

GALICIA ANTE RETO DE LA AUTOMATIZACIÓN DEL TRABAJO

Juan Ramón GARCÍA

BBVA Research

Resumen: A partir de las probabilidades de automatización de cada ocupación calculadas 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 Galicia sea sustituido por una máquina. Los resultados de las estimaciones muestran que la probabilidad de automatización 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 artísticas o científico-técnicas. Las restantes características del trabajador y de la empresa juegan un papel secundario para explicar el riesgo de digitalización. Con el objetivo de atenuar las repercusiones negativas del progreso tecnológico sobre el empleo y lograr un crecimiento inclusivo, es imprescindible que los agentes económicos, tanto públicos como privados, gobiernen el cambio. Para lograrlo, es necesario actuar en dos ámbitos, estrechamente relacionados: la educación y el mercado de trabajo.

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

Clasificación JEL: E24, J24, J31, J62, O33

1. Introducción

Al igual que en las revoluciones industriales precedentes, el proceso de transformación tecnológica en curso tendrá consecuencias disruptivas para el mercado de trabajo. Sin embargo, el desenlace de estas repercusiones suscita cierta controversia. Algunos autores afirman que la automatización de tareas impulsada por la Cuarta Revolución Industrial causará una destrucción masiva de empleo¹. Opinan que los nuevos puestos de trabajo que el cambio tecnológico contribuirá a generar no serán suficientes para absorber la oferta de mano de obra y que, además, la calidad del empleo disponible se verá negativamente afectada. Con ello, defienden, se producirá una disminución a largo plazo de la participación del trabajo en el ingreso que creará ganadores y perdedores.

Otros autores, en cambio, aseguran que la visión sombría de la robotización como destructora de empleo se debe a la dificultad para anticipar la aparición de nuevas ocupaciones². Si bien reconocen que la automatización se materializará en un proceso de destrucción creativa –como en las revoluciones industriales anteriores–, opinan que los efectos netos serán positivos. Estos autores basan su visión en los beneficios económicos contrastados de las nuevas tecnologías. Éstas permiten reducir los costes de producción y los precios finales, y aumentar la calidad y diversidad de los productos, lo que podría contribuir a incentivar el consumo y la creación de empleo³.

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. Para ello, este artículo utiliza las probabilidades de automatización de

1 Véanse Avent (2017), Frey y Osborne (2017), Acemoglu y Restrepo (2017), entre otros.

2 Véanse, por ejemplo, poner Moretti (2010), Mokyr, Vickers y Ziebarth (2015), Gregory, Salomons y Zierahn (2016) y Graetz y Michaels (2018).

3 Una revisión detallada de la literatura se puede consultar en Doménech *et al.* (2018).

cada ocupación, obtenidas por Frey y Osborne (2017), para determinar qué características personales y laborales condicionan el riesgo de que un trabajador en Galicia, en particular, y en España, en general, pierda su empleo como consecuencia de la disrupción tecnológica.

Los resultados sugieren que hasta un 38% de los puestos de trabajo en Galicia estaría en riesgo elevado de ser computarizado, 2 puntos por encima del conjunto de España. Además, se estima que la probabilidad de automatización es mayor para los empleados sin cargos de responsabilidad, ocupados en la agricultura, el comercio, la hostelería, la industria manufacturera o las actividades financieras e inmobiliarias, con bajo nivel educativo y con menor disposición a participar en acciones formativas o a adoptar nuevas formas de trabajo. 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.

El resto del artículo se estructura como sigue. En la segunda sección se realiza un análisis descriptivo de las características de los empleados en Galicia y España en función de la automatización esperada de sus ocupaciones. En la sección 3 se presentan los resultados de un análisis de regresión que identifica los factores detrás de la probabilidad de computarización. Por último, en la sección 4, se discuten las principales conclusiones y se recomiendan algunas medidas de política económica.

2. Caracterización de los trabajadores según el riesgo de automatización de su ocupación

Esta sección realiza una primera aproximación a los colectivos más expuestos a la revolución digital. Para ello, se utilizan las probabilidades de computarización de cada ocupación estimadas por Frey y Osborne⁴ (2017) y los microdatos de la muestra anual de la Encuesta de Población Activa (EPA) entre 2011 y 2016.

A partir de la información a tres dígitos de la Clasificación Nacional de Ocupaciones (CNO2011) y tras atribuir a cada ocupado de la EPA la probabilidad de automatización de la ocupación que desempeña⁵, se obtiene que el 38% del empleo en Galicia se encuentra en riesgo elevado de digitalización, 2 puntos por encima de la media española.

