

# Polarización y riesgo de automatización del empleo en el mercado laboral español

## *Polarisation and Risk of Employment Automation in The Spanish Labour Market*

RECIBIDO: 26 DE MAYO DE 2022/ACEPTADO: 21 DE OCTUBRE DE 2022

FRANCISCO JESÚS  
FERREIRO-SEOANE

Universidade de Santiago de Compostela  
<https://orcid.org/0000-0002-3984-3158>  
ferreiro@usc.es

MANUEL OCTAVIO DEL  
CAMPO-VILLARES

Universidad de A Coruña  
<https://orcid.org/0000-0002-0839-9154>  
moctadv@udc.es

CRISTIAN MOGO-CASTRO

Universidade de Santiago de Compostela  
<https://orcid.org/0000-0002-1731-7456>  
cristianmogocastro12@gmail.com

ADRIÁN RÍOS-BLANCO

Universidad de A Coruña  
<https://orcid.org/0000-0002-8721-6634>  
adrian.rios@udc.es

Cómo citar este artículo:

Ferreiro-Seoane, F. J.; Mogo-Castro, C.; Del Campo-Villares, M. O.; Ríos-Blanco, A. (2023). Polarización y riesgo de automatización del empleo en el mercado laboral español. *Revista Empresa y Humanismo*, 26(2), 33-68  
DOI: <https://doi.org/10.15581/015.XXVI.2.33-68>

**Resumen:** El presente artículo analiza las transformaciones que ha sufrido el mercado laboral español como consecuencia del proceso de polarización del empleo, estudiando, además, cómo puede evolucionar la estructura ocupacional según el riesgo de automatización de cada grupo. Los resultados muestran que la polarización del mercado laboral español se correlaciona, por un lado, de manera positiva con la automatización de tareas de contenido rutinario y, por otro, de forma negativa con los niveles educativo y salarial.

**Palabras clave:** Polarización Laboral, Automatización, Tecnología, Desigualdad.

**Abstract:** The current document examines the transformations of the Spanish labour market -as a consequence of the employment polarisation process-. It also analyses how the occupational structure based on the risk of automation of each group can evolve. The results show that the polarisation of the Spanish labour market correlates, on the one hand, positively with the automation of routine content tasks and, on the other, negatively with educational and salary levels.

**Keywords:** Labor Polarization, Automation, Technology, Inequality.

## I. INTRODUCCIÓN

El proceso de evolución tecnológica ha sido una constante a lo largo de la historia de la humanidad. La necesidad humana de transformar el entorno natural y social para adaptarlo a sus necesidades es el hilo conductor que va desde las primeras innovaciones de los homínidos prehistóricos, hasta las sofisticadas tecnologías digitales y autómatas de nuestro tiempo. Pero este no ha sido un proceso lineal ni homogéneo, de modo que cada período histórico ha integrado diferentes formas y ritmos de innovación tecnológica.

El nuevo ecosistema de división del trabajo que se está conformando como resultado del auge de las tecnologías robóticas y digitales pudiera estar afectando a la distribución de la renta, lo cual podría obligar a los estados del bienestar a tomar las medidas necesarias para paliar el problema de la distribución de la riqueza. Por ello, resulta relevante observar no sólo como se está produciendo una dinámica de polarización en el mercado laboral español, sino también como puede evolucionar en el futuro en base a la automatización de los diferentes empleos.

El objetivo del presente artículo es analizar cómo han evolucionado las distintas ocupaciones laborales para verificar la posible existencia de una tendencia de polarización del empleo en España. Además, se pretende estudiar el riesgo de automatización de las distintas ocupaciones, así como observar que relación mantienen las variables educación y salarios con dicha cuestión.

## II. MARCO TEÓRICO

La proliferación de una ingente cantidad de innovaciones tecnológicas que van desde la extensión de la inteligencia artificial (IA) hasta la propagación de la digitalización de procesos relativos a la fabricación de bienes y a la prestación de servicios, pasando por la robotización de tareas del ámbito laboral, han generado distintas preocupaciones y miedos en torno a la cuestión de la relevancia del empleo humano en la *era digital* (Vilaplana y Stein, 2020).

