1 revela que la probabilidad de digitalización desciende con el nivel de responsabilidad. Así, el riesgo de que un director de empresa sea sustituido por una máquina es 30 puntos menor, *ceteris paribus*, que la media del conjunto de asalariados y casi 10 puntos inferior en el caso de los ocupados por cuenta propia.

En línea con los resultados del análisis descriptivo y la evidencia empírica (19), se constata que el nivel educativo es una de las variables fundamentales para explicar las diferencias en la probabilidad de computarización. Los trabajadores más formados —sobre todo, los titulados universitarios en disciplinas relacionadas con la

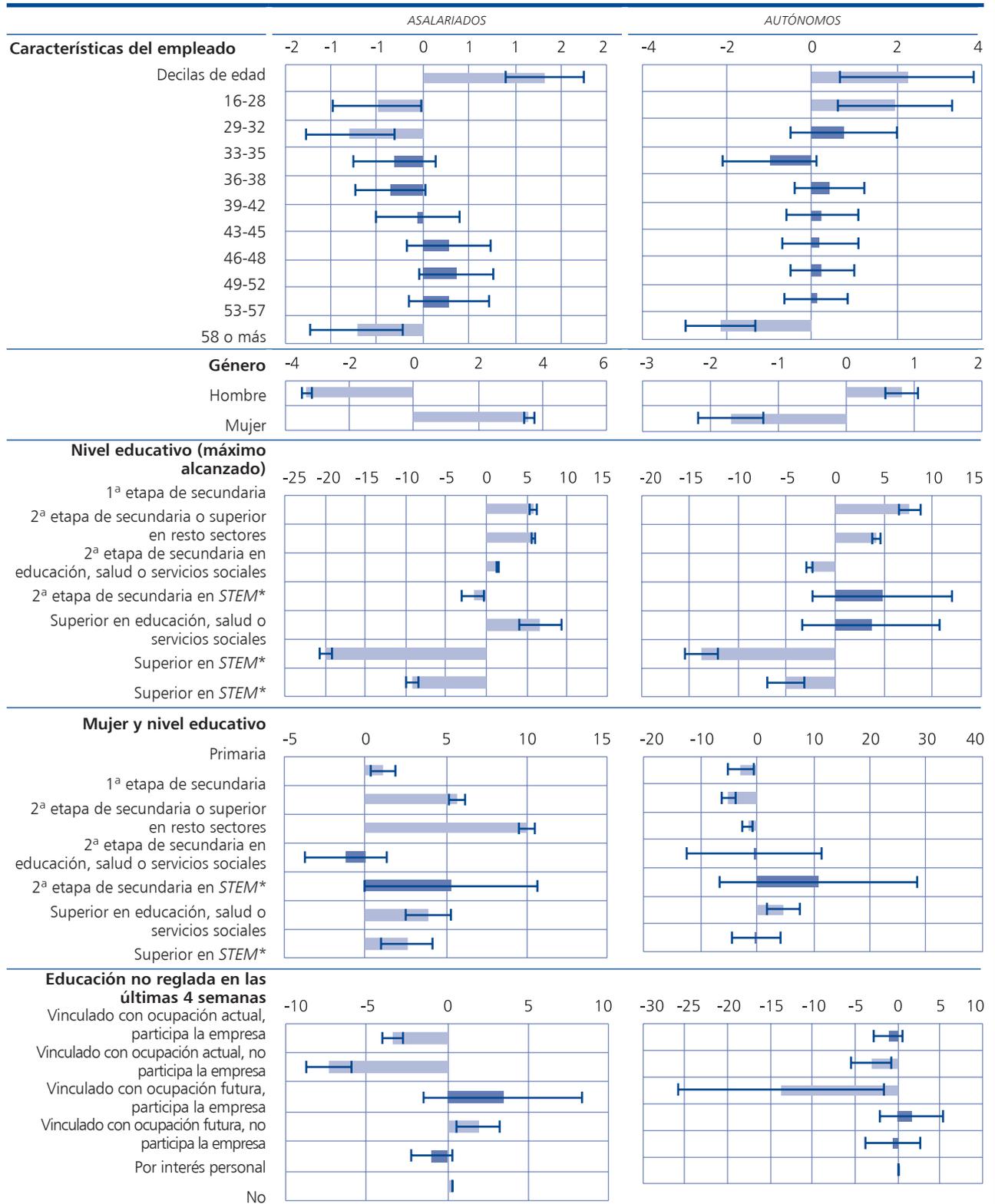
educación, la salud y los servicios sociales— y quienes han participado en acciones formativas no regladas (20) tienen menos riesgo de ser sustituidos por máquinas. Cuando se diferencia por género, se aprecia que la probabilidad de automatización de las mujeres asalariadas es mayor que la de los hombres con independencia del nivel educativo. Por el contrario, las mujeres ocupadas por cuenta propia tienen un menor riesgo de digitalización que los hombres, sobre todo las menos educadas.

Con independencia de las características individuales, el sector de actividad introduce diferencias significativas en la probabilidad de computarización entre trabajadores. En términos generales, los ocupados en el sector servicios tienen un menor riesgo de ser sustituidos por máquinas que los de la industria o la agricultura. Pero la heterogeneidad en el sector terciario es notable. Como señala el cuadro n.º 1, la probabilidad de automatización es comparativamente reducida para los asalariados en actividades ligadas a la educación, la salud y los servicios sociales, así como para quienes trabajan en la administración pública y en los sectores de las nuevas tecnologías de la información y la comunicación (TIC), energético y científico-técnico. En el extremo opuesto se sitúan los empleados en la agricultura, el comercio, el transporte, la hostelería, la industria manufacturera y las actividades financieras e inmobiliarias. En términos cualitativos, las diferencias sectoriales en cuanto al riesgo de digitalización son similares para los trabajadores por cuenta propia, excepto en la actividad comercial, que presenta un efecto negativo.