No obstante, esta cifra debe ser interpretada con cautela. En primer lugar, porque asume que todas las habilidades requeridas para desempeñar una ocupación tienen la misma facilidad para ser computarizadas, lo que ha sido puesto en duda en la literatura⁶. Y en segundo lugar, porque hace referencia al riesgo de automatización ‘de primera ronda’, causado por la viabilidad tecnológica, pero no incorpora el ‘de segunda ronda’, relacionado con la conveniencia económica de automatizar una ocupación⁷.

4 El cálculo de la probabilidad de automatización de cada ocupación por parte de Frey y Osborne (2017) se realizó en dos etapas. En la primera, un grupo de expertos valoró entre 70 ocupaciones representativas cuáles podrían ser completamente automatizadas a medio plazo. En la segunda, se utilizaron 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).

5 Para ello se emparejó la clasificación de ocupaciones utilizada por Frey y Osborne (2017), Standard Occupational Classification 2010 (SOC2010), con la CNO2011 mediante una doble correspondencia. La primera, entre la SOC2010 y la International Standard Classification of Occupations 2008 (ISCO-08) y la segunda, entre ésta y la CNO2011.

6 Por ejemplo, Arntz, Gregory y Zierahn (2016).

7 Como destaca Autor (2013).

En línea con la evidencia para otros países⁸, se aprecia que la distribución del empleo se encuentra polarizada, tanto en Galicia como en el conjunto de España (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 riesgo de automatización. En el otro se encuentran aquellas tareas más rutinarias, como las administrativas o las asociadas a la construcción o al sector primario, susceptibles de poder ser desarrolladas por máquinas.

Aunque el porcentaje de ocupados en riesgo en Galicia es similar al de Finlandia⁹ (35%) y menor que el de EE. UU.¹⁰ (47%) o Alemania¹¹ (59%), la evolución reciente del empleo en Galicia no deja lugar a la complacencia. Durante la crisis, las ocupaciones con media o baja probabilidad de automatización concentraron casi el 60% del empleo destruido. Durante la recuperación, tan solo explican la mitad del empleo creado (véase el Gráfico 2).

¿Quiénes son los ocupados más vulnerables al avance de la robotización? El análisis descriptivo, sintetizado en el Cuadro 1, sugiere que la probabilidad de computarización desciende con el nivel educativo, el grado de responsabilidad¹² y el desarrollo de actividades vinculadas con la educación o la salud¹³. Al respecto, existe evidencia¹⁴ que muestra como un mayor nivel educativo 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 demandadas¹⁵, la importancia de la formación continua –reglada y no reglada– como paliativo del riesgo de digitalización aumentará en el futuro.

El análisis de la información 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 literatura¹⁶ encuentra que las ocupaciones en declive ‘envejecen’, *i. e.*, 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 rúbrica (o más dificultades para hacerlo). En cuanto al género, la evidencia empírica¹⁷ advierte que las mujeres –a pesar de su infrarrepresentación en ocupaciones STEM (OCDE, 2017)– 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, aquellos 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. Como se aprecia en el Cuadro 1, la heterogeneidad regional es escasa. El riesgo de automatización es comparativamente elevado en la Región de

8 Véanse Goos, Manning y Salomons (2009), Autor y Dorn (2013), Dauth (2014) y Autor (2015).

9 Véase Pajarinen y Rouvinen (2014).

10 Véase Frey y Osborne (2017).

11 Según las estimaciones de Brzeski y Burk (2015).

12 En línea con Arntz, Gregory y Zierahn (2016).

13 Baumol *et al.* (2012) muestra que las sociedades más acomodadas demandan más servicios intensivos en trabajo especializado.

14 Véase Autor y Dorn (2009).

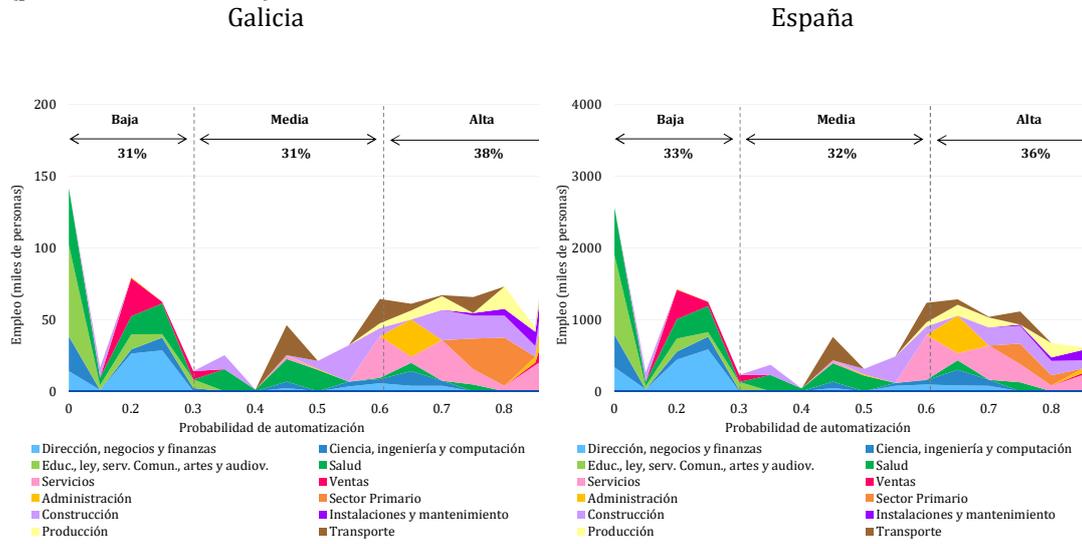
15 Véase WEF (2016).

