

CAPITAL HUMANO, DIGITALIZACIÓN Y CRECIMIENTO ECONÓMICO EN ESPAÑA

Laura HERNÁNDEZ LAHIGUERA

Ivie

Francisco PÉREZ GARCÍA (*)

Lorenzo SERRANO MARTÍNEZ (**)

Universitat de València

Resumen

En este trabajo se analiza la aportación del capital humano a la productividad y el crecimiento español en los años recientes, caracterizados por los retos derivados de la digitalización. El análisis hace hincapié en la interrelación entre niveles de formación y exposición a la automatización de la estructura de ocupaciones, a partir de la estimación de ecuaciones salariales y técnicas de contabilidad del crecimiento y de análisis contrafactual. Los resultados muestran la debilidad de la contribución del capital humano en España y resaltan la necesidad de afrontar con decisión el reto que la digitalización plantea al tejido productivo, las instituciones laborales y el sistema formativo.

Palabras clave: capital humano, digitalización, crecimiento económico, productividad, automatización.

Abstract

This paper analyzes the contribution of human capital to Spanish productivity and growth in the recent years, which were characterized by the challenges derived from digitalization. The analysis emphasizes the interrelation between the educational levels and the exposure to the automation of the occupational structure, based on the estimation of wage equations, growth accounting techniques and counterfactual analysis. The results show the weakness of the contribution of human capital in Spain and highlight the need to decisively face the challenge that digitalization poses to the productive sector, the labour institutions and the education system.

Keywords: human capital, digitalization, economic growth, productivity, automation.

JEL classification: E24, J20, J24, O33, O40.

I. INTRODUCCIÓN

EN la prospección para identificar los yacimientos en los que se encuentran las bases del desarrollo económico, el capital humano y el progreso tecnológico son dos factores considerados fundamentales, pero sobre cómo y cuánto contribuyen ambos siguen permaneciendo cuestiones abiertas, como muestran en su amplia panorámica reciente Banerjee y Duflo (2019, cap. 4). Hace más de un siglo que Alfred Marshall afirmó que, de todos los capitales con los que cuentan las economías, el más valioso son los recursos humanos, tanto por la aportación que representa el tiempo de trabajo incorporado como por el valor añadido por el trabajo cualificado (Marshall, 2013). Desde entonces los esfuerzos por precisar cómo operan la contribución de la cantidad y la calidad del trabajo incorporadas mediante el capital humano a la generación de renta y riqueza han sido numerosos. Los refinamientos de los procedimientos de medida de sus aportaciones se apoyan en los desarrollos teóricos (Becker, 1964; Schultz, 1960, 1961; Mincer, 1974; Jorgenson, Gollop y Fraumeni, 1987), en la más abundante información estadística, y en las preguntas sugeridas por el avance del

conocimiento sobre el papel de los individuos en la generación y utilización productiva del mismo. En la actual etapa de desarrollo tecnológico, las nuevas preguntas se centran en identificar cómo y cuánto contribuye el capital humano al crecimiento en un escenario dominado por la digitalización.

En las primeras formulaciones, las investigaciones sobre la forma en la que el capital humano genera valor económico y su medición se centran en el estudio de los niveles educativos de la población. Desde hace años, en cambio, es habitual considerar que el rendimiento de los recursos humanos depende tanto de la formación como del aprovechamiento productivo que resulta de otras características de los individuos distintas de los conocimientos, y también de los puestos que los trabajadores ocupan. Desde esa perspectiva, la OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos) definía el capital humano a finales del siglo XX, contemplando tanto el lado de la oferta como el de la demanda, como «los conocimientos, habilidades, competencias y otros atributos incorporados a los individuos que son relevantes para la actividad económica» (OCDE, 1998).

Evaluar la aportación a la producción del capital humano es más complejo si se quieren considerar no solo los niveles formativos, sino también las capacidades de los individuos y las características de las ocupaciones que inciden en el aprovechamiento de los conocimientos, competencias y habilidades. Sin duda, el nivel educativo completado está asociado con dichas capacidades, pero estas pueden ser distintas entre personas con los mismos años de estudios cursados. Además, el aprovechamiento de los conocimientos, competencias y habilidades puede ser diferente según las ocupaciones desempeñadas y, más concretamente, según las tareas asociadas a los puestos de trabajo que se ocupan. Puestos y tareas dependen de las características del tejido productivo considerado, pues de él se derivan las oportunidades de empleo a las que optan los trabajadores de cada economía.

Los estudios empíricos del papel del capital humano en el crecimiento exploran tanto los determinantes de la cantidad y calidad del capital humano disponible como los factores de los que depende su aprovechamiento productivo, relacionados con la especialización sectorial e intrasectorial, y las tecnologías empleadas (véase Hanushek y Woessmann [2008, 2011, 2015] para el caso de los países, Hanushek, Ruhose y Woessmann [2017] para el caso regional a nivel internacional o Serrano [2012] para el caso de las regiones españolas). Ese amplio conjunto de factores relacionados con las características de la oferta y la demanda de capital humano se reflejan en los niveles de productividad de los recursos empleados y, consiguientemente, en las trayectorias del empleo y los salarios (1). En la medida en que estos últimos respondan a la productividad de los trabajadores, se convierten en un indicador sintético del aprovechamiento productivo real del capital humano efectivamente acumulado.

Las dotaciones y el aprovechamiento del capital humano se ven muy influidos por el cambio tecnológico. De este se derivan nuevos requisitos formativos para manejar los instrumentos, cambios en las oportunidades de empleo de los recursos y, también, exigencias de adaptación de los trabajadores al entorno que en cada momento representa la tecnología. En este sentido el cambio tecnológico más relevante de las últimas décadas, la digitalización, es de una importancia enorme en muchos aspectos, pero de manera directísima para el uso y aprovechamiento del capital humano. Por un lado, afecta a las condiciones en las que se genera, se accede, se asimila, se almacena, se difunde y se aprovecha el

conocimiento. También influye en las competencias y habilidades conseguidas por los individuos y en su empleabilidad. Por consiguiente, afecta al funcionamiento de todas las dimensiones del sistema educativo y de los procesos de aprendizaje, pero también a las herramientas y modalidades de las que depende el uso productivo del conocimiento. Por otro lado, la digitalización transforma una gran proporción de los procesos productivos, tanto de bienes como de servicios, obliga, cada vez más, a las empresas a revisar sus modelos de negocio y a las instituciones públicas a reformar la forma de organizar y prestar sus servicios educativos, sanitarios, judiciales, administrativos, etc. (Pérez [dir.] *et al.*, 2020). De cómo se aborden estos cambios derivados de la digitalización depende el aprovechamiento del capital humano en la actualidad y, por tanto, su valor efectivo.

La pandemia generada por la COVID-19 ha hecho más visibles algunos de esos desafíos al convertirse la digitalización en la mejor alternativa disponible para mantener en funcionamiento muchas actividades bajo las restricciones derivadas del confinamiento o, en la etapa posterior, para responder a la necesidad de mantener la distancia interpersonal y reducir el riesgo de contagio. Pero, más allá de esta situación excepcional, observamos cada vez con más frecuencia que hay otras formas de hacer las cosas cuando utilizamos las tecnologías de la información y la comunicación (TIC) y hay muchas cosas que solo podemos hacer si usamos las TIC. Las oportunidades asociadas a las nuevas tecnologías se presentan tanto en forma de mejoras potenciales de eficiencia en las actividades previas como de desarrollo de nuevos productos y servicios. Por ambas vías la productividad de los recursos disponibles puede mejorarse, pero aparecen tres retos para los recursos humanos:

- a) *Destrucción de empleos*: para desarrollar algunas actividades, las TIC no necesitan –o apenas necesitan– emplear trabajadores porque sus tareas pueden ser automatizadas.
- b) *Transformación de empleos*: el uso de las nuevas tecnologías implica exigencias de adaptación, pues cambian, con mayor o menor amplitud y profundidad, las tareas asociadas a numerosos empleos para que los trabajadores que los desempeñen interactúen eficientemente con los dispositivos digitales.
- c) *Creación de empleos*: la producción de los bienes y servicios derivados de las nuevas tecnolo-

gías se convierten en yacimientos potenciales de empleo cuya explotación efectiva depende de la capacidad de los emprendedores y sus entornos de aprovecharlos y de los sistemas educativos –reglados o no– de generar una oferta adecuada de recursos humanos.