Esto se ha traducido en una serie de argumentaciones conclusivas que se pueden clasificar en dos enfoques: 1) el *tecno-reservado*, que se caracteriza por presentar los procesos de innovación y adopción tecnológica como una amenaza para la fuerza laboral humana, entendiéndose que la automatización generalizada de los procesos laborales nos dirige hacia la plena sustitución de las personas por las máquinas; y 2) el *tecno-pragmático*, que argumenta que, si bien

la difusión tecnológica supone que las máquinas asuman tareas anteriormente desempeñadas por el ser humano, esto no nos dirige de manera inevitable hacia un escenario de plena sustitución de las capacidades humanas y, consecuentemente, al desempleo tecnológico masivo, ya que incluso se crean nuevas oportunidades y necesidades.

### 1. *Tecno-reservado*

Autores como Acemoglu y Restrepo (2017); Brynjolfsson y McAfee (2012); Doménech, García, Montañez y Neut (2018); Ford (2015); Ortega (2016) o Susskind (2020) han planteado en sus trabajos un escenario en el cual la Cuarta Revolución Industrial (Schwab, 2016) trae consigo una pérdida neta de empleos, caracterizados por ser de media y baja cualificación, que no va a ser compensada por la creación de nuevas ocupaciones que puedan traer consigo las nuevas tecnologías digitales.

El epicentro de este enfoque se encuentra en el trabajo académico de Frey y Osborne (2013), en el cual los autores afirman que, en Estados Unidos, un 47% de los empleos tienen un riesgo significativo de desaparecer a lo largo de las próximas dos décadas. La premisa que establecen es clara: el desarrollo y sofisticación que la tecnología está alcanzando, en términos de aprendizaje, supone que un alto porcentaje de ocupaciones se encuentren en riesgo significativo de desaparecer en un período de tiempo no muy amplio.

Este enfoque mantiene un nexo conclusivo con el movimiento *ludita*, que durante la primera Revolución Industrial sostenía una serie de posiciones respecto al avance tecnológico que se pueden considerar análogas al planteamiento *tecno-reservado*. Sin embargo, si bien durante el proceso de desarrollo de la economía de mercado se han producido una serie de olas de innovación tecnológica que han destruido y transformado numerosas ocupaciones, también se han creado una diversidad de sectores de producción y de servicios que han generado nuevos empleos que han funcionado de reemplazo de aquellos que se habían destruido (Lahera, 2021). Este proceso de transformación en el cual las innovaciones tecnológicas destruyen una serie de ocupaciones e industrias obsoletas, para alumbrar un período de creación de nuevos empleos mejor remunerados y que incrementan la calidad de vida, es lo que Schumpeter (Schumpeter, 2016a y 2016b) denominó *destrucción creativa*.

A pesar de esto, los autores referidos argumentan que las características de la Cuarta Revolución Industrial suponen una ruptura con esta tendencia. La difusión de la inteligencia artificial, digital y robotizada va a suponer, para

ellos, la desaparición de los empleos poco cualificados compuestos por tareas rutinarias y simples, mientras que la creación de empleos será notablemente inferior y sólo se producirá en áreas laborales caracterizadas por su alta cualificación, que requerirán la adquisición de una serie de habilidades y competencias educativas que funcionarán de barrera de entrada para una mayoría de ciudadanos (Lahera, 2021).