16 Véase Autor y Dorn (2009).

17 Véanse Autor y Dorn (2009), Anghel, De la Rica y Lacuesta (2013) u OCDE (2017b), entre otros.

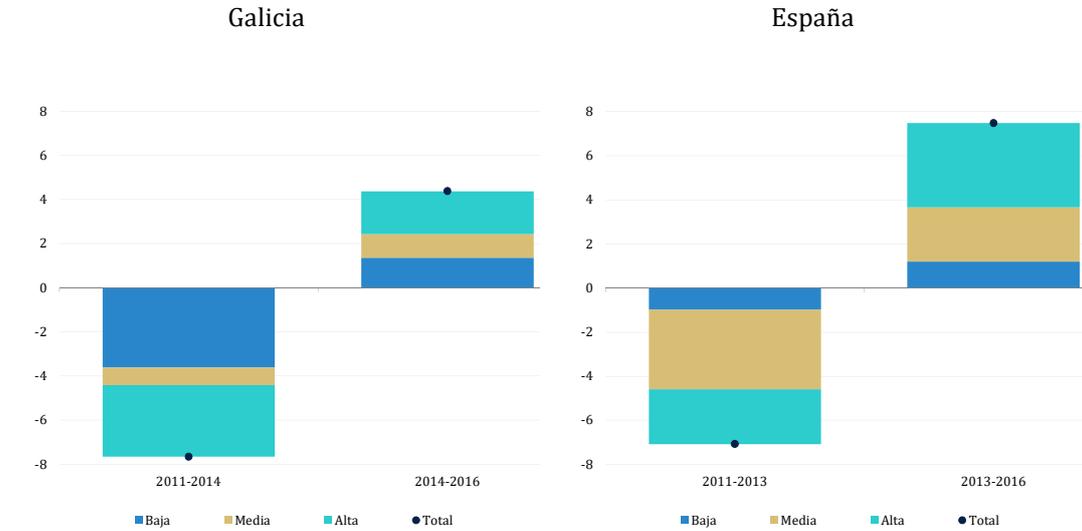
Murcia y en los archipiélagos (Baleares y Canarias) y reducido en la Comunidad de Madrid, Asturias y País Vasco.

Gráfico 1 Distribución del empleo por ocupación según su probabilidad de automatización (promedio 2011-2016)



Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE

Gráfico 2 Evolución del empleo según su probabilidad de automatización (contribución a la variación acumulada, %)



Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE

Cuadro 1 Caracterización de los ocupados según la probabilidad de automatización de la ocupación

que realizan (promedio 2011-2016)