De las respuestas a estos tres retos depende que la digitalización produzca, a escala agregada de cada economía, creación o destrucción neta de empleo, un asunto al que se viene prestando una enorme atención (Brynjolfsson y McAfee, 2014; Autor, 2013, 2015; Gordon, 2016; Doménech *et al.*, 2018). Pero a nivel individual, o para distintos grupos de individuos, las oportunidades y los retos mencionados pueden conducir a resultados dispares en materia de empleo y salarios, en términos absolutos y relativos. Así, mientras para cierto perfil de trabajadores las amenazas de destrucción de los empleos a los que pueden acceder son el escenario más probable, para otros empleados las oportunidades pueden ser la opción dominante. Y para muchos trabajadores el resultado dependerá de la capacidad de los individuos y las organizaciones –formativas y productivas– de preparar las transformaciones de los puestos de trabajo adecuadamente y de la adaptación a esos cambios (Pérez [dir.] *et al.*, 2020, cap. 5).

Esta diversidad de resultados posibles explica por qué no esperan lo mismo de la digitalización distintos grupos de trabajadores, lo cual plantea otra cuestión social y política relevante: qué evolución de la desigualdad en materia de empleo y salarios cabe esperar de la revolución digital. Si a unos individuos les va particularmente bien y a otros muy mal –como parece suceder en las últimas décadas (Milanovic, 2019; Alvaredo *et al.*, 2018; Banerjee y Duflo, 2019)– la desigualdad aumenta. Ante esa realidad, es relevante preguntarse por las raíces, las consecuencias y los posibles remedios de esas crecientes diferencias. Dado que la creciente literatura sobre esta cuestión señala que la situación laboral de las personas –y en particular su capital humano– ha pasado a ser un elemento relevante del crecimiento de la desigualdad (Milanovic, 2019, cap.2; Chiappori, Salanié y Weiss, 2017; OCDE, 2011), tiene sentido preguntarse qué influencia está teniendo, o puede tener en el futuro, la digitalización en esa trayectoria.

En el marco de referencia conceptual considerado en esta introducción, este trabajo analiza la aportación del capital humano a la productividad

–estimada a través de los salarios– y el crecimiento español, así como por las desigualdades interpersonales que la acompañan, en los años recientes, un período caracterizado por la presencia de los retos derivados de la digitalización.

II. EDUCACIÓN, DIGITALIZACIÓN Y PRODUCTIVIDAD: LAS PREGUNTAS

La contribución del capital humano a la producción depende de la cantidad de trabajo incorporado y de la calidad del mismo, dependiendo esta última tanto de los conocimientos, habilidades y capacidades derivadas de los procesos educativos como del aprovechamiento de los mismos en las ocupaciones desempeñadas. A mayor productividad del capital humano incorporado mayor participación de los trabajadores en el valor de la producción.

La digitalización puede incidir en esta participación por varias vías: reduciendo el empleo en los trabajos automatizables, reforzando el empleo de los trabajadores cualificados para las tareas digitales y haciendo variar (en cualquier sentido) la productividad de los trabajadores que utilizan herramientas digitales. El efecto de la primera vía de impactos sería reducir la participación de las rentas salariales, al eliminar empleos y presionar a la baja el salario de esos trabajadores menos demandados. En cambio, el segundo tipo de impactos incrementa el empleo y los salarios de ciertos trabajadores. El tercer tipo de impactos puede producir aumentos de la productividad y el empleo en unas ocupaciones y reducciones en otras, dependiendo de las sinergias entre tecnologías y trabajo.

Al analizar la incidencia de la digitalización en el valor del capital humano buscamos responder a las siguientes preguntas:

- ¿Cuál es la influencia de la educación y del riesgo de automatización de una ocupación en los salarios de los trabajadores españoles?
- ¿Existen interacciones entre formación y tipo de ocupación que afecten a los salarios? ¿Refuerzan o reducen la desigualdad salarial en España?
- ¿Favorece la evolución del tejido productivo español las oportunidades que la digitalización ofrece para crear ocupaciones que aprovechan mejor el capital humano?

El análisis empírico desarrollado para responder a las preguntas planteadas se ha concentrado en dos tipos de variables: el nivel educativo del trabajador y una característica de cada ocupación que es clave para evaluar los efectos de la digitalización sobre el empleo y los salarios: el grado de automatización potencial del puesto de trabajo.

III. DATOS Y ENFOQUE METODOLÓGICO

El análisis se centra en la población ocupada española a partir de 16 años. Se han considerado siete niveles de formación según el nivel máximo de estudios terminados del trabajador (hasta estudios primarios, estudios obligatorios sin título, estudios obligatorios con título, FP media, bachillerato, FP superior y estudios universitarios) y tres tipos de ocupaciones (de baja, media y alta probabilidad de automatización). Los análisis llevados a cabo han considerado, por tanto, 21 calidades de trabajo.

Los datos de ocupados por edad, nivel educativo completado y ocupación se han obtenido de los microdatos individuales de la *Encuesta de población activa (EPA)* del Instituto Nacional de Estadística (INE) para el período 2011-2019. La atribución del riesgo de automatización de cada ocupación se ha realizado a partir de las categorías de Frey y Osborne (2017), estableciéndose la correspondencia entre esas ocupaciones y las categorías de la Clasificación Nacional de Ocupaciones de 2011 (CNO-11) empleada en la EPA (a tres dígitos). Siguiendo la práctica habitual, se han considerado ocupaciones de alto riesgo de automatización aquellas en las que la probabilidad de Frey y Osborne era de más del 70 por 100, de riesgo medio aquellas en las que se situaba entre el 30 por 100 y 70 por 100 y de bajo riesgo de automatización las que tenían una probabilidad por debajo del 30 por 100.

Los datos sobre salarios por edad, nivel educativo completado, ocupación (a dos dígitos de la CNO), sexo y nacionalidad proceden de los microdatos de la *Encuesta de estructura salarial* cuatrienal del INE de 2014. Ese año representa un punto medio del período analizado, 2011-2019, y sus salarios relativos permiten aproximar de modo razonable la situación vigente durante el mismo.

Ecuaciones de salarios

Para estudiar la influencia de la educación y el tipo de ocupación en los salarios de cada tipo de trabajo –considerados una *proxy* de la productivi-

dad– se han estimado ecuaciones salariales mince-rianas (Mincer, 1974), mediante varias especificaciones. Por una parte, se han estimado ecuaciones que incluyen por separado como variables explicativas del salario *dummies* de edad, sexo, nacionalidad, ocupación y nivel de estudios completados:

$$\ln(Sal_{ij}) = \beta_o + \sum_i \beta_i Edu_{ij} + \sum_a \beta_a Autom_{ij} + \sum_z \beta_z C_{zij} \quad [1]$$

También se han estimado ecuaciones salariales incluyendo interacciones entre el nivel educativo y el tipo de ocupación (considerando las 21 combinaciones posibles):

$$\ln(Sal_{ij}) = \beta_o + \sum_i \beta_i Edu_{ij} + \sum_a \beta_a Autom_{ij} + \sum_{ia} \beta_{ia} EduAutom_{ij} + \sum_z \beta_z C_{zij} \quad [2]$$

En todas las estimaciones *Sal* es el salario bruto por hora del trabajador, *Edu* es una variable *dummy* del nivel de estudios completados más elevado (los siete niveles mencionados previamente), *Autom* es una *dummy* que refleja la probabilidad de automatización de la ocupación del trabajador (alta, media o baja), *EduAutom* son interacciones entre educación y ocupación y *C* es un vector de características personales incorporadas mediante variables *dummy* que incluyen sexo, edad y nacionalidad. Estas características personales sirven de control para la estimación del rendimiento salarial de la educación y el tipo de ocupación. Además de las estimaciones globales, se han obtenido estimaciones por separado para cada uno de los siete niveles educativos y para cada uno de los tres tipos de ocupación.