## 2. *Tecno-pragmático*

El enfoque *tecno-pragmático* se articula como una interpretación alternativa. El trabajo académico de Arntz, Gregory y Zierhan (2016) señala que, no sólo no se está produciendo un efecto de sustitución generalizada de fuerza laboral humana por máquinas y, consecuentemente, de desempleo masivo, sino que se ha incrementado el empleo total mundial. Además, hay que señalar una diferencia fundamental entre este estudio y el anteriormente señalado de Frey y Osborne (2013): mientras que estos últimos utilizan un enfoque basado en el riesgo de automatización de ocupaciones, Arntz, Gregory y Zierahn (2016) analizan el riesgo de automatización de tareas concretas dentro de cada ocupación. La implicación de esta diferencia es evidente: descomponer las ocupaciones en tareas a la hora de medir su riesgo de automatización permite realizar un cálculo más preciso y exhaustivo de aquellas ocupaciones que tendrán que continuar siendo desempeñadas, al menos en algunas tareas, por la fuerza laboral humana, frente a aquellas que sí pueden ser completamente automatizadas.

Así, el enfoque *tecno-pragmático* plantea que, para valorar la posible destrucción de ocupaciones, es necesario incluir en la ecuación una pluralidad de variables (como, por ejemplo, el comercio internacional y los procesos de deslocalización productiva) que exceden el mero impacto de la tecnología (Lahera, 2021).

En todo caso, desde esta visión no se niega que la Cuarta Revolución Industrial traiga aparejados procesos de automatización que impliquen la sustitución de trabajadores por máquinas, pero matizan que esto no se producirá de manera generalizada en una pluralidad de ocupaciones, sino en conjuntos de tareas de algunas de esas ocupaciones (Autor, Levy y Murnane, 2003; León, 2020). Por tanto, asumen que se producirán pérdidas definitivas de algunos empleos, pero que estos serán reemplazados por otros nuevos. Entienden, así, que se va a producir una reconfiguración del mundo laboral en la cual emergerán nuevos sectores de empleo (Autor, 2016). Por ello, para los *tecno-prag-*

*máticos*, los procesos de formación y recualificación laboral para la adquisición de nuevas competencias y habilidades, así como de protección social de los desplazados por la automatización, son las cuestiones centrales de las que han de ocuparse las políticas públicas (Lahera, 2021).

Por otro lado, desde este enfoque se pone especial énfasis en las limitaciones de las tecnologías probadas en la actualidad, remarcando que el nivel de desarrollo de determinadas innovaciones está lejos de ser técnicamente aplicable y comercialmente viable y rentable (Stewart et al., 2019).

### 3. *Desempleo tecnológico*

Fue Keynes (1930) quien introdujo el concepto de *desempleo tecnológico*, que hace referencia a la situación que se genera en las empresas al introducir una serie de innovaciones tecnológicas, de producción, que ofrecen un alto rendimiento a un bajo coste en comparación con el trabajo humano.

De este modo, los procesos de innovación tecnológica implican la introducción de maquinaria automatizada, bien sea robotizada o computarizada (*software*), que se encarga de ejecutar un conjunto de tareas anteriormente desempeñadas por un trabajador (Hidalgo, 2019). El resultado puede variar: si la automatización implica la sustitución de la fuerza laboral humana en todas las tareas que componen una determinada ocupación, ese trabajador es reemplazado por la máquina; en caso de que dicha sustitución solo se produzca en determinadas tareas de todo el conjunto que conforman esa ocupación, la tecnología complementará a ese trabajador (Hidalgo, 2019). Conocer cuál de estas dos tendencias es la predominante en la Cuarta Revolución Industrial es fundamental para establecer que patrón de integración tecnológica se está produciendo.

El esquema que se ha reproducido en las revoluciones industriales anteriores se corresponde con el proceso de *destrucción creativa* (Schumpeter, 2016a y 2016b): la adopción de una serie de innovaciones tecnológicas propicia la desaparición de ocupaciones e industrias obsoletas para, a continuación, dar paso a un periodo de creación de empleos de mayor cualificación y con mejores condiciones salariales. Sin embargo, en la actualidad, este último hecho se pone en cuestión, al menos para una mayoría de aquellos que son desplazados por la automatización.

Las formas de producción automatizada permiten, a las empresas que las adoptan, obtener una ventaja diferencial que está asociada a la reducción de

los costes laborales y a la posibilidad de alargar la jornada de producción de manera casi ininterrumpida, y, por tanto, al incremento de productividad que esto supone (Von James et al., 2017).