Más allá del sector de actividad, la adopción de nuevas

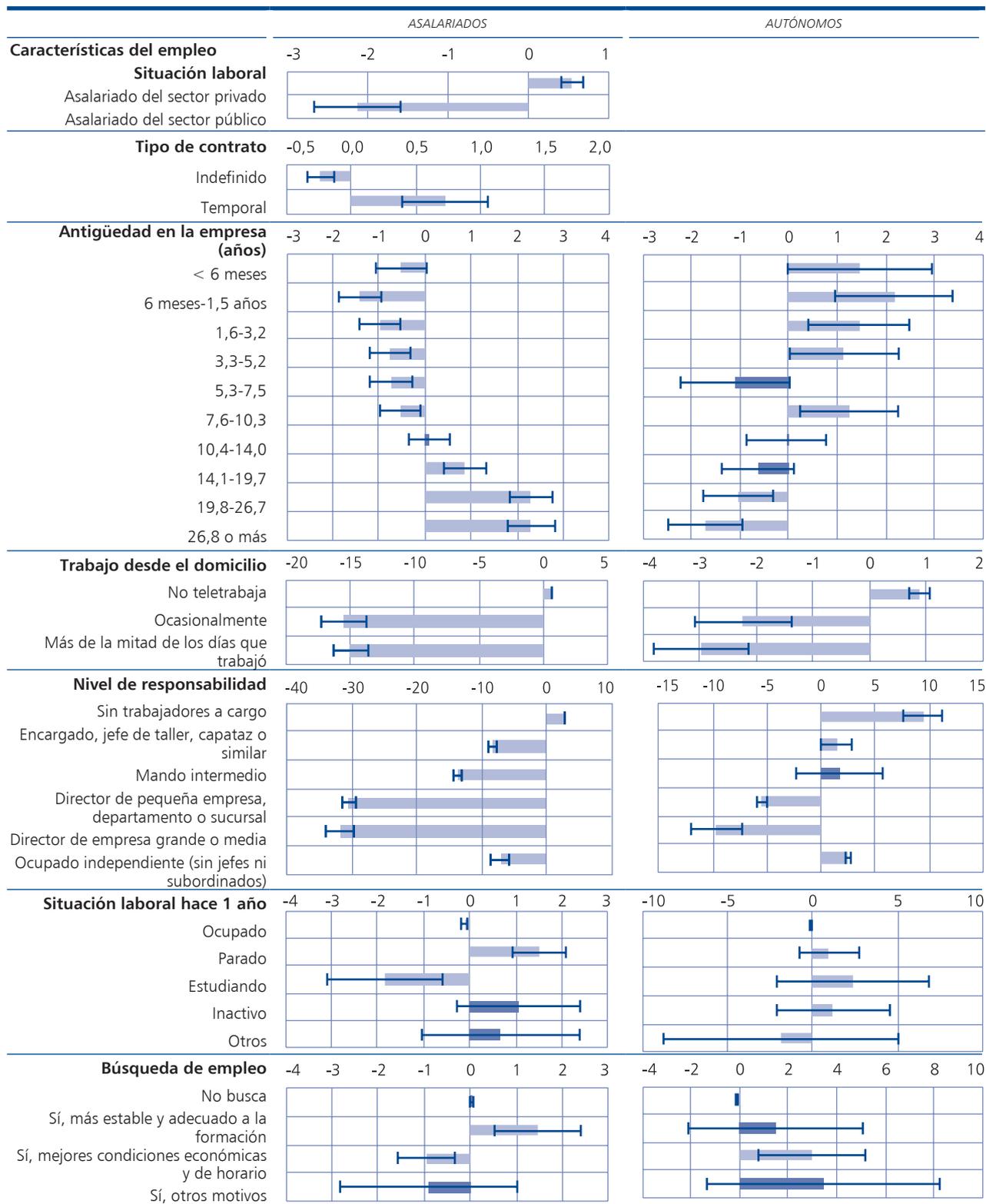
CUADRO N.º 1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN. EFECTOS MARGINALES RESPECTO A LA MEDIA

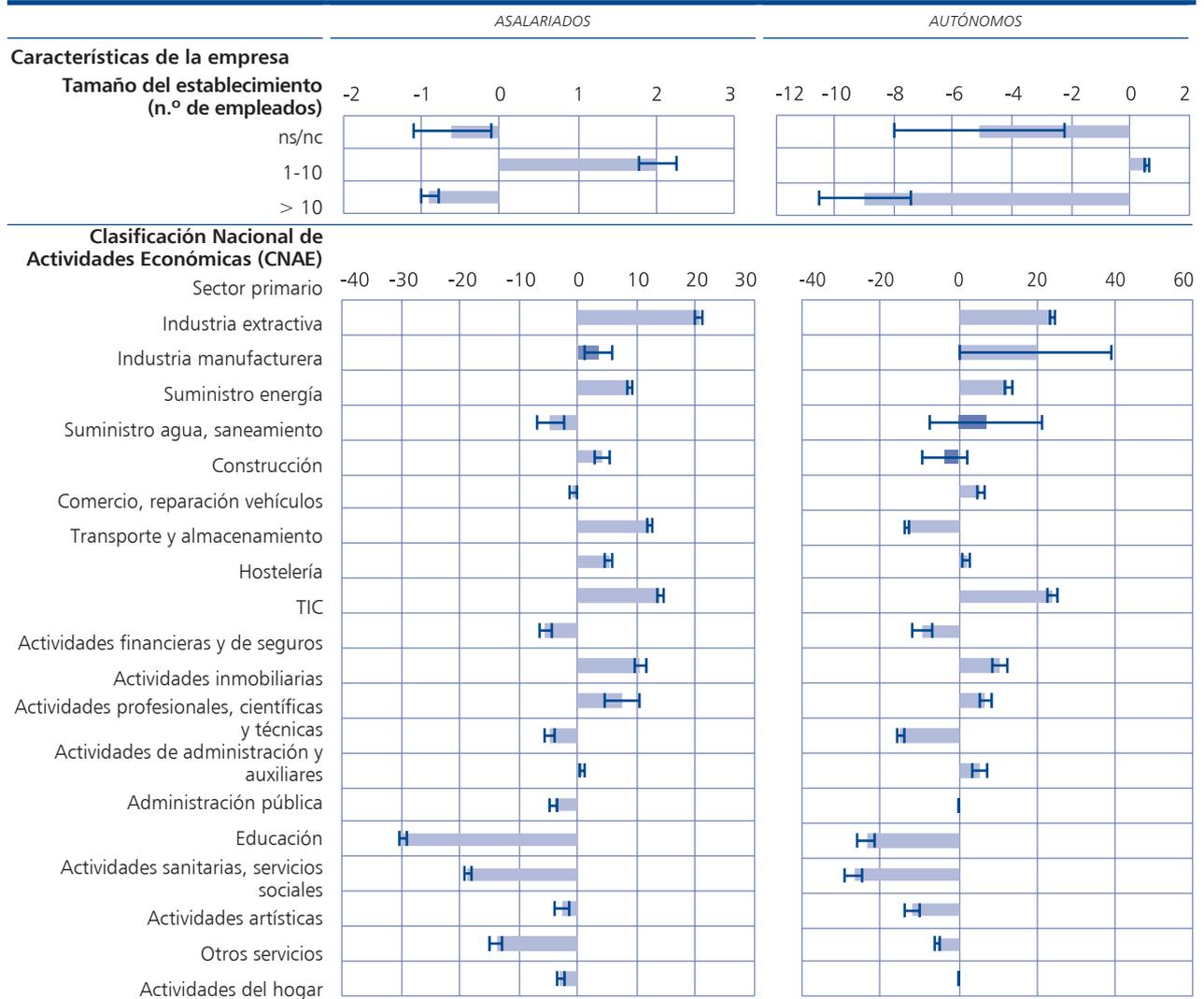


CUADRO N.º 1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN. EFECTOS MARGINALES RESPECTO A LA MEDIA (Continuación)



CUADRO N.º 1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN. EFECTOS MARGINALES RESPECTO A LA MEDIA (*Continuación*)

Notas: El tono azul indica significatividad de la variable al 95 por 100 de confianza.

*STEM: Science, Technology, Engineering and Mathematics.

El modelo incluye variables dicotómicas regionales y temporales.

Fuente: BBVA Research.

formas de trabajo contribuye a reducir la vulnerabilidad a la automatización (21), lo que sugiere que la capacidad de adaptación del trabajador (y de la empresa) puede contrarrestar el riesgo de pérdida de empleo. Así, la probabilidad de que un asalariado que teletrabaja sea sustituido por una máquina es 15 puntos menor que

la de quien no lo hace. El efecto también es positivo para los trabajadores por cuenta propia, pero de menor magnitud.

Las restantes variables tienen un efecto menor sobre la probabilidad de computarización. En relación con las características del trabajador, se obtiene

que el riesgo de digitalización es comparativamente elevado para los asalariados menores de 29 años (32 años en el caso de los trabajadores por cuenta propia) y reducido para los mayores de 57 años (22). Los trabajadores por cuenta ajena entre 29 y 35 años también exhiben una menor probabilidad de automatización.

A diferencia de la edad, el riesgo de ser reemplazado por una máquina crece con la antigüedad del asalariado en la empresa, pero disminuye con la del trabajador por cuenta propia. La literatura (23) sugiere que la mayor probabilidad de computarización de los asalariados con mayor antigüedad podría estar reflejando sus menores incentivos para adaptarse al cambio tecnológico, que los llevaría a permanecer en ocupaciones en declive. Por el contrario, el perfil por antigüedad del riesgo de digitalización de los trabajadores por cuenta propia podría estar captando cierta autoselección: los autónomos que han sabido reorientar su negocio hacia actividades menos susceptibles de ser automatizables exhiben carreras laborales más prolongadas. Este resultado se complementa con el papel que juega el tamaño de la empresa. Así, la probabilidad de ser sustituido por una máquina es más reducida en los establecimientos de mayor dimensión, sobre todo si el ocupado trabaja por cuenta propia.