Contabilidad del crecimiento

Para estimar la contribución que la variación en el uso de cada factor productivo tiene al aumento de la producción, un marco analítico consolidado es la contabilidad del crecimiento. Las versiones sofisticadas de esta metodología consideran el impacto de los cambios en la composición interna de los factores, lo que permite estimar el efecto de variaciones en la composición de la población ocupada –tanto en lo referido al nivel de estudios como a los tipos de trabajo–, analizando de ese modo los cambios en la calidad del trabajo.

La base teórica de la contabilidad del crecimiento considera que los salarios reflejan la productividad de los distintos tipos de trabajo, de modo que la información sobre el valor que el mercado de trabajo asigna a cada tipo de trabajo y sus cambios

a lo largo del tiempo permite generar medidas de productividad y de las variaciones que se van produciendo en esta como consecuencia de los cambios en el capital humano. La aproximación a la contabilidad del crecimiento de Jorgenson, Gollop y Fraumeni (1987), permite estimar el crecimiento de la producción atribuible al factor trabajo entre dos períodos de tiempo ($t-1$ y t) como:

$$\frac{W_t + W_{t-1}}{2} \sum_i \frac{\omega_{it} + \omega_{it-1}}{2} (\ln H_{it} - \ln H_{it-1}) \quad [3]$$

donde W_t es el peso de las rentas del trabajo dentro de la renta total en el período t , ω_{it} el peso de las rentas de los trabajadores del tipo i en las rentas del trabajo del período t y H_{it} es la cantidad de trabajadores de tipo i en el período t . La contribución del trabajo se estima como una media ponderada del crecimiento de las diferentes clases de trabajo, utilizando como ponderaciones el peso medio de las rentas laborales de cada tipo de trabajador en la renta total.

Dentro de la contribución del factor trabajo se puede distinguir entre la parte que corresponde al aumento del número de trabajadores y la que se debe a los cambios en la composición del trabajo, reflejando las diferencias en la calidad del trabajo. Así puede descomponerse la contribución del trabajo a la producción entre un efecto cantidad, utilizar más trabajo, y un efecto calidad, utilizar en mayor proporción trabajadores más cualificados y productivos en sus ocupaciones.

El efecto cantidad asociado al incremento en el número de trabajadores utilizado puede estimarse como:

$$\begin{aligned} \frac{W_t + W_{t-1}}{2} \sum_i \frac{\omega_{it} + \omega_{it-1}}{2} (\ln H_{it} - \ln H_{it-1}) &= \\ &= \frac{W_t + W_{t-1}}{2} \sum_i (\ln H_{it} - \ln H_{it-1}) \end{aligned} \quad [4]$$

donde H_{it} indica el número total de trabajadores en el período t .

El efecto calidad derivado de las mejoras en la composición del trabajo se estima como:

$$\frac{W_t + W_{t-1}}{2} \sum_i \frac{\omega_{it} + \omega_{it-1}}{2} \left(\frac{\ln H_{it}}{\ln H_{it-1}} - \frac{\ln H_{it-1}}{\ln H_{it-1}} \right) \quad [5]$$

La tasa de crecimiento del capital humano per cápita (calidad del trabajo) correspondería a:

$$\sum_i \frac{\omega_{it} + \omega_{it-1}}{2} \left(\frac{\ln H_{it}}{\ln H_{it-1}} - \frac{\ln H_{it-1}}{\ln H_{it-1}} \right) \quad [6]$$

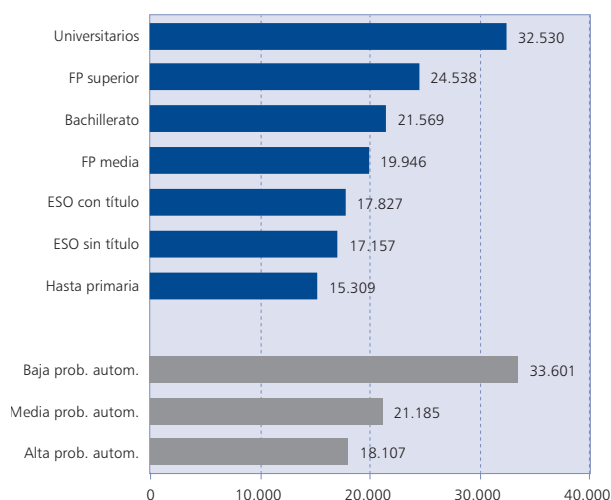
El crecimiento del capital humano per cápita (o de la calidad del trabajo) entre el período $t-1$ y el período t se estima como una media ponderada de las tasas de crecimiento relativo de cada tipo de trabajo. Las ponderaciones vienen dadas por el peso en las rentas del trabajo de los salarios de cada tipo de trabajo. Es importante notar que la contabilidad del crecimiento considera que agrega los diferentes trabajos en función de sus productividades relativas, puesto que estas se aproximan a los salarios de mercado. El procedimiento seguido no impone valores *a priori* para las productividades de los diferentes trabajos en base a indicadores educativos como los años de estudios teóricos cursados o a las clasificaciones de ocupaciones. La aproximación es más flexible, pues sigue la valoración que el mercado hace de la productividad de cada tipo de trabajador. La idea subyacente es que, en la medida que un determinado trabajo aporte efectivamente capital humano, su valor quedará reflejado en la retribución salarial y, por tanto, en el indicador de calidad del trabajo. Este criterio es de interés para salvar el problema que, de otro modo, representa el hecho de que un trabajador con los mismos años de estudio puede ser más productivo que otro. Lo mismo sucede con la valoración de la productividad del trabajo en una u otra ocupación, y en nuestro análisis en una ocupación con mayor o menor riesgo de digitalización. Si ese riesgo es alto y el trabajo al ser automatizable es menos valioso, los salarios deberán reflejarlo y lo captaremos.

El análisis de una economía en dos momentos del tiempo (t y $t-1$) es fácilmente generalizable a la comparación entre dos economías A y B:

$$\sum_i \frac{\omega_{iA} + \omega_{iB}}{2} \left(\frac{\ln H_{iA}}{\ln H_A} - \frac{\ln H_{iB}}{\ln H_B} \right) \quad [7]$$

donde ω_{iA} es el peso de las rentas de los trabajadores del tipo i en las rentas del trabajo en la economía A, H_{iA} es la cantidad de trabajadores de tipo i en la economía A y H_A es la cantidad total de trabajadores en la economía A. A y B pueden ser dos economías en un mismo momento del tiempo, pero también una economía real y esa misma economía en un escenario contrafactual.

GRÁFICO 1
GANANCIA MEDIA ANUAL POR NIVEL EDUCATIVO
Y RIESGO DE AUTOMATIZACIÓN DE LAS
OCUPACIONES. ESPAÑA, 2014 (EUROS)



Fuente: INE (Encuesta de estructura salarial, EES) y elaboración propia.

IV. RESULTADOS

Se comentan en primer lugar los resultados del análisis de los determinantes de los salarios y posteriormente los relativos a la contabilidad del crecimiento. Estos se nutren de las estimaciones salariales y de los datos sobre la evolución de la población ocupada por nivel de estudios terminados y tipo de ocupación.