Del mismo modo que la automatización de tareas permite que las empresas produzcan bienes de manera más efectiva y eficiente, abaratando productos que se obtienen mucho más rápido y en mayor cantidad, también tiene un reverso negativo: desplaza a muchas personas de su puesto de trabajo, pudiendo acarrear una concentración de empleo en los extremos de la distribución salarial, lo cual reduce el poder adquisitivo de un amplio estrato social y provoca un incremento de la desigualdad socioeconómica. En este proceso, la temporalidad y la precariedad laboral se convierten en una constante para muchos de los *perjudicados* del cambio tecnológico.

#### *4. Polarización laboral*

La polarización laboral se puede definir como un cambio en la estructura ocupacional de un país por la cual los empleos tienden a concentrarse en los extremos de la distribución salarial. Este patrón se consolida a través de la disminución de las ocupaciones de cualificaciones medias en el total del empleo, en favor de las ocupaciones de alta y de baja cualificación (Goos, Manning y Salomons, 2009). Es un proceso que se presenta en los países desarrollados a partir de la década de 1980 y 1990 (Goos y Manning, 2007).

Los primeros en señalar esta anomalía en la estructura de la distribución salarial fueron Goos y Manning (2007), los cuales describieron cómo en Reino Unido, durante los treinta años anteriores, se había producido un descenso continuado de los empleos de la escala salarial intermedia, mientras que la proporción de empleos de ambos extremos de la distribución se habían incrementado. Anteriormente, Autor, Levy y Murnane (2003) habían demostrado que los empleos compuestos por tareas caracterizadas por ser rutinarias, repetitivas y codificables habían decaído en Estados Unidos. Posteriormente, la evidencia empírica mostró que esto también se había producido en países como Alemania (Spitz-Oener, 2006; Dauth, 2014), Suecia (Adermon y Gustavsson, 2015), Portugal (Fonseca, Lima y Pereira, 2016), Francia (Harrigan, Reshef y Toubal, 2016), España (Anghel, De la Rica y Lacuesta, 2014; Consoli y Sánchez-Barrioluengo, 2016), Canadá (Green y Sand, 2015) o en los mercados laborales nórdicos (Asplund et al., 2011).

Así, si bien para explicar este fenómeno se ha atendido a variables como el auge del comercio internacional, la deslocalización productiva o la externa-

lización de actividades, el cambio tecnológico es la que mayor atención ha capturado.

Como señala la literatura, la adopción e integración de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) en los procesos productivos ha reducido la demanda de empleos compuestos por tareas repetitivas. Pero no sólo eso, sino que, en aquellas ocupaciones que requieren de habilidades de interacción y resolución de problemas, ha complementado a la fuerza laboral humana incrementando su productividad (Levy y Murnane, 2004). La premisa general es la siguiente: el cambio tecnológico presenta un sesgo de cualificación, afectando, principalmente, a las ocupaciones de cualificación media.

Así, estos empleos medios, compuestos por tareas fácilmente codificables, han sido los que en mayor medida han sufrido la *parasitación* tecnológica. La dinámica de recomposición de la fuerza laboral desplazada de sus ocupaciones se ha expresado en dos direcciones opuestas: 1) un proceso de *descualificación*, en el que los empleos de cualificación media, o bien son reemplazados por empleos con una cualificación baja o bien desaparecen, forzando a los trabajadores a recurrir a empleos de menor cualificación y remuneración (una transición que generalmente se ha producido desde sector manufacturero hacia el sector servicios); y 2) un proceso de *recualificación*, en el cual la fuerza laboral desplazada en función de sus competencias y habilidades, puede optar por empleos de una cualificación superior. Esto se refleja en las estimaciones de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE, 2017), que afirma que alrededor de un tercio de los empleos con un nivel de cualificación medio que han desaparecido a nivel mundial han sido reemplazados por empleos con un nivel de cualificación bajo, mientras que los dos tercios restantes se han reemplazado por empleos que requieren una mayor cualificación.