		Probabilidad de automatización		Distribución de los ocupados (
		Galicia	España	Galicia	España
Total		0.529	0.523		
Edad en años (cuartiles)	Menos de 29 años	0.561	0.557	25.2	27.7
	29-38	0.527	0.515	24.5	25.4
	38-46	0.517	0.520	23.2	22.4
	Más de 56 años	0.511	0.495	27.1	24.6
Género	Varón	0.522	0.522	53.0	54.4
	Mujer	0.536	0.524	47.0	45.6
Nacionalidad	Española	0.526	0.511	96.4	88.7
	Extranjera	0.601	0.614	3.6	11.3
Nivel educativo (máximo alcanzado)	Primaria	0.660	0.658	5.9	7.8
	1ª etapa secundaria	0.646	0.645	32.4	26.5
	2ª etapa secundaria o superior en resto sectores	0.517	0.517	45.7	49.3
	2ª etapa secundaria en educación, salud o serv. sociales	0.450	0.441	1.6	1.8
	2ª etapa de secundaria en STEM	0.606	0.617	0.2	0.3
	Superior en educación, salud o servicios sociales	0.208	0.204	10.2	9.6
	Superior en STEM	0.371	0.355	4.1	4.7
Educación no reglada	No	0.540	0.535	91.7	91.1
	Sí	0.405	0.404	8.3	8.9
Situación profesional	Trabajador por cuenta ajena	0.539	0.541	79.1	83.6
	Trabajador por cuenta propia	0.487	0.429	20.9	16.4
Sector (sólo asalariados)	Asalariados del sector privado	0.604	0.594	77.1	79.8
	Asalariados del sector público	0.323	0.333	22.9	20.2
Tipo de contrato (solo asalariados)	Indefinido	0.533	0.529	76.8	75.3
	Temporal	0.561	0.579	23.2	24.8
Clasificación nacional de ocupaciones	Dirección, negocios y finanzas	0.253	0.250	8.7	10.1
	Ciencia, ingeniería y computación	0.297	0.301	6.2	7.1
	Educación, ley, serv. comunidad, artes y audiov.	0.091	0.095	8.5	8.6
	Salud	0.259	0.270	13.6	13.5
	Servicios	0.732	0.723	12.8	13.8
	Ventas	0.664	0.666	9.2	8.9
	Administración	0.827	0.827	10.7	12.4
	Sector primario	0.759	0.801	6.0	4.2
	Construcción	0.613	0.607	11.8	10.1
	Instalación y mantenimiento	0.841	0.850	3.2	2.8
	Producción	0.715	0.697	4.0	3.5
	Transporte	0.541	0.543	5.4	4.9
	Clasificación nacional de actividades económicas	Sector primario	0.730	0.770	6.5
Industrias extractivas		0.595	0.564	0.5	0.2
Industrias manufactureras		0.640	0.623	14.2	12.7
Suministro de energía		0.490	0.438	0.4	0.5
Suministro de agua, saneamiento		0.597	0.581	0.6	0.8
Construcción		0.553	0.544	7.2	6.2
Comercio y reparación de vehículos de motor		0.590	0.596	16.7	16.3
Transporte y almacenamiento		0.560	0.584	4.5	4.9
Hostelería		0.767	0.726	6.5	7.9
TIC		0.415	0.390	2.2	3.1
Actividades financieras y de seguros		0.579	0.580	2.0	2.6
Actividades inmobiliarias		0.536	0.562	0.3	0.6
Actividades profesionales, científicas y técnicas		0.387	0.386	4.2	5.0
Actividades administrativas		0.603	0.594	4.2	5.2
Administraciones públicas		0.448	0.454	6.6	7.0
Educación		0.167	0.165	7.2	6.9
Actividades sanitarias y servicios sociales		0.274	0.273	8.1	8.2
Actividades artísticas		0.417	0.477	1.9	1.9
Otros servicios		0.406	0.417	2.8	2.3
Actividades del hogar	0.635	0.629	3.4	3.7	

(Continúa en la página siguiente)

Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE

Cuadro 1 Caracterización de los ocupados según la probabilidad de automatización de la

ocupación que realizan (promedio 2011-2016) (*Continuación*)

		Probabilidad media (2011-2016)		Distribución de los ocupados (
		Galicia	España	Galicia	España
Antigüedad en la empresa (cuartiles)	Menos de 9 meses	0.578	0.583	21.7	25.0
	9 meses-5 años	0.545	0.527	23.1	25.0
	5 años-11 años	0.532	0.511	26.7	25.1
	Más de 11 años	0.475	0.470	28.6	24.9
Trabajadores a cargo	Ninguno	0.569	0.575	67.2	69.6
	Encargado, jefe de taller/oficina, capataz o similar	0.447	0.471	7.1	6.3
	Mando intermedio	0.339	0.339	4.1	6.1
	Director de peq. empresa, depart. o sucursal	0.375	0.326	7.8	6.6
	Director de empresa grande o media	0.252	0.225	0.5	0.8
	Ocupado independ. (sin jefes ni subordinados)	0.530	0.459	13.1	10.5
	Ns/Nc	0.475	0.389	0.1	0.2
Trabajó en su domicilio en las 4 últimas semanas	No teletrabaja	0.546	0.543	92.9	92.3
	Ocasionalmente	0.320	0.297	2.5	2.8
	Más de la mitad de los días que trabajó	0.288	0.264	3.8	4.0
	Ns/Nc	0.327	0.295	0.8	0.9
Tamaño del establecimiento	Ns/Nc	0.554	0.564	5.5	6.3
	1-10 empleados	0.569	0.555	46.4	40.5
	Mád de 10 empleados	0.487	0.494	48.1	53.2
Situación laboral hace un año	Ocupado	0.524	0.514	92.1	90.1
	Parado	0.608	0.626	5.8	7.0
	Estudiando	0.521	0.545	1.3	1.5
	Inactivo	0.549	0.555	0.5	1.1
	Otros	0.602	0.646	0.4	0.4
Búsqueda de empleo en las 4 últimas semanas	No buscó	0.526	0.519	94.8	92.9
	Sí, más adecuado y estable	0.576	0.593	1.7	1.9
	Sí, más ingresos mejor horario	0.586	0.579	3.2	4.7
	Sí, otros motivos	0.563	0.561	0.3	0.5
Comunidad Autónoma	Andalucía		0.536		15.2
	Aragón		0.529		3.0
	Asturias, Principado de		0.512		2.2
	Balears, Illes		0.546		2.8
	Canarias		0.557		4.3
	Cantabria		0.524		1.3
	Castilla y León		0.529		5.3
	Castilla-La Mancha		0.536		4.1
	Cataluña		0.525		17.5
	C. Valenciana		0.535		10.4
	Extremadura		0.535		2.0
	Galicia	0.529	0.529	100.0	5.8
	Madrid, Comunidad de		0.477		15.8
	Murcia, Región de		0.552		3.0
Navarra, Comunidad Foral de		0.530		1.5	
País Vasco		0.507		5.1	
Rioja, La		0.530		0.7	

Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE

3. 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 (situación 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).¹⁸

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 .¹⁹ El Cuadro 2 sintetiza los resultados de las estimaciones. En concreto, ilustra los efectos marginales de las categorías de respuesta de cada variable respecto a la categoría de referencia.

La variable que genera mayores diferencias en el riesgo de automatización entre trabajadores es el sector de actividad. En términos generales, los ocupados en el sector servicios tienen una menor probabilidad 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 2, el riesgo de computarización es comparativamente reducido para los ocupados en actividades ligadas a la educación, el arte, la salud y los servicios sociales, así como para quienes trabajan en la administración pública y en los sectores TIC, energético y científico-técnico. En el extremo opuesto se sitúan los empleados en la agricultura, la hostelería, la industria manufacturera, las actividades financieras e inmobiliarias y el comercio.

Entre las características del puesto de trabajo, destaca la importancia de posición jerárquica. El Cuadro 2 indica que la probabilidad de digitalización descende con el nivel de responsabilidad. Así, el riesgo de que un director de empresa sea sustituido por una máquina es 26 puntos menor, *ceteris paribus*, que el de un ocupado sin trabajadores a cargo (20 puntos en el conjunto de España). La adopción de nuevas formas de trabajo también contribuye a reducir la vulnerabilidad a la automatización²⁰, lo que sugiere que la capacidad de adaptación del trabajador (y de la empresa) puede contrarrestar el riesgo de robotización. Así, la probabilidad de que un ocupado que teletrabaja pierda su empleo es 10 puntos menor que la de quien no lo hace.

En línea con los resultados del análisis descriptivo y la evidencia empírica²¹, 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 regladas²² tienen menos riesgo de ser sustituidos por máquinas.

18 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.

19 En línea con Papke y Wooldridge (1996).

20 En línea con la evidencia apuntada por WEF (2016).

21 Autor y Dorn (2009), Arntz, Gregory y Zierahn (2016) o Gallego (2017).

22 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.

Cuadro 2 Determinantes de la probabilidad de automatización. Efectos marginales (pp, promedio 2011-2016)