Ecuaciones salariales

El gráfico 1 muestra los salarios medios para cada nivel de estudios y para los tres tipos de ocupaciones consideradas. Los salarios crecen con el nivel de estudios y también conforme se reduce el riesgo de automatización de las ocupaciones. Las diferencias entre los salarios de los universitarios y el resto, y entre los salarios de las ocupaciones con bajo riesgo de automatización y las otras categorías son más importantes. Por esa razón, en la medida en que los puestos de trabajo con menos riesgo sean ocupados por titulados, estos emparejamientos van a generar diferencias salariales mayores y

CUADRO N.º 1

REGRESIONES MINCERIANAS. VARIABLE DEPENDIENTE: ln SALARIO POR HORA TRABAJADA

		HASTA PRIMARIA	ESO SIN TÍTULO	ESO CON TÍTULO	BACHILLERATO	FP MEDIA	FP SUPERIOR	UNIVERSITARIOS
	Constante	1,829 *** (0,024)	1,912 *** (0,045)	1,861 *** (0,017)	1,880 *** (0,023)	1,817 *** (0,022)	1,834 *** (0,032)	1,826 *** (0,023)
Ref: Mujer	Hombre	0,160 *** (0,008)	0,125 *** (0,024)	0,171 *** (0,007)	0,169 *** (0,010)	0,206 *** (0,009)	0,207 *** (0,012)	0,137 *** (0,008)
Ref: Nacional	Extranjero	-0,084 *** (0,010)	-0,065 (0,046)	-0,078 *** (0,016)	-0,147 *** (0,020)	-0,128 *** (0,028)	-0,152 *** (0,052)	0,004 (0,025)
Ref: 16 a 24 años	25 a 34 años	0,078 *** (0,024)	0,07 (0,050)	0,088 *** (0,018)	0,091 *** (0,025)	0,148 *** (0,022)	0,217 *** (0,032)	0,226 *** (0,023)
	35 a 44 años	0,144 *** (0,023)	0,088 ** (0,044)	0,158 *** (0,018)	0,218 *** (0,024)	0,266 *** (0,022)	0,359 *** (0,032)	0,461 *** (0,023)
	45 a 54 años	0,18 *** (0,024)	0,141 *** (0,047)	0,198 *** (0,018)	0,32 *** (0,025)	0,36 *** (0,022)	0,487 *** (0,033)	0,614 *** (0,023)
	55 a 64 años	0,248 *** (0,024)	0,213 *** (0,052)	0,255 *** (0,019)	0,426 *** (0,027)	0,479 *** (0,025)	0,583 *** (0,037)	0,709 *** (0,025)
	65 y más años	0,203 *** (0,043)	0,457 * (0,274)	0,118 ** (0,058)	0,258 *** (0,089)	0,321 *** (0,100)	0,749 *** (0,154)	0,659 *** (0,099)
Ref: Alta prob. automatización	Baja prob. de automatización	0,252 *** (0,022)	0,268 *** (0,089)	0,228 *** (0,022)	0,289 *** (0,022)	0,232 *** (0,022)	0,163 *** (0,023)	0,399 *** (0,011)
	Media prob. de automatización	-0,02 *** (0,008)	0,01 (0,024)	0,012 * (0,007)	0,112 *** (0,011)	0,013 (0,009)	0,057 *** (0,013)	0,246 *** (0,012)
	N.º observaciones	23.641	2.643	33.768	17.315	16.467	13.923	40.642
	R² ajustado	0,1299	0,08482	0,119	0,2035	0,1977	0,1956	0,2571

Fuente: INE (Encuesta de estructura salarial, EES) y elaboración propia.

pueden convertirse en un factor relevante de desigualdad salarial.

Las ecuaciones salariales estimadas permiten analizar los determinantes de las diferencias salariales y las interrelaciones entre educación y ocupación, junto con otras variables explicativas de las diferencias salariales. Las estimaciones salariales para cada nivel educativo (cuadro n.º 1) muestran, como es habitual en la literatura, un menor salario para las mujeres, los extranjeros y los jóvenes, siendo todo lo demás constante. En el caso de los estudios universitarios las diferencias de género son menores y las de nacionalidad dejan de ser significativas. Por el contrario, las diferencias por estratos de edad son más intensas cuanto mayor es el nivel educativo, reflejando el más pronunciado perfil de los ingresos a lo largo del ciclo vital de los más cualificados, entre los cuales la acumulación de capital humano basado en la experiencia es más relevante. La literatura empírica para el caso español ha señalado también de modo habitual la importancia del tipo de ocupación en el salario, así como del adecuado ajuste entre formación y ocupación (véase Alba-Ramírez, 1993; Budría y Moro-Egido, 2010; Murillo, Rahona y Salinas, 2010; Carrasco, Jimeno y Ortega, 2011; Hernández y Serrano, 2012, 2018).

Las estimaciones obtenidas muestran que, en comparación con las ocupaciones más amenazadas por la automatización, trabajar en una ocupación con baja probabilidad de ser automatizada tiene un efecto positivo sobre los salarios en todos los niveles educativos. Siendo todo lo demás constante, los trabajos más automatizables estarían padeciendo más la competencia de las máquinas o de trabajadores de otros lugares. Por otra parte, conviene tener presente que muchos de los empleos menos expuestos a la automatización implican *a priori* altas exigencias formativas, pero que esa característica también afecta a otros que no requieren niveles tan elevados de formación, aunque sí una intensa relación con los clientes, como los cuidados y servicios personales.

Sin embargo, el efecto relativo de trabajar en una ocupación con baja probabilidad de automatización respecto a alta probabilidad de automatización es muy variable según el nivel de estudios (entre el 16,3 por 100 y el 39,9 por 100). Destaca la especial intensidad del efecto en el caso de los estudios universitarios (39,9 por 100 más de salario por hora trabajada) y también en el bachillerato (28,9 por 100), frente al moderado efecto salarial

de esas ocupaciones con bajo riesgo en los trabajos que desempeñan los titulados de FP, inferior al de los estudios obligatorios en el caso de los de FP superior. Trabajar en ocupaciones con probabilidad media de automatización tiene efectos positivos más moderados, que solo resultan significativos en la FP superior (5,7 por 100), el bachillerato (11,2 por 100) y, sobre todo, en los estudios universitarios (24,6 por 100).

En conjunto, estos resultados apuntan que el rendimiento del capital humano se ve impulsado por su asignación a tareas difícilmente automatizables, especialmente en el caso de los estudios universitarios y la secundaria posobligatoria no profesional. Resulta especialmente relevante que el rendimiento del capital humano ligado a los menores niveles de formación se vea sustancialmente mejorado al emplearse los recursos humanos en ocupaciones con bajo riesgo de automatización. Conviene recordar que ese grupo de puestos de trabajo incluye actividades sofisticadas, pero también otras que, sin serlo, requieren un grado elevado de interacción personal –con otros trabajadores, con los clientes o las personas a atender– que limita la sustitución de personas por máquinas y la competencia de los trabajadores a distancia. Los resultados respaldarían la hipótesis de que esas actividades representan mejores oportunidades para las personas que, sin poseer elevados niveles de estudios, posean las cualidades adecuadas para desempeñar esas ocupaciones.

Las ecuaciones específicas de salarios que agrupan a los trabajadores por el riesgo de automatización de la ocupación permiten completar la imagen de las estimaciones anteriores, pero ahora desde la perspectiva del rendimiento relativo de la educación según el tipo de ocupación (cuadro n.º 2). Siendo todo lo demás constante, de nuevo se observa un menor salario en mujeres, extranjeros y jóvenes. Sin embargo, las diferencias de género son menores entre los trabajadores en ocupaciones con baja probabilidad de automatización y las de nacionalidad dejan de ser significativas, mientras que las diferencias ligadas a la edad son mayores. Este efecto de la edad es pues más intenso en el caso de las ocupaciones con baja probabilidad de automatización, lo que sugiere que en las mismas la experiencia acumulada vale más.