La satisfacción de un trabajador con su empleo actual –aproximada por la búsqueda de empleo– está relacionada con su probabilidad de computarización. Así, los asalariados que buscan un empleo más estable y adecuado a su formación se enfrentan a un mayor riesgo de digitalización en su ocupación actual. En la misma línea, se estima que tener un contrato temporal incrementa en torno a ocho décimas la probabilidad de automatización. Por el contrario, el riesgo es menor entre quienes buscan un empleo mejor remunerado y con una jornada menos exigente. Estos resultados permiten segmentar a los trabajadores en dos subgrupos. El primero estaría integrado por aquéllos que cuentan con un empleo precario

y desarrollan una ocupación con una probabilidad elevada de ser automatizada (y que, por tanto, tratan de encontrar un nuevo puesto de trabajo). El segundo estaría formado por los ocupados que disfrutan de un empleo estable con bajo riesgo de computarización que buscan mejorar sus condiciones salariales e incrementar su tiempo de ocio.

Finalmente, se observa que la situación laboral de procedencia del trabajador repercute sobre su probabilidad de automatización. Así, los asalariados que un año antes eran estudiantes tienen un menor riesgo que la media de ser sustituidos por máquinas (24), mientras que los procedentes del desempleo son comparativamente más vulnerables. Este sería uno más de los numerosos «efectos cicatriz» del desempleo (25).

IV. POLÍTICAS PARA GOBERNAR EL CAMBIO TECNOLÓGICO

Los efectos del cambio tecnológico sobre el empleo, la productividad, la polarización, la desigualdad y, en definitiva, sobre el bienestar social van a depender de la capacidad de la economía española para articular políticas con las que responder adecuadamente a los retos y gestionar los cambios señalados en las secciones anteriores. Es imprescindible que la sociedad en su conjunto (sector público, empresas y trabajadores) anticipe y gobierne estos cambios de manera activa con un amplio conjunto de políticas que adecúe la oferta a la demanda de trabajo, facilite la creación de ocupaciones complementarias a las nuevas tecnologías, mejore la eficiencia del mercado de trabajo, garantice la igualdad de oportunidades, potencie a largo

plazo los efectos positivos de un progreso técnico inclusivo y reduzca los costes individuales y sociales de la transición a nuevos modelos productivos.

Además del proceso de transformación tecnológica y digital, la globalización y las cadenas mundiales de producción exigen abordar las estrategias de largo plazo con una perspectiva global. Los efectos del cambio tecnológico no son homogéneos entre trabajadores, empresas, sectores y países, y producen ganadores y perdedores. Es posible que los mismos cambios que en unos países aumenten la productividad, los salarios y el empleo a nivel agregado, en otros tengan efectos diametralmente opuestos. Que estos efectos sean netamente positivos dependerá básicamente de cómo se gobierne el cambio en tres grandes áreas, como son la educación, las políticas de empleo y el crecimiento inclusivo.

1. Políticas educativas y de formación continua

La evidencia empírica sobre el crecimiento de la brecha salarial entre los trabajadores según sus niveles de cualificación, al menos en las dos últimas décadas, pone de manifiesto la insuficiencia de la oferta de trabajo para atender la demanda creciente de ocupaciones que exigen mayores niveles de formación. Esta carrera de la educación frente a la tecnología (Goldin y Katz, 2008) se observa también en economías como la española, con tasas de desempleo estructural elevadas. La existencia de este desajuste entre oferta y demanda de trabajo no solo coexiste con tasas de paro elevadas, sino que es incluso uno de sus determinantes, como muestran los modelos de búsqueda en el mercado de trabajo (véanse, por ejemplo,

Pissarides, 2000, o Mortensen y Pissarides, 2001).

Adicionalmente, la inversión en capital humano es crucial para conseguir que los trabajadores desarrollen habilidades para las que el progreso técnico sea complementario en lugar de sustitutivo, incluso en aquellas tareas menos cualificadas. Por ejemplo, en EE.UU. la evidencia apunta a que entre 1980 y 2012, la participación en el empleo total de las ocupaciones que requieren altos niveles de interacción social y que son difícilmente automatizables creció unos 12 puntos porcentuales (véase Deming, 2017). En ese mismo período, los empleos con un uso intensivo de matemáticas, pero sin habilidades sociales, redujeron su participación en 3,3 puntos porcentuales, mientras que el crecimiento del empleo y de los salarios fue particularmente intenso en aquellas ocupaciones que requieren simultáneamente niveles elevados de habilidades matemáticas y sociales.

El uso de las habilidades sociales es más intenso en numerosas ocupaciones del sector servicios, por ejemplo en la hostelería, la restauración o los cuidados a terceros. Con frecuencia, muchos de estos empleos son denostados y encasillados injustamente por buena parte de la opinión pública como ocupaciones precarias y poco productivas. La mejora de la formación y cualificación de estas ocupaciones es crucial. Muchas de estas tareas se pueden desarrollar con un valor añadido reducido o elevado, dependiendo de los conocimientos y habilidades con los que se realicen. Pissarides (2017) señala precisamente que, en la medida que la demanda de esas ocupaciones crezca en las próximas décadas, es crucial mejorar la percepción social y la calidad de los empleos en el sector

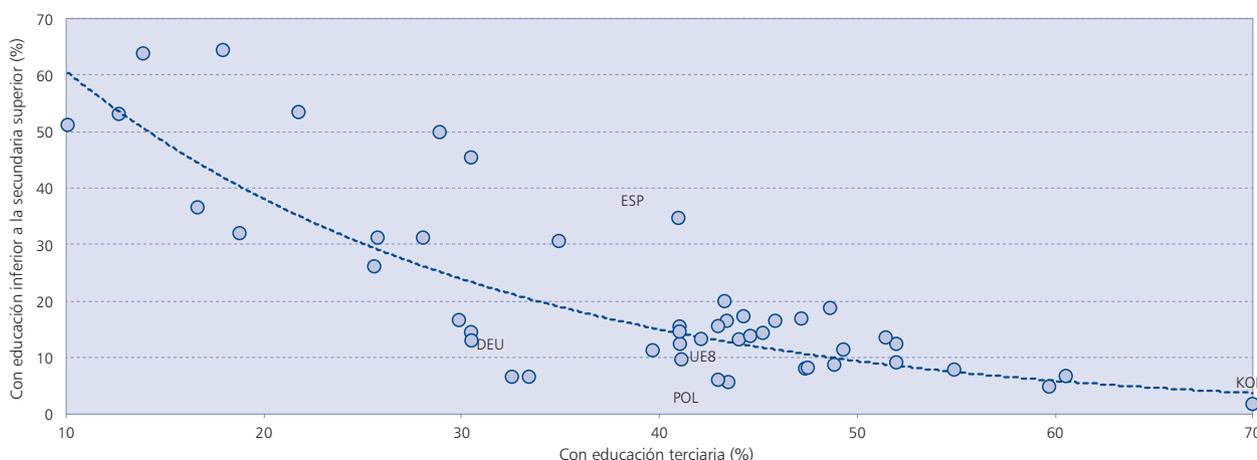
servicios para hacerlos socialmente más respetables y atractivos, y al mismo tiempo, más productivos. Además de las habilidades sociales y personales, el aumento de la calidad en la prestación de estos servicios requiere también la mejora de determinados conocimientos, como los idiomas, y de las capacidades gerenciales necesarias para atender las necesidades crecientes de la sociedad. Todo lo anterior es lo que diferenciará a dos individuos que, estando empleados en una misma ocupación, presentarán distintos grados de automatización y capacidad de adaptación al cambio.