	Galicia		España	
	Coefficiente	Error estándar robusto	Coefficiente	Error estándar robusto
Características del ocupado				
Decilas de edad (ref. 16-28 años)				
29-32	0.15	0.75	-1.76	0.3
33-35	-0.95	0.76	-2.07	0.3
36-38	-0.82	0.74	-2.01	0.3
39-42	-1.24	0.69 *	-2.00	0.3
43-45	-1.07	0.72	-1.84	0.3
46-48	-2.14	0.74 ***	-1.58	0.3
49-52	-1.35	0.71 *	-1.63	0.3
53-57	-1.92	0.72 ***	-1.77	0.3
58 años o más	-3.64	0.75 ***	-3.61	0.3
Nacionalidad (ref. Española)				
Extranjera	-1.78	0.95 *	0.98	0.2
Género (ref. Hombre)				
Mujer	6.80	0.35 ***	5.63	0.1
Nivel educativo (ref. Primaria)				
1ª etapa de secundaria	-1.40	0.56 **	0.01	0.2
2ª etapa de secundaria en educación, salud o servicios sociales	-5.57	1.90 ***	-6.80	0.7
2ª etapa de secundaria en STEM*	-3.16	2.78	1.11	1.3
2ª etapa de secundaria o superior en resto sectores	-6.01	0.62 ***	-4.99	0.2
Superior en educación, salud o servicios sociales	-26.24	1.02 ***	-25.13	0.4
Superior en STEM*	-13.66	1.11 ***	-14.80	0.4
Mujer y nivel educativo (ref. Hombre con mismo nivel educativo)				
Primaria	0.51	1.02	-0.29	0.4
1ª etapa de secundaria	5.14	0.52 ***	3.69	0.2
2ª etapa de secundaria o superior en resto sectores	10.46	0.51 ***	8.70	0.2
2ª etapa de secundaria en educación, salud o servicios sociales	-5.84	3.35 *	-1.11	1.2
2ª etapa de secundaria en STEM*	2.94	5.48	6.54	2.7
Superior en educación, salud o servicios sociales	4.79	1.41 ***	3.71	0.6
Superior en STEM*	1.54	1.82	2.45	0.7
Educación no reglada (últimas 4 semanas)				
(ref. Vinculada con ocupación actual, participa la empresa)				
Vinculada con ocupación actual, no participa la empresa	-3.65	0.81 ***	-3.77	0.3
Vinculada con ocupación futura, participa la empresa	-6.98	1.65 ***	-7.30	0.6
Vinculada con ocupación futura, no participa la empresa	1.80	7.00	2.05	2.4
Por interés personal	4.11	1.60 **	1.93	0.6
No	-1.74	1.79	-1.54	0.6
Características del puesto de trabajo				
Situación profesional (ref. Asalariado indefinido del sector público)				
Asalariado temporal del sector público	-0.70	1.13	0.59	0.4
Asalariado indefinido del sector privado	2.51	0.83 ***	3.02	0.3
Asalariado temporal del sector privado	1.33	0.94	2.65	0.4
Empleado por cuenta propia	1.83	1.15	0.55	0.5
Decilas de antigüedad en la empresa (ref. <medio año)				
0,5-1,5 años	-1.43	0.74 *	-0.67	0.3
1,6-3,2	-0.82	0.84	-0.56	0.3
3,3-5,2	-0.49	0.85	-0.49	0.3
5,3-7,5	-0.61	0.87	-0.75	0.3
7,6-10,3	0.74	0.87	-0.21	0.3
10,4-14,0	0.33	0.86	0.10	0.3
14,1-19,7	0.92	0.86	0.45	0.3
19,8-26,7	1.30	0.88	1.52	0.3
26,8 años o más	1.54	0.91 *	1.54	0.4
Trabajo desde el domicilio (ref. No teletrabaja)				
Ocasionalmente	-6.67	1.04 ***	-7.63	0.4
Más de la mitad de los días que trabajó	-8.12	0.88 ***	-8.96	0.4
Trabajadores a cargo (ref. Ninguno)				
Encargado, jefe de taller, capataz o similar	4.34	5.53	11.03	1.8
Mando intermedio	-10.09	5.57 *	-0.77	1.8
Director de pequeña empresa, departamento o sucursal	-14.76	5.61 ***	-5.69	1.8
Director de empresa grande o media	-18.98	5.59 ***	-14.24	1.8
Ocupado independiente (sin jefes ni subordinados)	-26.38	5.87 ***	-20.80	1.9
ns/nc	-9.62	5.59 *	-4.02	1.8
Situación laboral hace 1 año (ref. Ocupado)				
Parado	1.82	0.74 **	1.60	0.3
Estudiando	-2.79	1.51 *	-1.24	0.6
Inactivo	0.88	2.10	1.13	0.6
Otros	0.86	2.21	0.15	0.9
Búsqueda de empleo (ref. No busca)				
Sí, más estable y adecuado a la formación	0.57	1.34	1.55	0.4
Sí, mejores condiciones económicas y de horario	-0.41	0.94	-0.62	0.3
Sí, otros motivos	-2.77	2.45	0.04	0.9

(Continúa en la página siguiente)

Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE
 Cuadro 2 Determinantes de la probabilidad de automatización. Efectos marginales (pp, promedio 2011-2016) (Continuación)