En estas estimaciones la categoría educativa de referencia es haber completado los estudios obligatorios satisfactoriamente. Con independencia del

CUADRO N.º 2

REGRESIONES MINCERIANAS. VARIABLE DEPENDIENTE: $\ln$ SALARIO POR HORA TRABAJADA

		BAJA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN	PROBABILIDAD MEDIA DE AUTOMATIZACIÓN	ALTA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN
	Constante	1,724 *** (0,038)	1,759 *** (0,016)	1,835 *** (0,014)
Ref: Mujer	Hombre	0,133 *** (0,009)	0,183 *** (0,005)	0,168 *** (0,005)
Ref: Nacional	Extranjero	-0,014 (0,029)	-0,072 *** (0,011)	-0,083 *** (0,010)
Ref: 16 a 24 años	25 a 34 años	0,270 *** (0,032)	0,127 *** (0,015)	0,089 *** (0,014)
	35 a 44 años	0,507 *** (0,031)	0,263 *** (0,015)	0,179 *** (0,014)
	45 a 54 años	0,662 *** (0,032)	0,330 *** (0,015)	0,247 *** (0,014)
	55 a 64 años	0,747 *** (0,033)	0,405 *** (0,016)	0,321 *** (0,016)
	65 y más años	0,779 *** (0,107)	0,312 *** (0,042)	0,175 *** (0,049)
Ref: ESO con título	Hasta primaria	-0,038 (0,031)	-0,085 *** (0,007)	-0,052 *** (0,007)
	ESO sin título	0,004 (0,095)	-0,025 * (0,015)	-0,024 (0,020)
	FP media	0,128 *** (0,030)	0,103 *** (0,008)	0,088 *** (0,008)
	Bachillerato	0,169 *** (0,030)	0,202 *** (0,010)	0,085 *** (0,008)
	FP superior	0,179 *** (0,031)	0,260 *** (0,010)	0,197 *** (0,010)
	Universitarios	0,459 *** (0,023)	0,489 *** (0,009)	0,238 *** (0,011)
	N.º observaciones	30,394	55.205	62.800
	R ² ajustado	0,2226	0,2787	0,1606

Fuente: INE (*Encuesta de estructura salarial, EES*) y elaboración propia.

tipo de ocupación, en los tres modelos se observa un salario creciente con el nivel educativo. El mayor efecto corresponde siempre a los estudios universitarios, pero su magnitud es mucho más intensa en el caso de las ocupaciones con probabilidad media (todo lo demás constante, un salario un 48,9 por 100 mayor que con la ESO) o baja de automatización (45,9 por 100) que en las más automatizables (23,8 por 100).

Los estudios de FP superior son el siguiente grupo con mayor rendimiento salarial, con un salario entre un 17,9 por 100 y un 26 por 100 mayor que los obligatorios. Sin embargo, en este caso no se observa un patrón claro de la intensidad del efecto del grado de automatización de la ocupación, pues el menor efecto corresponde a las ocupaciones con probabilidad de automatización media y el mayor a

las ocupaciones más automatizables. Finalmente, la secundaria posobligatoria también tiene un efecto significativo positivo, especialmente en el caso del bachillerato, sobre todo si no se trata de ocupaciones muy automatizables. El efecto de la FP media es también significativo, pero de menor magnitud.

En resumen, este segundo grupo de estimaciones indica que la educación y la experiencia son más valiosas cuanto menor es la probabilidad de automatización de los puestos. Así pues, los incentivos para acumular capital humano son mayores cuanto más abundantes sean las oportunidades de ocupar puestos de trabajo con estas características, algo que puede variar entre las economías en función de su tejido productivo, y también entre los trabajadores según sus expectativas de empleabilidad (Pérez [dir.] *et al.*, 2018).

CUADRO N.º 3

REGRESIONES MINCERIANAS. VARIABLE DEPENDIENTE: ln SALARIO POR HORA TRABAJADA

		MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
	Constante	1,776 *** (0,011)	1,767 *** (0,011)	1,787 *** (0,011)
Ref: Mujer	Hombre	0,182 *** (0,004)	0,174 *** (0,004)	0,169 *** (0,004)
Ref: Nacional	Extranjero	-0,070 *** (0,008)	-0,065 *** (0,008)	-0,067 *** (0,008)
Ref: 16 a 24 años	25 a 34 años	0,106 *** (0,011)	0,097 *** (0,011)	0,098 *** (0,010)
	35 a 44 años	0,242 *** (0,011)	0,229 *** (0,010)	0,232 *** (0,010)
	45 a 54 años	0,332 *** (0,011)	0,312 *** (0,011)	0,315 *** (0,010)
	55 a 64 años	0,419 *** (0,011)	0,391 *** (0,011)	0,394 *** (0,011)
	65 y más años	0,340 *** (0,036)	0,306 *** (0,035)	0,315 *** (0,035)
Ref: ESO con título	Hasta primaria	-0,071 *** (0,005)	-0,068 *** (0,005)	-0,054 *** (0,007)
	ESO sin título	-0,024 * (0,013)	-0,029 ** (0,013)	-0,026 (0,021)
	FP media	0,103 *** (0,006)	0,091 *** (0,006)	0,090 *** (0,008)
	Bachillerato	0,146 *** (0,006)	0,134 *** (0,006)	0,087 *** (0,008)
	FP superior	0,243 *** (0,007)	0,219 *** (0,007)	0,200 *** (0,010)
	Universitarios	0,542 *** (0,005)	0,403 *** (0,006)	0,243 *** (0,011)
Ref: Alta prob. automatización	Baja prob. de automatización		0,264 *** (0,007)	0,210 *** (0,022)
	Media prob. de automatización		0,046 *** (0,004)	0,001 (0,007)
Interacciones de nivel educativo y prob. de automatización	Hasta primaria x baja autom.			0,020 (0,031)
	ESO sin título x baja autom.			0,044 (0,097)
	FP media x baja autom.			0,029 (0,031)
	Bachillerato x baja autom.			0,084 *** (0,031)
	FP superior x baja autom.			-0,034 (0,032)
	Universitarios x baja autom.			0,202 *** (0,025)
	Hasta primaria x media autom.			-0,033 *** (0,010)
	ESO sin título x media autom.			0,000 (0,025)

CUADRO N.º 3

REGRESIONES MINCERIANAS. VARIABLE DEPENDIENTE: $\ln$ SALARIO POR HORA TRABAJADA (CONTINUACIÓN)

	MODELO 1	MODELO 2	MODELO 3
FP media x media autom.			0,012 (0,011)
Bachillerato x media autom.			0,115 *** (0,013)
FP superior x media autom.			0,063 *** (0,014)
Universitarios x media autom.			0,249 *** (0,014)
N.º observaciones	148.399	148.399	148.399
R ² ajustado	0,3276	0,3565	0,3642

Fuente: INE (Encuesta de estructura salarial, EES) y elaboración propia.

El cuadro n.º 3 muestra los resultados de tres modelos para el conjunto de trabajadores con cualquier nivel de estudios y en todo tipo de ocupaciones, aunque en el texto se comentan solo los resultados del último modelo. El modelo [1] corresponde al caso más simple, considerando solo las características personales del individuo (edad, sexo, nacionalidad y nivel educativo). El modelo [2] incluye entre los determinantes el grado de automatización de la ocupación desempeñada. El modelo [3] es el que permite un análisis detallado de la posible heterogeneidad de la relación entre productividad, grado de automatización y diferentes tipos y niveles de formación. Para ello se estima una ecuación salarial que incluye términos de interacción entre las variables de nivel educativo y ocupación (riesgo de automatización asociado a las ocupaciones). Como en las estimaciones previas, el nivel educativo de referencia son los estudios obligatorios con título, y para el grado de automatización el grupo de ocupaciones con alta probabilidad de ser automatizadas.