En este sentido, mientras que los empleos de un nivel de cualificación alto han permanecido relativamente protegidos por sus requerimientos de habilidades complejas y de competencias educativas superiores (Autor, 2015) la situación de los empleos de cualificación baja es más compleja. Si bien se han automatizado en algunas de sus tareas caracterizadas por su simplicidad, las máquinas todavía no son capaces de desempeñar determinadas tareas que requieren destrezas físicas complejas o que se desarrollan en entornos variados (Autor y Dorn, 2013; Autor, 2015).

Todo esto implica que aquellas ocupaciones con un contenido de tareas intensivas en servicios abstractos o de carácter interpersonal, están aumen-

tando en términos de empleo relativo debido a que son difícilmente sustituibles por la tecnología (Anghel, De la Rica y Lacuesta, 2014). En consecuencia, los trabajadores desplazados de las ocupaciones intensivas en tareas rutinarias se han ido reasignando en este tipo de trabajos compuestos por tareas de servicio no rutinarias.

Esta situación implica que los trabajadores desplazados se ven abocados a emprender la búsqueda de una nueva ocupación laboral. La compatibilidad y complementariedad de sus habilidades con el nuevo capital tecnológico va a condicionar el tipo de empleos a los que este trabajador podrá acceder (Hidalgo, 2019).

Este requerimiento de habilidades y competencias complementarias y de carácter específico, que suponen un nivel de cualificación alto, producen una brecha muy notable entre la remuneración percibida por los trabajadores que cuentan con un nivel de cualificación alto y los que tienen un nivel de cualificación bajo. En esta dinámica en la que los empleos de cualificación intermedia decaen como consecuencia de la automatización y las bolsas de empleo se concentran en los extremos de la distribución salarial, la desigualdad no deja de incrementarse (Autor, Levy y Murnane, 2003).

Nedelkoska y Quintini (2018) señalan que se está configurando una categoría de *perjudicados* a través de los perfiles desplazados de ocupaciones poco cualificadas. Este *task encroachment* o invasión de tareas (Susskind, 2020) provocado por la automatización laboral se da principalmente en las ocupaciones vinculadas con los tramos intermedios de la distribución salarial.

Por tanto, este proceso de concentración del empleo en los extremos de la distribución salarial es uno de los factores que están incidiendo negativamente en el incremento de la desigualdad social, la cual está provocando cierta inestabilidad política y social en occidente, cuya arquitectura política y económica mantiene su base en torno a la salud de las clases medias (Frey, 2019: 26).

### III. OBJETIVO, MÉTODOS E HIPÓTESIS

El objetivo del presente artículo es dar cuenta de cómo han evolucionado las distintas ocupaciones laborales, tanto en función de su agrupación por cualificaciones (baja, media y alta) como de su agrupación por tareas (intensivas en tareas creativas, rutinarias y sociales), para verificar la posible existencia de una tendencia de polarización del empleo en España. Además, se pretende estu-

diar el riesgo de automatización de las distintas ocupaciones, así como observar que relación mantienen las variables educación y salarios sobre dicha cuestión.

### *1. Metodología*

Para llevar a cabo el análisis, se utiliza la base de datos del INE, concretamente los datos de la Encuesta de Población Activa y la Encuesta de Estructura Salarial. Para poder trabajar con los datos de estas fuentes, las ocupaciones se clasifican según la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (ISCO-08 por sus siglas en inglés) y su equivalencia con la Clasificación Nacional de Ocupaciones del INE (CNO-11), realizando la agrupación por cualificaciones laborales (baja, media y alta), que se puede observar en la tabla 4 del anexo, para aquellos análisis en los que es necesaria.