	Galicia		España	
	Coefficiente	Error estándar	Coefficiente	Error estándar
Características de la empresa				
Clasificación Nacional de Actividades Económicas (ref. Sector primario)				
Industria extractiva	-18.73	1.82 ***	-19.12	1.7
Industria manufacturera	-11.20	0.58 ***	-14.10	0.2'
Suministro energía	-21.36	2.55 ***	-28.06	1.1'
Suministro agua, saneamiento	-17.97	1.59 ***	-19.81	0.7
Construcción	-17.64	0.69 ***	-20.60	0.3'
Comercio, reparación vehículos	-15.28	0.60 ***	-16.77	0.2'
Transporte y almacenamiento	-19.10	0.75 ***	-17.93	0.3'
Hostelería	1.15	0.68 *	-5.98	0.3'
TIC	-27.95	1.34 ***	-29.23	0.5'
Actividades financieras y de seguros	-12.25	1.30 ***	-13.45	0.5'
Actividades inmobiliarias	-15.12	2.08 ***	-14.27	0.9'
Actividades profesionales, científicas y técnicas	-30.30	0.99 ***	-30.18	0.4
Actividades de administración y auxiliares	-19.47	0.72 ***	-21.75	0.3'
Administración pública	-25.79	1.13 ***	-27.14	0.4'
Educación	-50.86	0.94 ***	-52.57	0.4'
Actividades sanitarias, servicios sociales	-40.75	0.87 ***	-41.85	0.4'
Actividades artísticas	-31.11	1.27 ***	-26.97	0.5'
Otros servicios	-34.36	0.95 ***	-34.02	0.4'
Actividades del hogar	-24.24	0.80 ***	-25.88	0.3'
Tamaño del establecimiento (nº de empleados, ref. 1-10)				
ns/nc	-3.19	0.69 ***	-3.26	0.3'
> 10	-2.48	0.41 ***	-3.44	0.1'
Efectos regionales	-	-	Sí	-
Efectos temporales	Sí	-	Sí	-
Observaciones	27731	-	220254	-
AIC	198.82	-	435.06	-
Log. pseudoverosimilitud	-2756665.62	-	-47911360.43	-
*STEM: Science, Technology, Engineering y Mathematics				
Significatividad: * p<0,1, **p<0,05, ***p<0,01				

Fuente: elaboración propia a partir de Frey y Osborne (2017) e INE

Cuando se diferencia por género, se aprecia que la probabilidad de automatización de las mujeres es mayor que la de los hombres con independencia del nivel educativo. Tan solo las mujeres con titulación secundaria en un una rama sociosanitaria tienen un menor riesgo de digitalización que los hombres.

Las restantes variables tienen un efecto menor sobre la probabilidad de computarización. En relación con las características de la empresa, se estima que el riesgo de ser sustituido por una máquina es más reducido en el sector público y en los establecimientos de mayor dimensión.

Respecto a las características del trabajador, se obtiene que la probabilidad de automatización desciende con la edad y es ligeramente más elevada para los menores de 38 años (28 años en el caso de España)²³.

A diferencia de lo que apuntaba el análisis descriptivo y las estimaciones para el conjunto de España, los trabajadores extranjeros residentes en Galicia se enfrentan a una probabilidad de digitalización de su ocupación similar a la de los nativos. El riesgo de computarización tampoco varía con la antigüedad del trabajador en la empresa²⁴. Tan solo los ocupados con mayor antigüedad exhiben una probabilidad de automatización más elevada. Al respecto, la

²³ Arntz, Gregory y Zierahn (2016) también obtiene que el papel jugado por la edad es poco relevante.

²⁴ Al diferenciar asalariados de trabajadores por cuenta propia, Doménech *et al.* (2018) encuentran que la probabilidad de automatización disminuye con la antigüedad del trabajador por cuenta propia, lo que 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.

literatura sugiere que la mayor vulnerabilidad de los ocupados con más antigüedad podría estar reflejando sus menores incentivos para adaptarse al cambio tecnológico, que los llevaría a permanecer en ocupaciones en declive²⁵.

En España, 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. Por el contrario, el riesgo es menor entre quienes buscan un empleo mejor remunerado y con una jornada menos exigente. En Galicia, por el contrario, no se aprecian diferencias significativas entre ambos colectivos.

Finalmente, se estima que la situación laboral de procedencia del trabajador repercute sobre su probabilidad de automatización. Así, los ocupados que un año antes eran estudiantes tienen un menor riesgo que la media de ser sustituidos por máquinas²⁶, mientras que los procedentes del desempleo son comparativamente más vulnerables. Este sería uno más de los numerosos ‘efectos cicatriz’ del desempleo²⁷.

4. Conclusiones

Todas las revoluciones industriales han tenido repercusiones sobresalientes 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 aquellos beneficiados por el efecto renta ocasionado por el cambio tecnológico. Sin embargo, la Cuarta Revolución Industrial también precipitará la automatización de numerosas tareas, lo que podría poner en riesgo hasta un 38% de los puestos de trabajo actualmente existentes en Galicia, dos puntos más que la media de 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 Galicia sea sustituido por una máquina. Los resultados de las estimaciones muestran que la probabilidad de automatización 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 artísticas o científico-técnicas. Las restantes características del trabajador –como el género, la edad, la nacionalidad, la antigüedad, el tipo de contrato o la situación laboral de procedencia– y de la empresa –como el tamaño– juegan un papel secundario para explicar el riesgo de digitalización.