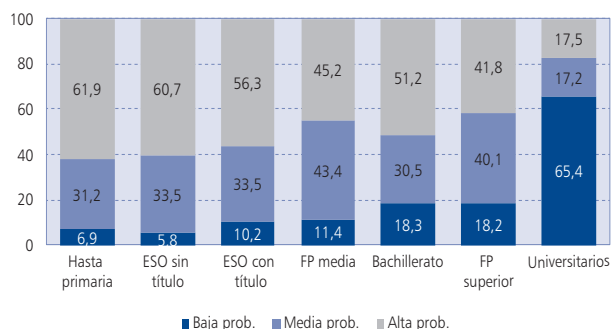
Al incluir las interacciones, las diferencias por niveles educativos siguen siendo significativas, pero disminuyen de magnitud, especialmente los estudios universitarios y los de bachillerato. Así, para ocupaciones muy automatizables el efecto diferencial de los estudios universitarios se reduce al 24,3 por 100, solo algo mayor que la FP superior cuyo efecto apenas varía (20 por 100). El del bachillerato cae al 8,7 por 100 y pasa a ser incluso algo menor que el de la FP media (9 por 100) que apenas varía. Por su parte, el efecto directo por tipo de ocupación desaparece en el caso de la automatización media, pero se mantiene en el de la baja probabilidad de

automatización, aunque disminuye algo su tamaño (de 26,4 por 100 a 21 por 100).

Algunas combinaciones entre formación y riesgo de automatización resultan especialmente productivas, con efectos significativos positivos. Se trata de los estudios universitarios y de bachillerato en el caso de las ocupaciones de automatización media o baja, y de los estudios de FP superior y las ocupaciones de automatización media (6,3 por 100 adicional). Pero los efectos más intensos corresponden a los estudios universitarios (20,2 por 100 y 24,9 por 100 en ocupaciones de baja y media probabilidad respectivamente), seguidos por el bachillerato (8,4 por 100 y 11,5 por 100, respectivamente).

Si se acumulan todos los efectos, siendo todo lo demás constante, el salario de un universitario en una ocupación poco automatizable sería un 65,3 por 100 más elevado que el de un trabajador con estudios obligatorios en una ocupación muy automatizable. También sería un 41,2 por 100 mayor el salario de un universitario en una ocupación con bajo riesgo de automatización que en otra muy automatizable. Estos resultados resultan inquietantes desde la perspectiva de la desigualdad pues el peso de las ocupaciones con mayor riesgo de automatización desciende con el nivel de estudios (gráfico 2). Por tanto, los universitarios tienen una mejor posición para evitar los riesgos de automatización y la presión a la baja de los salarios que de ello se deriva. Los resultados del último modelo estimado indican que el diferencial salarial entre los mejor y peor situados para aprovechar las oportunidades superan los porcentajes que, en promedio, observamos en los salarios por niveles educativos. Cuando un universi-

GRÁFICO 2
PESO DE LA PROBABILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN
POR NIVEL DE ESTUDIOS. ESPAÑA, 2019
(Porcentaje)



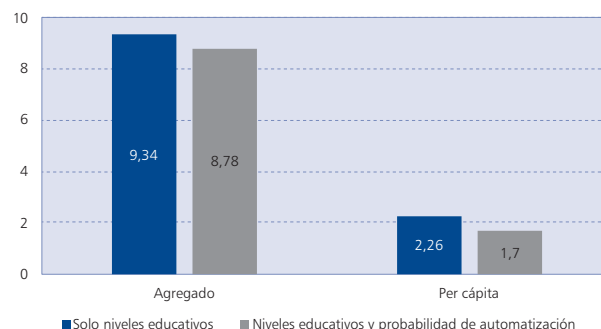
Fuente: INE (EPA) y elaboración propia.

tario se *empareja* con un trabajo con menor riesgo de automatización se beneficia más de las oportunidades de las ocupaciones intensivas en conocimiento y minimiza las amenazas de la digitalización. Como sucede con las parejas formadas por universitarios, esta circunstancia refuerza las ventajas de algunos titulados superiores y los empuja hacia las decilas superiores de la distribución de la renta (primero) y la riqueza (con el paso del tiempo) (Milanovic, 2019).

Contabilidad del crecimiento

Analizamos a continuación el papel del capital humano en el crecimiento español reciente. Un primer ejercicio de contabilidad del crecimiento tiene en cuenta la mejora de formación de los trabajadores, pero no las ocupaciones en las que estos se emplean. Diferenciando entre siete tipos distintos de calidad del trabajo, entre 2011 y 2019 el índice global de capital humano habría acumulado un crecimiento del 9,34 por 100, reflejando sobre todo el fuerte aumento del empleo durante la recuperación posterior a 2013. Sin embargo, la mejora estimada del capital humano por trabajador habría sido mucho más modesta pues el índice de capital humano per cápita (que reflejaría la mejora en la calidad del trabajo) solo habría aumentado un 2,26 por 100 en el período. El ejercicio más completo de contabilidad del crecimiento que incorpora la composición del empleo por tipos de ocupación, distinguiendo entre más o menos automatizables, considera 21 calidades de trabajo y ofrece unas estimaciones del crecimiento acumulado del capital humano agregado entre 2011 y 2019 del 8,78 por 100 y del capital humano per cápita del 1,7 por 100, menores incluso que las anteriores.

GRÁFICO 3
CRECIMIENTO ACUMULADO DEL ÍNDICE CAPITAL
HUMANO 2011-2019
(Porcentaje)



Fuente: INE (EPA, Encuesta de estructura salarial, EES) y elaboración propia.

El incremento del capital humano per cápita en España habría sido pues modesto en general, y menor cuando se tienen en cuenta los cambios en los tipos de trabajo desde la perspectiva del riesgo de automatización. En consecuencia, la contribución del capital humano al crecimiento ha sido escasa y la evolución de las ocupaciones no ha contribuido a su mejora sino al revés, debido al insuficiente desarrollo de las ocupaciones menos automatizables y la persistencia de un tejido productivo sesgado hacia las ocupaciones más expuestas al riesgo de automatización. Como se ha mostrado anteriormente al analizar las ecuaciones salariales, existen efectos positivos en términos de productividad potencial cuando los recursos humanos más cualificados se combinan con las ocupaciones menos automatizables. Pero las carencias en ese ámbito de nuestro tejido productivo se traducen en la reducción de una cuarta parte del crecimiento del índice de capital humano per cápita durante los últimos años.

Para ilustrar el alcance de las pérdidas que esa orientación de la asignación de los recursos humanos puede significar, se han llevado a cabo algunos ejercicios contrafactuales, usando las técnicas de contabilidad del crecimiento para estimar el crecimiento adicional del índice de capital humano per cápita asociado a diferentes escenarios hipotéticos en 2019, caracterizados por estructuras ocupacionales alternativas a las observadas (cuadro 4).

En general, para cualquier nivel educativo, la reorientación de los empleos hacia el tipo de ocupaciones que permiten reducir los riesgos de auto-

matización y aprovechar mejor las oportunidades de la digitalización, sería beneficiosa para la productividad de la economía debido a que permitiría un mejor uso del capital humano de los diferentes trabajadores. Así, por ejemplo, si nos centramos en el caso de que la mitad del empleo en ocupaciones de alta probabilidad de automatización pasase a ocupaciones con probabilidad media de automatización, el índice de capital humano mejoraría un 1,48 por 100. Más intensa sería la mejora asociada a transferir la mitad del empleo en ocupaciones con probabilidad media de automatización a otras con bajo riesgo de que eso suceda. En ese caso la ganancia se incrementaría notablemente, situándose en un 3,44 por 100. La mejora sería aún más intensa si la mitad del empleo en ocupaciones muy automatizables se relocizara en las ocupaciones menos automatizables (algo más difícil de llevar a cabo), pues el efecto estimado sería un aumento del 7,3 por 100.