En la medida que el progreso técnico conlleva simultáneamente un aumento de la esperanza de vida, con el consiguiente incremento del número de años de las carreras laborales, y cambios más frecuentes y permanentes de las tareas y ocupaciones, la formación continua y el reciclaje profesional van a ser fundamentales. Resulta fácil anticipar que la formación adquirida en el sistema educativo antes de incorporarse al mercado de trabajo se revelará insuficiente para hacer frente a las necesidades futuras, por lo que será necesario adquirir nuevos conocimientos y diversificar habilidades en función de las nuevas demandas sociales. La mayor inversión en formación continua será un reto para los trabajadores, empresas y administraciones públicas. Estas últimas tendrán que adaptar continuamente sus políticas de formación y reinserción de desempleados. Las empresas, por su parte, deberán anticipar las necesidades formativas de sus empleados e invertir en formación de forma eficiente. Los trabajadores deberán acostumbrarse a que su carrera laboral difícilmente podrá desarrollarse en una única ocupación durante

varias décadas, por lo que deberán mantener una actitud particularmente activa a la hora de anticipar las oportunidades de nuevas ocupaciones y las necesidades de la cualificación que puedan requerir.

El progreso técnico sesgado en habilidades y la futura aparición de nuevas ocupaciones difícilmente imaginables en el presente, no solo exige más, sino, sobre todo, una mejor y más flexible formación. Lamentablemente, en estos dos frentes España presenta claras debilidades con respecto a otros países. Dentro de la Unión Europea, es el país con las tasas más elevadas de fracaso escolar y abandono temprano del sistema educativo. Este hecho genera una enorme dualidad en términos de capital humano, como pone de manifiesto el gráfico 3. En 2016, el porcentaje de la población entre 25 y 34 años con educación superior era del 41 por 100. Pero al mismo tiempo, un 35 por 100 de la población en esa franja de edad tenía un nivel educativo inferior a la educación secundaria superior. Ese porcentaje es similar al de economías emergentes como Brasil, Colombia o Argentina. Además de sus consecuencias sobre la desigualdad de rentas en el futuro, la distribución bimodal de los niveles educativos en España implica que aproximadamente un tercio de la población joven no está preparada para los retos que supone la transformación digital. De hecho, BBVA Research (2015) encuentra que el nivel educativo es uno de factores que mejor explican la penetración de las tecnologías digitales entre consumidores. Polonia y otros países del este de Europa tienen un porcentaje de población con estudios superiores similar al de España, pero porcentajes mucho

GRÁFICO 3
PORCENTAJE DE LA POBLACIÓN ENTRE 25 Y 34 AÑOS SEGÚN SU NIVEL EDUCATIVO EN 2016



Fuente: BBVA Research a partir de OCDE (2017c).

más bajos en los niveles educativos inferiores (26).

Este lastre en las condiciones de partida es aún más importante si tenemos en cuenta que la etapa de aprendizaje en el sistema educativo durante la juventud será insuficiente para el posterior desarrollo profesional. La educación no solo será continua, sino que el currículo educativo deberá orientarse más a preparar a los individuos, desde edades muy tempranas, para adquirir más allá del sistema formativo las capacidades que les permitan desarrollar nuevos conocimientos y habilidades en comunicación, trabajo en equipo, investigación o creatividad durante décadas. En definitiva, será necesario mejorar significativamente la capacidad del capital humano para adaptarse a los efectos del cambio tecnológico y aprovechar las nuevas oportunidades que brinde.

2. Políticas de empleo

El capital humano es un factor que mejora significativamente la

empleabilidad de los trabajadores, pero no el único. La eficiencia con la que funciona el mercado de trabajo es tanto o más importante. Teniendo en cuenta la elevada tasa de desempleo estructural de la economía española, es fundamental continuar con las reformas que eliminen las barreras a la creación de empleo, a la inversión y al crecimiento de las empresas, que faciliten la financiación de *start-ups*, que simplifiquen y den lugar a una regulación más eficiente y equitativa del mercado de trabajo y a una estructura fiscal orientada a la creación de empleo.

El papel del sector público en la generación de un clima de negocio que potencie la tasa de empleo es fundamental. La Administración Pública debe estar inmersa en un proceso de mejora continua de su nivel de eficiencia, de reducción de costes administrativos y de las cargas que recaen sobre las empresas. Para ello, es crucial que el sector público no solo evite convertirse en un lastre de este proceso, sino que lidere

la transformación tecnológica y digital de la sociedad, proporcionando más y mejores servicios a los ciudadanos y a las empresas.

Un ámbito en el que este reto es particularmente importante es el de las políticas activas y pasivas del mercado de trabajo. La eficacia de estas políticas en España, manifiestamente mejorable hasta el momento (27), cuestiona sus futuras repercusiones sobre el acceso al empleo y el tiempo de permanencia en el desempleo de los trabajadores que transiten de las ocupaciones obsoletas a las nuevas originadas por el cambio tecnológico. Con la finalidad de reducir los costes de transición de este proceso, será necesario mejorar la cobertura de las prestaciones mientras los trabajadores estén desempleados, pero condicionándolas a la búsqueda efectiva de nuevos puestos de trabajo.

El período de transición entre viejas y nuevas ocupaciones puede y debe reducirse, poniendo la tecnología ya disponible al

servicio de mejorar el proceso de emparejamiento entre vacantes y desempleados, mediante plataformas públicas que exploten datos masivos sobre las necesidades de las empresas y los perfiles de los trabajadores, tal y como proponen Boscá *et al.* (2017). Estas nuevas tecnologías y plataformas también pueden utilizarse para anticipar las tendencias en las necesidades futuras de las empresas y las cualificaciones que requerirán los trabajadores, así como para conocer el desempeño de los centros de formación en cuanto a la empleabilidad y niveles salariales que alcanzan los estudiantes y trabajadores que hayan pasado por ellos.

La estructura fiscal con la que se financia el sector público también tiene una incidencia relevante sobre el nivel de empleo. En la medida que los impuestos generan distorsiones y desincentivos, terminan afectando a la actividad económica, a la inversión y al empleo (véase Boscá, Doménech y Ferri, 2017). Una imposición sobre las rentas del capital elevada puede desincentivar la inversión en nuevas tecnologías, de la misma manera que los impuestos sobre las rentas del trabajo o las cotizaciones sociales distorsionan la demanda y la oferta de empleo.

Otro ámbito relevante de actuación del sector público tiene que ver con la adaptación y modernización de las regulaciones laborales. Buena parte de estas regulaciones (por ejemplo, la negociación colectiva) tuvieron su origen como consecuencia de los cambios originados tras la segunda revolución industrial y la necesidad de organizar el trabajo en centros productivos. Como señalan Harris y Krueger (2015), ahora es necesario atender las necesidades del siglo XXI, con

la aparición de nuevas formas de organización del trabajo en las que la figura del trabajador independiente y de los nuevos intermediarios y plataformas de trabajo colaborativo cobran cada vez más importancia.

3. Políticas redistributivas

La mejora del capital humano y de las políticas de empleo son condiciones necesarias para asegurar un crecimiento inclusivo, pero puede que no sean suficientes. Aunque a largo plazo el cambio tecnológico suponga mayor bienestar para todos, es posible que a corto y medio plazo tenga costes de transición importantes para muchos colectivos, de manera que coexistan ganadores y perdedores. En principio, estos efectos asimétricos no deberían ser un problema, siempre que la gestión sea la correcta. En la medida que los beneficios sociales netos sean positivos, el reto consiste en diseñar mecanismos eficientes de manera que los ganadores compensen a los perdedores, para que éstos también se beneficien del proceso y no se opongan a los cambios. Aunque teóricamente factible, resulta difícil poner en la práctica estos mecanismos compensatorios, tal y como hemos visto en las dos últimas décadas en algunos países, como consecuencia de la interacción entre globalización y cambio tecnológico. El aumento de la desigualdad ha generado una enorme oposición social a estos cambios, el auge de los populismos y una pérdida de legitimidad política de las instituciones que han tratado de gobernar estos procesos (véase Andrés y Doménech, 2017).