Con el objetivo de atenuar las repercusiones negativas del progreso tecnológico sobre el empleo y lograr un crecimiento inclusivo, es imprescindible que los agentes económicos,

25 Véase Anghel, De la Rica y Lacuesta (2013).

26 A partir de la Encuesta Social Europea de 2014, Gallego (2017) obtiene un resultado similar.

27 Sobre los ‘efectos cicatriz’ del desempleo, véase Arulampalam (2001).

tanto públicos como privados, gobiernen el cambio. Para lograrlo, es necesario actuar en dos ámbitos, estrechamente relacionados: la educación y el mercado de trabajo.

En primer lugar, resulta esencial invertir más y mejor en capital humano para que la población adquiera conocimientos y habilidades cognitivas y no cognitivas complementarios al progreso técnico. 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 aumentar la flexibilidad del sistema educativo.

En segundo lugar, es ineludible mejorar la eficacia y la eficiencia de las políticas del mercado de trabajo, tanto de las activas –que deberán orientarse hacia el reciclaje profesional– como de las pasivas –que deberán ampliar su cobertura durante el periodo de transición–. 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 vigente²⁸.

5. Referencias

Acemoglu, D., y Restrepo, P. (2017), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 23285.

Anghel, B., De la Rica, S., y Lacuesta, A. (2013), “Employment Polarisation in Spain over the course of the 1997-2012 cycle”, Banco de España, Documentos de Trabajo Nº. 1321.

Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2016), “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189, OECD Publishing, Paris.

Arulampalam, W. (2001), “Is Unemployment Really Scarring? Effects of Unemployment Experiences on Wages”, *Economic Journal*, 111 (475), F585-F606.

Autor, D. (2013), “The ‘task approach’ to labor markets: an overview”, *Journal for Labour Market Research*, 46(3), 185-199.

Autor, D. y Dorn, D. (2009), “This Job is ‘Getting Old’: Measuring Changes in Job Opportunities Using Occupational Age Structure”, *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 99(2), 45-51.

Autor, D. (2015), “Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation”, *The Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.

Autor, D. y Dorn, D. (2013), “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market”, *American Economic Review*, 103(5), 1553-97.

Avent, R. (2017), *The Wealth of Humans. Work and Its Absence in the Twenty-first Century*. Penguin.

Baumol, W., Ferranti, D., Malach, M., Pablos-Méndez, A., Tabish, H. Y Gomory, L. (2012), *The Cost Disease: Why Computers Get Cheaper and Health Care Doesn't*. New Haven: Yale University Press.

28 Una propuesta al respecto es la de Harris y Krueger (2015).

- Brzeski, C. y Burk, I. (2015), "The Robots Come. Consequences of Automation for the German Labour Market", ING DiBa Economic Research.
- Dauth, W. (2014), "Job Polarization on Local Labor Markets", IAB Discussion Paper n. 18.
- Doménech, R., García, J. R., Montañez, M. y Neut, A. (2018), "Afectados por la revolución digital: el caso de España", de próxima aparición en *Papeles de Economía Española*.
- Frey, C y Osborne, M.A. (2017), "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114(C), 254-280.
- Gallego, A. (2017), "Ocupaciones en transformación: ¿A quién afectará el cambio tecnológico?", Observatorio Social de la Caixa.
- Goos, M., Manning, A. y Salomons, A. (2009), "Job Polarization in Europe", *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 99 (2), 58-63.
- Graetz, G. y Michaels. G. (2018), "Robots at Work", *mimeo*, LSE.
- Gregory, T., Salomons, A. y Zierahn, U. (2016), "Racing With or Against the Machine? Evidence from Europe", ZEW Centre for European Economic Research, Discussion Paper No. 16-053.
- Harris, S. y Krueger, A. (2015), "A Proposal for Modernizing Labor Laws for Twenty-First Century Work: The Independent Worker", The Hamilton Project, Discussion Paper 2015-10.
- Mokyr, J., Vickers, C., y Ziebarth, N.L. (2015), "The history of technological anxiety and the future of economic growth: Is this time different?", *The Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 31-50.
- Moretti, E. (2010), "Local Multipliers", *American Economic Review, Papers and Proceedings*, 100(2), 373-77.
- OCDE (2017), *Going Digital: The Future of Work for Women*, OECD Publishing, Paris.
- Pajarinen, M. y Rouvinen, P. (2014), "Computerization Threatens One Third of Finnish Employment", ETLA Brief, No. 22.
- Papke, L. y Wooldridge, J.D. (1996), "Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(K) Plan Participation Rates", *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11 (6), 619-632
- World Economic Forum (2016), *The Future of Jobs Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum, Davos.