También se ha simulado una situación en la que la mitad del empleo universitario en ocupaciones de alta y media probabilidad de automatización pasase a ocupaciones poco automatizables. Ese cambio centrado en los trabajadores más cualificados tendría un impacto adicional en

el crecimiento del capital humano del 1,73 por 100, que supondría doblar la mejora experimentada por el índice de capital humano per cápita entre 2011 y 2019.

En suma, los avances de las contribuciones del capital humano resultan limitados en España porque las estructuras ocupacionales limitan la productividad del trabajo al concentrarlo más en tareas afectadas por los riesgos de automatización. Las ventajas de una reorientación del trabajo humano desde las ocupaciones donde es más sustituible hacia aquellas donde lo es menos y resulta más valioso en general son menos aprovechadas que en otras economías. Esas oportunidades son mayores para los universitarios, de modo que conviene insistir en que las opciones asociadas a la digitalización son especialmente atractivas y productivas cuando van asociadas a la máxima formación. Obviamente, si los niveles educativos de la población ocupada aumentan y, a la vez, sus empleos se concentran más en ocupaciones con menor riesgo de automatización, los resultados mejoran doblemente, pero eso no sucede en la misma medida si la formación no se aprovecha adecuadamente en el puesto de trabajo.

V. CONCLUSIONES

El papel de la educación en la economía no depende solo de los niveles de conocimientos adquiridos con más años de estudio, sino de las capacidades (competencias, destrezas, habilidades) de los individuos que favorecen su empleabilidad y del aprovechamiento de las mismas que realicen los tejidos productivos. Las diferencias de productividad observadas entre países y regiones reflejan diferencias en resultados educativos, y en el aprovechamiento del capital humano en función de su utilización en actividades y ocupaciones de distinto tipo.

La digitalización está cambiando las ocupaciones, amenazando la permanencia de unas con su automatización, exigiendo la transformación de muchas para hacer más productivo el trabajo y generando oportunidades para los trabajadores cuyos perfiles formativos y capacidades les permiten aprovechar mejor las nuevas tecnologías.

La evolución del empleo y los salarios en los distintos tipos de trabajo es la base estadística de los indicadores de capital humano que recogen la con-

CUADRO N.º 4

INCREMENTO DEL ÍNDICE DE CAPITAL HUMANO PER CÁPITA (PORCENTAJE). ESCENARIOS CONTRAFACUALES

Un X% del empleo universitario en ocupaciones de probabilidad media y alta de automatización pasa a ocupaciones de probabilidad baja

10	25	40	50	65
0,39	0,96	1,47	1,73	1,88

Un X% del empleo en ocupaciones de probabilidad alta de automatización pasa a ocupaciones de probabilidad media

10	25	40	50	65
0,36	0,90	1,35	1,48	1,02

Un X% del empleo en ocupaciones de probabilidad media de automatización pasa a ocupaciones de baja probabilidad

10	25	40	50	65
0,67	1,74	2,82	3,44	3,84

Un X% del empleo en ocupaciones de probabilidad alta de automatización pasa a ocupaciones de probabilidad baja

10	25	40	50	65
1,33	3,53	5,85	7,30	8,81

Nota: Pro memoria: el aumento estimado del índice entre 2011 y 2019 es del 1,7 por 100 (gráfico 3).

Fuente: INE (EPA, Encuesta de estructura salarial, EES) y elaboración propia.

tribución productiva de los recursos humanos. Utilizando ecuaciones salariales mincerianas e índices de capital humano basados en la contabilidad del crecimiento, este trabajo responde algunas preguntas relevantes para evaluar la situación española en los últimos años. Los mensajes del análisis realizado son los siguientes:

1. Tanto la educación como el riesgo de automatización de las ocupaciones que acompaña a la digitalización influyen significativamente en los salarios de los trabajadores españoles. Aunque los riesgos derivados de la digitalización afectan a muy distintas ocupaciones, lo hacen en mayor medida a las que optan las personas con menores niveles de estudios, existiendo interacciones entre formación y tipo de ocupación que refuerzan la desigualdad salarial.
2. Las ganancias salariales adicionales que se derivan de desempeñar los trabajos menos amenazados por la automatización son relevantes en el caso de las personas con formación de bachillerato y, especialmente, universitaria. En consecuencia, el rendimiento de la inversión en este tipo de formación depende más de su utilización efectiva en actividades poco automatizables. En el caso de la FP ese aspecto parece ser un elemento menos crucial.
3. Los salarios de las ocupaciones más automatizables son más bajos, pero también mejoran cuando estas son desempeñadas por trabajadores con formación superior (universitaria o profesional) o bachillerato. Eso puede indicar que estas ocupaciones pueden resultar más productivas cuando a las mismas se incorporan conocimientos y habilidades capaces de transformarlas y hacerlas más valiosas.
4. Los desajustes entre formación y ocupación resultan más costosos para los universitarios, un hecho que debería estimular esfuerzos adicionales para corregir las consecuencias de las altas tasas de sobrecualificación observadas en el caso español. También deberían combatirse las carencias en competencias que indican los resultados del Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de la población Adulta (PIAAC, Programme for the International Assessment of Adult Competencies, por sus siglas en inglés) para una parte importante de los universitarios, incluidos los españoles (OCDE, 2013). Esto resulta más grave porque las estimaciones

señalan que, si bien parte de las ocupaciones menos automatizables pueden desplegarse sin los máximos niveles de formación, muchas son más productivas si cuentan para su desempeño con recursos humanos con formación superior adecuadamente cualificados.

5. Las perspectivas que plantea el escenario de progresiva y acelerada digitalización de la economía mundial suponen un reto de profundo calado para la economía española. Pero la evolución del tejido productivo español no favorece el aprovechamiento de las oportunidades que la digitalización ofrece al desarrollo de las ocupaciones que permiten aprovechar mejor el capital humano. Las estimaciones obtenidas indican que en los últimos años las contribuciones al crecimiento de las mejoras del capital humano han sido modestas, en particular por una combinación de mejoras educativas y cambios en la estructura de ocupaciones poco favorable a las mejoras de la productividad.
6. Una asignación de los recursos cualificados disponibles a ocupaciones con capacidad de aprovechar su potencial productivo, como los escenarios contemplados en este trabajo, podría suponer sustanciales incrementos de las aportaciones al crecimiento del capital humano. Esto requeriría transformaciones del tejido productivo y ocupacional que no resultan sencillas y requieren esfuerzos intensos y duraderos.

En suma, dado que las ocupaciones menos automatizables ofrecen mayores niveles de productividad y de salarios que las más expuestas al riesgo de automatización, España necesita afrontar con decisión el reto que la digitalización plantea al tejido productivo, las instituciones laborales y el sistema formativo. Ese desafío no es otro que promover una especialización que reduzca el peso de las ocupaciones con más probabilidad de automatización, que no solo están más expuestas al riesgo de reducción de su volumen de empleo sino al de salarios más bajos, y aumentar las ocupaciones menos automatizables, que cuentan con un mayor potencial para ofrecer oportunidades laborales y salarios más elevados, gracias a su mayor productividad.