El reto consiste en diseñar, implementar y evaluar de manera continua políticas públicas que

garanticen la equidad al menor coste posible en términos de empleo e inversión en investigación, desarrollo e innovación. Por ejemplo, resulta desaconsejable tratar de redistribuir mediante la creación de nuevos impuestos sobre la automatización (con las dificultades inherentes de definir los criterios bajo los cuales unas máquinas o robots deben ser gravadas de manera diferente a otras), la inteligencia artificial o el *big data*, que puedan suponer un importante freno al progreso. El objetivo es repartir la nueva riqueza, no frenar su creación.

Antes de poner en marcha nuevos instrumentos redistributivos como la renta básica universal, es fundamental incrementar la eficiencia del Estado de bienestar actual. En línea con los argumentos de Doménech (2017) y OCDE (2017a), en una economía como la española en la que la tasa de desempleo media desde principios de los años ochenta ha superado el 15 por 100, y cuando las regulaciones y el Estado de bienestar tienen todavía amplios márgenes de actuación hasta acercarse a las mejores prácticas internacionales, resulta difícil de justificar que se puedan diseñar e implementar eficientemente propuestas redistributivas inéditas en países con niveles de desempleo y desigualdad mucho más reducidos. Una evaluación rigurosa *ex-ante* y *ex-post* de todas las políticas y programas públicos sigue siendo uno de los retos pendientes más importantes de las administraciones españolas.

V. CONCLUSIONES

Todas las revoluciones industriales han tenido repercusiones notables sobre el mercado de trabajo, y la actual no representa una excepción. El proceso de

transformación digital en curso y los avances en robótica e inteligencia artificial crearán nuevos empleos, tanto en los sectores innovadores como en los beneficiados por el efecto renta ocasionado por el cambio tecnológico. Sin embargo, la IV Revolución Industrial también precipitará la automatización de numerosas tareas, lo que podría poner en riesgo hasta un 36 por 100 de los puestos de trabajo actualmente existentes en España.

Aunque este proceso de destrucción creativa no constituye un aspecto singular del cambio tecnológico actual, la velocidad que está alcanzando la actividad innovadora sí lo es, y amenaza con abreviar el recorrido hacia un nuevo equilibrio entre la oferta y la demanda de empleo. En consecuencia, la identificación de los trabajadores más vulnerables a la revolución digital es una condición necesaria para minimizar los costes de transición individuales y sociales.

A partir de las probabilidades de automatización de cada ocupación obtenidas por Frey y Osborne (2017), se utilizan los microdatos de la muestra anual de la EPA entre 2011 y 2016 para determinar qué características personales y laborales condicionan el riesgo de que un trabajador en España sea sustituido por una máquina. Los resultados de las estimaciones muestran que la probabilidad de computarización disminuye con el grado de responsabilidad, el nivel educativo, la disposición a participar en acciones formativas y la adopción de nuevas formas de trabajo –como el teletrabajo–, y es comparativamente reducida para los ocupados en educación, sanidad, servicios sociales, TIC, energía y actividades científico-técnicas. Las restantes características del trabajador –como el género, la

edad, la antigüedad, el tipo de contrato y la situación laboral de procedencia– y de la empresa –como el tamaño– juegan un papel secundario para explicar el riesgo de automatización.

Con el objetivo de atenuar las repercusiones negativas del progreso tecnológico sobre el empleo presente y futuro, es imprescindible que los agentes económicos, tanto públicos como privados, gobiernen el cambio. Para lograrlo, es necesario actuar en tres ámbitos: la educación, el mercado de trabajo y la redistribución.

En primer lugar, resulta esencial invertir más y mejor en capital humano para que la población adquiera conocimientos –fundamentalmente, en áreas STEM– y habilidades cognitivas y no cognitivas complementarios al progreso tecnológico. Además, en un contexto de prolongación de las carreras laborales y de cambio tecnológico, apostar por la formación continua es una obligación para los individuos, las empresas y el sector público. Para ello, es necesario anticipar las necesidades formativas y mejorar la eficiencia del sistema educativo.

En segundo lugar, las reformas que tratan de eliminar las barreras a la inversión y al crecimiento empresarial y facilitar la creación de empleo deben acentuarse. También resulta esencial mejorar la eficacia y la eficiencia de las políticas del mercado de trabajo. Con la finalidad de optimizar los emparejamientos laborales y acortar el tiempo de permanencia en el paro, los servicios públicos de empleo deben utilizar la tecnología ya disponible para explotar grandes bases de datos que recopilan información sobre las necesidades de las empresas y las características de los trabajadores. Paralelamente, dada la

expansión de los modelos de negocio basados en plataformas y de las nuevas formas de contratación, es aconsejable reconsiderar la regulación laboral vigente.

Por último, será ineludible diseñar mecanismos que compensen a los damnificados por la revolución digital. El análisis comparado revela que los márgenes de mejora de la cobertura y la eficiencia del estado de bienestar en España son amplios. En este contexto, avanzar en la evaluación *ex ante* y *ex post* de las políticas públicas es una obligación.

NOTAS

(*) Se agradecen los comentarios y sugerencias de Miguel Cardoso.

(**) También catedrático de la Universidad de Valencia.

(1) La alienación laboral se refiere a la desafección del trabajador tanto por su trabajo como por su entorno social (la imagen de un obrero haciendo tareas repetitivas desconectadas de un entorno social e incluso desconociendo el fin último de su trabajo). Paradójicamente, ahora se abre un debate similar pero en torno a trabajadores por cuenta propia adheridos a plataformas digitales (Howard, 2017).

(2) El modelo de Tinbergen (1974) explicaba satisfactoriamente la prima educacional como función de la creciente oferta de trabajo cualificado, por un lado, y el progreso tecnológico sesgado hacia habilidades cualificadas, por otro (Goldin y Katz, 2008). Esta «carrera» entre tecnología y oferta fue tal que la prima salarial acabó por aumentar a lo largo del siglo XX a pesar del aumento sostenido de la oferta de alta cualificación.

(3) El procedimiento para el cálculo de la probabilidad de automatización de cada ocupación por parte de Frey y Osborne (2017) tiene dos etapas. En la primera, un grupo de expertos valora entre 70 ocupaciones representativas cuáles podrían ser completamente automatizadas en un horizonte temporal de dos décadas. En la segunda, se utilizan los resultados de la primera etapa y la información sobre las características y tareas de cada ocupación –proporcionada por la base de datos O*NET– para estimar la probabilidad de automatización del conjunto de ocupaciones (702).