En el actual escenario tecnológico, el crecimiento sostenido de la economía española requiere políticas orientadas al refuerzo de la contribución del capital humano. Por un lado, políticas educa-

tivas que tengan presente no solo el aumento de los años de estudios, sino la adquisición efectiva de capacidades que mejoran la empleabilidad, y en particular las competencias que facilitan el desarrollo profesional en un escenario cada vez más digital. Por otro lado, las políticas de modernización del modelo productivo deben contemplar como un eje fundamental la transformación digital de los modelos de negocio y las organizaciones, tanto públicas como privadas. En este sentido, la línea marcada por la Unión Europea con su estrategia de respuesta a la crisis planteada por la COVID-19 y el importante volumen de recursos aportado, así como la agenda digital española 2025 (Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital, 2020) marcan la ruta a seguir. En tercer lugar, no debe olvidarse que en la situación actual las dotaciones y el aprovechamiento del capital humano aparece como un factor que genera desigualdades, tanto interpersonales como interterritoriales. Por tanto, si se quiere frenar o revertir esa tendencia es necesaria una estrategia que busque un crecimiento inclusivo y con mayor equilibrio territorial, y dotarla de los instrumentos y recursos adecuados.

NOTAS

(*) Otra afiliación: Ivie.

(**) Otra afiliación: Ivie.

LORENZO SERRANO agradece la ayuda de la Conselleria d'Hisenda i Model Econòmic de la Generalitat Valenciana (CPI-19-398) y de la Conselleria d'Innovació, Universitats, Ciència i Societat Digital (AICO/2020/217).

(1) La productividad depende tanto del potencial productivo de los factores disponibles (oferta) como del uso de la capacidad instalada (demanda). El nivel al que se utiliza la capacidad suele ser difícil de medir, pero cuando no se considera las variaciones en el uso de la capacidad instalada se computarán de manera residual como variaciones en la productividad de los factores. Véase PÉREZ y BENAGES, 2017.

BIBLIOGRAFÍA

- ALBA-RAMÍREZ, A. (1993). Mismatch in the Spanish Labor Market: Overeducation? *The Journal of Human Resources*, 28(2), pp. 259-278.
- ALVAREDO, F., CHANCEL, L., PIKETTY, T., SAEZ, E. y ZUCMAN, G. (coords.) (2018). *World inequality report 2018. World Inequality database*. World Inequality Lab.
- AUTOR, D. H. (2013). The 'Task Approach' to Labor Markets: An Overview. *Journal for Labour Market Research*, 46(3), pp. 185-99.
- (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp. 3-30.
- BANERJEE, A. V. y DUFLO, E. (2019). *Good Economics for Hard Times*. Nueva York, EE.UU.: PublicAffairs.
- BECKER, G. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. New York: National Bureau of Economic Research.
- BRYNJOLFSSON, E. y MCAFEE, A. (2014). *The Second machine Age: Work, Progress and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. Nueva York, EE.UU.: W. W. Norton & Company.
- BUDRÍA, S. y MORO-EGIDO, A. I. (2008). Education, Over-education and Wage Inequality: Evidence for Spain. *Economics of Education Review*, 27(3), pp. 332-341.
- CARRASCO, R., JIMENO, J. F. y ORTEGA A. C. (2011). Accounting for changes in the Spanish wage distribution: the role of employment composition. *Documento de Trabajo*, 1120. Madrid: Banco de España.
- CHIAPPORI, P. A., SALANIÉ, B. y WEISS, Y. (2017). Partner Choice, Investment in Children and the Marital College Premium. *American Economic Review*, 107(8), pp. 2019-2167.
- DOMÉNECH, R., GARCÍA, J. R., MONTÁÑEZ, M. y NEUT, A. (2018). Afectados por la revolución digital: el caso de España. *Papeles de Economía Española*, 156, pp. 128-145.
- FREY, C. B. y OSBORNE, M. A. (2017). The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization? *Technological Forecasting and Social Change*, 114(C), pp. 254-280.
- GORDON, R. J. (2016). *The Rise and Fall of American Growth: The U.S. Standard of Living since the Civil War*. Princeton, EE.UU.: Princeton University Press.
- HANUSHEK, E. A. y WOESSMANN, L. (2008). The Role of Cognitive Skills in Economic Development. *Journal of Economic Literature*, 46(3), pp. 607-668.
- (2011). The Economics of International Differences in Educational Achievement. En E.A. HANUSHEK, S. MACHIN y L. WOESSMANN (eds.), *Handbook of the Economics of Education: vol. 3*. Amsterdam, Países Bajos: Elsevier, pp. 89-200.
- (2015). The Economic Impact of Educational Quality. En P. DIXON, S. HUMBLE y C. COUNIHAN (eds.), *Handbook of International Development and Education*. Cheltenham, Reino Unido: Edward Elgar Publishing, pp. 6-19.
- HANUSHEK, E. A., RUHOSE, J. y WOESSMANN, L. (2017). Knowledge Capital and Aggregate Income Differences: Development Accounting for U.S. States. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(4), pp. 184-224.
- HERNÁNDEZ, L. y SERRANO, L. (2012). Overeducation and its effects on wages: a closer look at the Spanish regions. *Investigaciones Regionales*, 24, pp. 57-88.
- (2018). Formación, mercado de trabajo y crecimiento económico en España: ¿un nuevo modelo tras la crisis? *Cuadernos Económicos de ICE*, 95, pp. 57-77.

- JORGENSEN, D. W., GOLLOP, F. M. y FRAUMENI, B. M. (1987). *Productivity and U.S. economic growth*. Cambridge, EE.UU.: Harvard University Press.
- MARSHALL, A. (2013). *Principles of Economics*. 8.^a ed. Londres, Reino Unido: Palgrave Macmillan. Publicado por primera vez en 1890.
- MILANOVIC, B. (2019). *Capitalism, Alone: The Future of the System That Rules the World*. Cambridge, EE.UU.; Londres, Reino Unido: Harvard University Press.
- MINCER, J. (1974). *Schooling, experience and earnings*. Nueva York, EE.UU.: Columbia University Press.
- MINISTERIO DE ASUNTOS ECONÓMICOS Y TRANSFORMACIÓN DIGITAL (2020). *España Digital 2025*. Madrid.
- MURILLO, I.P., RAHONA, M. y SALINAS, M. (2010). Efectos del desajuste educativo sobre el rendimiento privado de la educación: un análisis para el caso español (1995-2006). *Documento de Trabajo*, 520. Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros (Funcas).
- OCDE (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos) (1998). *Human Capital Investment: An International Comparison*. París, Francia: OECD Publishing.
- (2011). *Divided We Stand: Why Inequality Keeps Rising*. París, Francia: OECD Publishing.
- (2013). *OECD Skills Outlook 2013: First Results from the Survey of Adult Skills*. París, Francia: OECD Publishing.
- PÉREZ, F. (dir.), ALDÁS-MANZANO, J., PEIRÓ, J. M., SERRANO, L., MIRAVALLS, B., SOLER, Á. y ZAERA, I. (2018). *Itinerarios de inserción laboral y factores determinantes de la empleabilidad: Formación universitaria versus entorno*. Bilbao: Fundación BBVA.
- PÉREZ, F. (dir.), BROSETA, B., ESCRIBÁ-ESTEVE, A., GÓMEZ, A., HERNÁNDEZ, L., PEIRÓ, J. M., SERRANO, L. y TODOLÍ, A. (2020). *Cambios tecnológicos, trabajo y actividad empresarial: El impacto socioeconómico de la economía digital*. Madrid: Consejo Económico y Social (CES), XXI Premio de Investigación del CES.
- PÉREZ, F. y BENAGES, E. (2017). The Role of Capital Accumulation in the Evolution of Total Factor Productivity in Spain. *International Productivity Monitor*, 33, pp. 24-50.
- SCHULTZ, T. W. (1960). Capital Formation by Education. *Journal of Political Economy*, 68(6), pp. 571-583.
- (1961). Investment in human capital, *American Economic Review*, 51, pp. 1-17.
- SERRANO, L. (2012). Resultados educativos y crecimiento económico en España. En A. VILLAR (dir.), *Educación y desarrollo. PISA 2009 y el sistema educativo español*. Bilbao: Fundación BBVA, pp. 149-198.