(4) Arntz, Gregory y Zierahn (2016) rompen el supuesto de un «perfil de habilidades representativas» para cada ocupación. Analizando

<p>la diferencia en habilidades desempeñadas por trabajadores en una misma ocupación, concluyen que solo el 9 por 100 del empleo en EE.UU. (y otros países OCDE) están en riesgo de ser automatizados. Cabe notar que para explotar las diferencias intraocupacionales, Arntz, Gregory y Zierahn (2016) deben sacrificar el alto nivel de desagregación de ocupaciones explotado por Frey y Osborne (2017).</p> <p>(5) En este documento se utiliza el término «computarización» como sinónimo de «automatización».</p> <p>(6) Para ello se realiza una doble correspondencia. La primera, entre la clasificación vigente en EE.UU. (SOC2010) y la ISCO2008 y la segunda, entre ésta y la CNO2011.</p> <p>(7) Similares a los obtenidos por Morron (2016).</p> <p>(8) Véanse Goos, Manning y Salomons (2009), Autor y Dorn (2013), Dauth (2014) o Autor (2015).</p> <p>(9) Véase Pajarinen y Rouvinen (2014).</p> <p>(10) Según las estimaciones de Brzeski y Burk (2015).</p> <p>(11) En línea con Arntz, Gregory y Zierahn (2016).</p> <p>(12) Baumol <i>et al.</i> (2012) muestra que las sociedades más acomodadas demandan más servicios intensivos en trabajo especializado.</p> <p>(13) Véase Autor y Dorn (2009).</p> <p>(14) Véase WEF (2016).</p> <p>(15) Véanse Autor y Dorn (2009), Anghel, De la Rica y Lacuesta (2013) u OCDE (2017b), entre otros.</p> <p>(16) Es conveniente aclarar un matiz relevante. Aunque el modelo estima la probabilidad de que un trabajador con determinadas características esté empleado en una ocupación con un cierto riesgo de automatización, no implica la existencia de una relación causal en sentido estricto.</p> <p>(17) Para un mayor detalle véase el anexo a este documento.</p> <p>(18) En línea con Papke y Wooldridge (1996).</p> <p>(19) Autor y Dorn (2009), Arntz, Gregory y Zierahn (2016) o Gallego (2017).</p> <p>(20) Los asalariados reducen su riesgo de automatización al cursar estudios no reglados relacionados con su empleo actual. Por el contrario, la probabilidad de computarización de los trabajadores por cuenta propia es menor entre quienes participan en acciones formativas no regladas orientadas a cambiar de empleo.</p> <p>(21) En línea con la evidencia apuntada por WEF (2016).</p> <p>(22) Arntz, Gregory y Zierahn (2016) también obtienen que el papel jugado por la edad es poco relevante.</p>	<p>(23) Véase Anghel, De la Rica y Lacuesta (2013).</p> <p>(24) A partir de la <i>Encuesta Social Europea</i> de 2014, Gallego (2017) obtiene un resultado similar.</p> <p>(25) Sobre los efectos cicatriz del desempleo, véase Arulampalam (2001).</p> <p>(26) La debilidad relativa de España en relación con los años de educación de la población joven se ve acompañada por indicadores que reflejan una menor calidad en competencias educativas, como los de PISA o PIAAC, aunque en estos ámbitos la posición relativa de España no es tan desfavorable como en los años de escolarización, tal como señalan Andrés y Doménech (2015).</p> <p>(27) Véase la evidencia recopilada en Cardoso <i>et al.</i> (2016).</p> <p>BIBLIOGRAFÍA</p> <p>ACEMOGLU, D., y D. AUTOR (2011), «Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings», <i>Handbook of labor economics</i>, 4.</p> <p>ACEMOGLU, D., y P. RESTREPO (2017a), «Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation», National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 23077.</p> <p>— (2017b), «Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets», National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 23285.</p> <p>ADLER, G.; ROMAIN, D.; DAVIDE, F.; CELIK, S.; KOLOSKOVA, P., y M. POPLAWSKI (2017), «Gone with the Headwinds: Global productivity», <i>IMF Staff discussion note</i>, abril SDN/17/04.</p> <p>ANDRÉS, J., y R. DOMÉNECH (2015), <i>En Busca de la Prosperidad</i>, Deusto.</p> <p>— (2017), «Reflexiones sobre la Dimensión Social de la UE» <i>Anuario del Euro 2017: Un futuro para la Unión Monetaria</i> (en prensa).</p> <p>ANGHEL, B.; DE LA RICA, S., y A. LACUESTA (2013), «Employment Polarization in Spain over the course of the 1997-2012 cycle», Banco de España, <i>Documentos de Trabajo</i>, n.º 1321.</p> <p>ARULAMPALAM, W. (2001), «Is Unemployment Really Scarring? Effects of Unemployment Experiences on Wages», <i>Economic Journal</i>, 111.</p> <p>ATKINSON, A. (2009), <i>The Changing Distribution of Earnings in OECD Countries</i>, Oxford University Press, Oxford.</p>	<p>AUTOR, D. (2013), «The 'task approach' to labor markets: an overview», <i>Journal for Labour Market Research</i>, 46.</p> <p>— (2015), «Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation», <i>The Journal of Economic Perspectives</i>, 29.</p> <p>AUTOR, D., y D. DORN (2009), «This Job is 'Getting Old': Measuring Changes in Job Opportunities Using Occupational Age Structure», <i>American Economic Review: Papers and Proceedings</i>, 99.</p> <p>— (2013), «The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market», <i>American Economic Review</i>, 103.</p> <p>AUTOR, D.; KATZ, L. F., y M. S. KEARNEY (2008), «Trends in US wage inequality: Revising the revisionists», <i>The Review of economics and statistics</i>, 90.</p> <p>ARNTZ, M.; GREGORY, T., y U. ZIERAHN (2016), «The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis», OECD Social, Employment and Migration <i>Working Papers</i>, n.º 189, OECD Publishing, París.</p> <p>BAUMOL, W.; FERRANTI, D.; MALACH, M.; PABLOS-MÉNDEZ, A.; TABISH, H., y L. GOMORY (2012), <i>The Cost Disease: Why Computers Get Cheaper and Health Care Doesn't</i>, Yale University Press, New Haven.</p> <p>BBVA Research (2015), <i>Situación Consumo. Primer semestre 2015</i>, Madrid.</p> <p>BLOOM, N.; JONES, C. I.; VAN REENEN, J., y M. WEBB (2017), «Are ideas getting harder to find?» National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 23782.</p> <p>BOSCA, J. E.; DOMÉNECH, R.; FERRI, J., y J. R. GARCÍA (2017), «Shifts in the Beveridge Curve in Spain and their Macroeconomic Effects», <i>Revista de Economía Aplicada</i> (en prensa).</p> <p>BOSCA, J. E.; DOMÉNECH, R., y J. FERRI (2017), «Estructura Fiscal, Crecimiento Económico y Bienestar en España», <i>Papeles de Economía Española</i> (en prensa).</p> <p>BRYNJOLFSSON, E.; ROCK, D., y C. SYVERSON (2017), «Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics», National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 24001.</p> <p>BRZESKI, C., e I. BURK (2015), «The Robots Come. Consequences of Automation for the German Labour Market», <i>ING DiBa Economic Research</i>.</p> <p>CARDOSO, M.; DOMÉNECH, R.; GARCÍA, J. R.; SICILIA, J., y C. ULLOA (2016), «Hacia un mercado</p>
---	--	--

<p>de trabajo más eficiente y equitativo», <i>Observatorio Económico</i>, BBVA.</p> <p>DAUTH, W. (2014), «Job Polarization on Local Labor Markets», <i>IAB Discussion Paper</i>, n.º 18.</p> <p>DEMING, D. J. (2017), «The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market», National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 21473.</p> <p>DOMÉNECH, R. (2017), <i>Algunas reflexiones sobre la renta básica universal</i>, BBVA Research.</p> <p>FREY, C., y M. A. OSBORNE (2017), «The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?», <i>Technological Forecasting and Social Change</i>, vol. 114(C).</p> <p>GABAIX, X., y A. LANDIER (2008), «Why has CEO pay increased so much?», <i>The Quarterly Journal of Economics</i> 123, n.º 1.</p> <p>GALLEGO, A. (2017), «Ocupaciones en transformación: ¿A quién afectará el cambio tecnológico?», <i>Observatorio Social de la Caixa</i>.</p> <p>GOLDIN, C. y L. KATZ (2008), <i>The Race Between Education and Technology</i>, Harvard University Press.</p> <p>GOOLSBEE, A., y P. J. KLENOW (2006), «Valuing Consumer Products by the Time Spent Using Them: An Application to the Internet», <i>American Economic Review</i>, 96.</p> <p>GOOS, M.; MANNING, A., y A. SALOMONS (2009), «Job Polarization in Europe», <i>American Economic Review: Papers and Proceedings</i>, 99.</p> <p>GORDON, R. J. (2017), <i>The rise and fall of American growth: The US standard of living since the civil war</i>, Princeton University Press.</p> <p>GREGORY, T.; SALOMONS, A., y U. ZIERAHN (2016), «Racing With or Against the Machine? Evidence from Europe», ZEW Centre for European Economic Research, <i>Discussion Paper</i>, n.º 16-053.</p> <p>HARRIS, S., y A. KRUEGER (2015), «A Proposal for Modernizing Labor Laws for Twenty-First Century Work: The Independent Worker», The Hamilton Project, <i>Discussion Paper</i>, 2015-10.</p> <p>HOWARD, J. (2017), «Nonstandard work arrangements and worker health and safety», <i>American Journal of Industrial Medicine</i>, 60.</p> <p>KARABARBOUNIS, L., y B. NEIMAN (2014), «The Global Decline of the Labor Share», <i>The Quarterly Journal of Economics</i>, 129.</p>	<p>KATZ, L., y A. KRUEGER (2016), «The Rise and Nature of Alternative Work Arrangements in the United States, 1995-2015», National Bureau of Economic Research, <i>Working Paper</i>, n.º 22667.</p> <p>KATZ, L. F., y R. A. MARGO (2014), «Technical change and the relative demand for skilled labor: The United States in historical perspective», <i>Human capital in history: The American record</i>, University of Chicago Press.</p> <p>MOKYR, J.; VICKERS, C., y N. L. ZIEBARTH (2015), «The history of technological anxiety and the future of economic growth: Is this time different?», <i>The Journal of Economic Perspectives</i>, 29.</p> <p>MORETTI, E. (2010), «Local Multipliers», <i>American Economic Review</i>, Papers and Proceedings, 100.</p> <p>MORRÓN, A. (2016), «¿Llegará la Cuarta Revolución Industrial a España?», <i>Informe Mensual CaixaBank Research</i>, n.º 398.</p> <p>MORTENSEN, P., y C. PISSARIDES (2001), «Looking into the Black Box: A Survey of the Matching Function», <i>Journal of Economic Literature</i>, 39.</p> <p>OCDE (2011), <i>Divided We Stand: Why Inequality Keeps Rising</i>, OECD Publishing.</p> <p>— (2017a), «Basic Income as a Policy Option: Can It Add Up?», <i>Policy Brief on the Future of Work</i>, OECD Publishing, París.</p> <p>— (2017b), <i>Going Digital: The Future of Work for Women</i>, OECD Publishing, París.</p> <p>— (2017c), <i>Education at a Glance</i>, OECD Publishing, París.</p> <p>PAJARINEN, M., y P. ROUVINEN (2014), «Computerization Threatens One Third of Finnish Employment», <i>ETLA Brief</i>, n.º 22.</p> <p>PAPKE, L., y J. D. WOOLDRIDGE (1996), «Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(K) Plan Participation Rates», <i>Journal of Applied Econometrics</i>, 11.</p> <p>PISSARIDES, C. A. (2000), <i>Equilibrium Unemployment Theory</i>, MIT Press.</p> <p>— (2017), «Technology, Jobs and Wages: The Future of Work», presentación en la conferencia <i>Globalization in Danger</i>, organizada por NABE y Banco de Italia.</p> <p>ROSEN, S. (1981), «The economics of superstars», <i>The American economic review</i>, 71.</p>	<p>TINBERGEN, J. (1974), «Substitution of Graduate by other Labour», <i>Kyklos</i>, 27.</p> <p>WOIROL, G. R.; y R. E. BACKHOUSE (1997), «The technological unemployment and structural unemployment debates», <i>Journal of Economic Literature</i>, 35.</p> <p>WORLD ECONOMIC FORUM (enero 2016), «The Future of Jobs Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution», World Economic Forum, Davos.</p> <p>ANEXO</p> <p>Con la finalidad de calibrar la importancia de la situación laboral de los individuos, en primer lugar se especifica un modelo en el que se incluye la muestra completa de asalariados y autónomos. Una vez confirmadas las diferencias, se especifican dos ecuaciones adicionales: una para los asalariados y otra para los trabajadores por cuenta propia. Dado que la variable dependiente (p) toma valores entre 0 y 1, se estima un modelo lineal generalizado (GLM) por máxima verosimilitud que asume una distribución logística de p.</p> <p>De este modo, la probabilidad de automatización de cada individuo incluido en la submuestra anual de la <i>Encuesta de población activa</i> entre 2011 y 2016 viene determinada por un conjunto de variables que caracterizan su situación personal, su puesto de trabajo y la empresa en la que presta sus servicios. Las variables incluidas en cada una de las ecuaciones son idénticas, exceptuando aquellas referidas a las características del empleo. En el caso del modelo completo se incluye la variable que define la situación profesional de la persona. El modelo referido</p>
--	--	---

a los asalariados, a diferencia del especificado para los autónomos, incorpora información sobre la situación laboral y el tipo de contrato.

Además, todas las ecuaciones incluyen un efecto fijo de comunidad autónoma, un efecto fijo de año y un término de error independiente.

El detalle de las variables y los resultados de las regresiones se encuentra en el cuadro A.1.

ANEXO

CUADRO N.º A1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN

	ECUACIÓN COMPLETA (CUENTA PROPIA & ASALARIADOS)		OCUPADOS POR CUENTA PROPIA		ASALARIADOS	
	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.
	Edad (ref. 16-28 años)					
29-32	-0,084	0,016 ***	-0,014	0,049	-0,089	0,016 ***
33-35	-0,099	0,016 ***	-0,072	0,049	-0,103	0,017 ***
36-38	-0,097	0,016 ***	-0,155	0,047 ***	-0,080	0,016 ***
39-42	-0,097	0,015 ***	-0,088	0,044 **	-0,082	0,015 ***
43-45	-0,090	0,016 ***	-0,095	0,045 **	-0,067	0,017 ***
46-48	-0,077	0,016 ***	-0,098	0,046 **	-0,051	0,017 ***
49-52	-0,080	0,015 ***	-0,095	0,044 **	-0,047	0,016 ***
53-57	-0,088	0,016 ***	-0,102	0,044 **	-0,051	0,017 ***
58 o más	-0,175	0,017 ***	-0,210	0,046 ***	-0,099	0,018 ***
Nacionalidad (ref. Española)						
Extranjera	0,048	0,013 ***	0,021	0,037	0,087	0,014 ***
Género (ref. Hombre)						
Mujer	-0,013	0,019	-0,132	0,054 **	0,054	0,019 ***
Nivel educativo (máximo alcanzado; ref. Primaria)						
1.ª etapa secundaria	-0,085	0,014 ***	-0,126	0,032 ***	-0,105	0,015 ***
2.ª etapa secundaria o superior en resto sectores	-0,418	0,014 ***	-0,495	0,033 ***	-0,403	0,016 ***
2.ª etapa secund. en educación, salud o serv. sociales	-0,299	0,057 ***	-0,167	0,240	-0,294	0,059 ***
2.ª etapa de secundaria en STEM ^f	-0,098	0,067	-0,387	0,164 **	-0,057	0,071
Superior en educación, salud o servicios sociales	-1,272	0,032 ***	-1,163	0,072 ***	-1,252	0,036 ***
Superior en STEM ^f	-0,738	0,026 ***	-0,633	0,067 ***	-0,717	0,028 ***
Mujer y Nivel educativo (ref. Mujer con estudios primarios)						
1.ª etapa secundaria	0,186	0,021 ***	-0,097	0,060	0,218	0,022 ***
2.ª etapa secundaria o superior en resto sectores	0,411	0,021 ***	0,055	0,058	0,412	0,022 ***
2.ª etapa secund. en educación, salud o serv. sociales	-0,034	0,061	0,109	0,284	-0,109	0,062 *
2.ª etapa de secundaria en STEM ^f	0,316	0,133 **	0,629	0,414	0,203	0,135
Superior en educación, salud o servicios sociales	0,200	0,037 ***	0,387	0,099 ***	0,139	0,040 ***
Superior en STEM ^f	0,123	0,040 ***	0,123	0,121	0,064	0,042
Cursos no reglados (últimas 4 semanas, ref. Vinculado con ocupación actual, participa la empresa)						
Vinculado con ocupación actual, no participa la empresa	-0,182	0,017 ***	-0,052	0,043	-0,178	0,018 ***
Vinculado con ocupación futura, participa la empresa	-0,349	0,031 ***	-0,156	0,061 **	-0,365	0,035 ***
Vinculado con ocupación futura, no participa la empresa	0,094	0,118	-0,699	0,344 **	0,156	0,124
Por interés personal	0,092	0,032 ***	0,077	0,089	0,080	0,034 **
No	-0,077	0,030 **	-0,031	0,080	-0,062	0,032 *

Características del empleado

ANEXO

CUADRO N.º A1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN (Continuación)

	ECUACIÓN COMPLETA (CUENTA PROPIA & ASALARIADOS)		OCUPADOS POR CUENTA PROPIA		ASALARIADOS	
	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.
Situación profesional (ref. Asalariado)						
Autónomo	-0,109	0,019 ***				
Situación laboral (ref. Asalariado privado)						
Asalariado público					-0,128	0,016 ***
Tipo de contrato (ref. Indefinido)						
Temporal					0,047	0,011 ***
Antigüedad (años en la empresa, ref. <6 meses)						
6 meses-1,5 años	-0,029	0,015 *	0,033	0,043	-0,044	0,016 ***
1,6-3,2	-0,021	0,017	-0,001	0,045	-0,022	0,018
3,3-5,2	-0,017	0,017	-0,016	0,047	-0,012	0,019
5,3-7,5	-0,029	0,017 *	-0,123	0,047 ***	-0,011	0,019
7,6-10,3	-0,005	0,017	-0,011	0,045	-0,001	0,019
10,4-14,0	0,009	0,017	-0,072	0,043 *	0,030	0,020
14,1-19,7	0,023	0,017	-0,101	0,043 **	0,067	0,020 ***
19,8-26,7	0,069	0,017 ***	-0,120	0,043 ***	0,138	0,021 ***
26,8 o más	0,064	0,018 ***	-0,152	0,044 ***	0,139	0,022 ***
Trabajo desde el dominio (ref. No teletrabaja)						
Ocasionalmente	-0,362	0,022 ***	-0,148	0,024 ***	-0,767	0,045 ***
Más de la mitad de los días que trabajó	-0,428	0,020 ***	-0,184	0,024 ***	-0,744	0,035 ***
Trabajadores a cargo (ref. Ninguno)						
Encargado, jefe de taller, capataz o similar	-0,544	0,016 ***	-0,374	0,055 ***	-0,521	0,017 ***
Mando intermedio	-0,774	0,018 ***	-0,360	0,107 ***	-0,779	0,018 ***
Director de pequeña empresa, departamento o sucursal	-1,186	0,020 ***	-0,707	0,045 ***	-1,651	0,034 ***
Director de empresa grande o media	-1,535	0,045 ***	-0,919	0,075 ***	-1,736	0,070 ***
Ocupado independiente (sin jefes ni subordinados)	-0,695	0,020 ***	-0,325	0,044 ***	-0,465	0,035 ***
Situación laboral hace 1 año (ref. Ocupado)						
Parado	0,074	0,015 ***	0,050	0,045	0,079	0,016 ***
Estudiando	-0,060	0,031 *	0,115	0,109	-0,084	0,032 ***
Inactivo	0,053	0,032 *	0,060	0,082	0,057	0,034 *
Otros	0,003	0,043	-0,085	0,170	0,038	0,043
Búsqueda de empleo (ref. No busca)						
Sí, más estable y adecuado a la formación	0,074	0,024 ***	0,076	0,088	0,070	0,024 ***
Sí, mejores condiciones económicas y de horario	-0,027	0,016 *	0,145	0,055 ***	-0,048	0,016 ***
Sí, otros motivos	0,000	0,045	0,168	0,116	-0,045	0,048

Características del empleo

ANEXO

CUADRO N.º A1

DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN (Continuación)

	ECUACIÓN COMPLETA (CUENTA PROPIA & ASALARIADOS)		OCUPADOS POR CUENTA PROPIA		ASALARIADOS	
	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.	COEF.	ERROR EST.
Tamaño del establecimiento (nº de empleados, ref. 1-10)						
ns/nc	-0,157	0,014 ***	-0,273	0,074 ***	-0,127	0,015 ***
> 10	-0,170	0,009 ***	-0,470	0,043 ***	-0,141	0,009 ***
Clasificación Nacional de Actividades Económicas (ref. Sector Primario)						
Industria extractiva	-0,933	0,077 ***	-0,197	0,435	-0,847	0,057 ***
Industria manufacturera	-0,702	0,015 ***	-0,500	0,029 ***	-0,601	0,019 ***
Suministro energía	-1,314	0,052 ***	-0,739	0,303 **	-1,199	0,053 ***
Suministro agua, saneamiento	-0,971	0,033 ***	-1,183	0,132 ***	-0,818	0,036 ***
Construcción	-0,999	0,016 ***	-0,795	0,025 ***	-1,033	0,020 ***
Comercio, reparación vehículos	-0,825	0,014 ***	-1,631	0,021 ***	-0,434	0,019 ***
Transporte y almacenamiento	-0,897	0,017 ***	-0,949	0,023 ***	-0,767	0,022 ***
Hostelería	-0,320	0,017 ***	-0,003	0,033	-0,351	0,020 ***
TIC	-1,373	0,026 ***	-1,442	0,066 ***	-1,239	0,030 ***
Actividades financieras y de seguros	-0,670	0,027 ***	-0,586	0,046 ***	-0,521	0,031 ***
Actividades inmobiliarias	-0,714	0,044 ***	-0,749	0,039 ***	-0,662	0,071 ***
Actividades profesionales, científicas y técnicas	-1,418	0,021 ***	-1,710	0,030 ***	-1,211	0,028 ***
Actividades de administración y auxiliares	-1,047	0,016 ***	-0,810	0,045 ***	-0,963	0,020 ***
Administración pública	-1,402	0,018 ***			-1,178	0,026 ***
Educación	-2,588	0,023 ***	-2,214	0,081 ***	-2,391	0,028 ***
Actividades sanitarias, servicios sociales	-1,998	0,019 ***	-2,443	0,084 ***	-1,825	0,023 ***
Actividades artísticas	-1,291	0,026 ***	-1,562	0,054 ***	-1,115	0,031 ***
Otros servicios	-1,586	0,022 ***	-1,271	0,026 ***	-1,604	0,029 ***
Actividades del hogar	-1,230	0,018 ***			-1,127	0,021 ***
Constante	1,410	0,086 ***	1,748	24,550 ***	1,725	0,028 ***
Efectos regionales		Sí		Sí		Sí
Efectos temporales		Sí		Sí		Sí
Observaciones		220.254		39.753		180.501
AIC		435		389		437
Log pseudoverosimilitud		-47.920.386		-7.734.279		-39.456.713

Notas: *tSTEM*: Science, Technology, Engineering y Mathematics.

Significatividad: * p < 0,1, ** p < 0,05, *** p < 0,01.

Fuente: BBVA Research a partir del INE.