Por otra parte, para realizar algunas de las operaciones es necesario utilizar también la base de datos europea de índices de tareas de Eurofound (Fernández-Macías et al., 2016). El índice de tareas es una herramienta que aporta información sobre distintas variables que miden la intensidad de cada tipo de tareas presentes en cada ocupación laboral, lo cual posibilita el análisis de la composición de tareas del empleo. Para ello, establece un rango que va de 0 a 1, siendo más intensiva la tarea estudiada cuanto más se acerca su puntuación al 1. Así, para este trabajo se han seleccionado tres grupos de tareas:

a) Tareas creativas: relacionadas con cuestiones como la capacidad analítica y reflexiva, la toma de decisiones complejas, la propia habilidad creativa o la destreza para improvisar. Se basan, fundamentalmente, en tareas de carácter intelectual.

b) Tareas sociales: este conjunto hace referencia a tareas basadas en contenidos de servicio, asistencia, persuasión, gerencia o enseñanza, las cuales requieren de destrezas como la interacción social o habilidades emocionales como la empatía, por ejemplo.

c) Tareas rutinarias: esta categoría recoge aquellas tareas que basan su ejecución en la repetición y previsibilidad. Son fácilmente codificables o que pueden sintetizarse en reglas deductivas para ser ejecutadas por máquinas robóticas o digitales.

Para poder realizar los cálculos de riesgo de automatización es preciso construir, a partir de las variables indicadas, un indicador que se refiera a esta cuestión. Por este motivo, el factor que mide el riesgo de automatización del

empleo ha de construirse según la siguiente relación: cada cociente de rutina se suma al resultado final del indicador, mientras que los cocientes de tareas creativas y sociales se suman a la inversa (1-X). Así, el contenido rutinario se correlaciona positivamente con el riesgo de automatización, pero el contenido creativo o social lo hace de modo inverso. Por tanto, cuanto más próximo a 1 es el valor rutinario mayor es el riesgo de automatización, mientras que cuanto más próximo a 1 es el cociente creativo o social menor es el riesgo.

## 2. Hipótesis

*H<sub>1</sub>. La proporción de ocupaciones de cualificación media ha disminuido dentro del mercado laboral español.*

Esta hipótesis se sustenta en datos de Autor (2016) que apuntan que en Estados Unidos los empleos de cualificación media disminuyeron, entre 1979 y 2016, un 17,9% mientras que las de cualificación alta se incrementaron un 13,4% y las de baja un 4,5%. Si bien España y Estados Unidos son dos países con contextos específicos y diferenciados, nada indica, a priori, que esta misma tendencia no haya podido reproducirse en España con una dimensión y características propias.

*H<sub>2</sub>. Los grupos ocupacionales que han experimentado un mayor decrecimiento son intensivos en tareas rutinarias.*

Autores como Anrtz et al (2016) han argumentado que la forma en que la automatización afecta a los trabajadores ha de observarse en el conjunto de tareas que estos desempeñan. Esto nos lleva a plantear la presente hipótesis, pues se intuye que las ocupaciones intensivas en tareas rutinarias habrán sido las más afectadas por la tecnología.

*H<sub>3</sub>. La polarización laboral está generando a su vez una polarización de los salarios.*

Autor y Dorn (2013) han identificado que, desde principios de los años 80, en Estados Unidos, el empleo se ha ido concentrando en los extremos de la distribución salarial. Así, resulta relevante interrogarse sobre cuál ha sido la evolución de los salarios en función de la evolución de los distintos grupos de cualificación laboral.

*H<sub>4</sub>. El acceso a ocupaciones de cualificación alta implica un nivel de estudios superior.*

Tinbergen (1974) señaló que los avances tecnológicos presentan un sesgo de cualificación laboral que hace que la educación sea un mediador clave a la hora de evitar la polarización laboral y la desigualdad de ingresos.

*H<sub>5</sub>. La tendencia de polarización laboral continuará desplegándose en España.*

El estudio de Nedelkoska y Quintini (2018) establece que España tiene un 22% de sus empleos en un riesgo alto de automatización (>70%) y un 30% en riesgo significativo (50-70%). Por su parte, el estudio de Arntz et al. (2016) apunta a un 12% de puestos de trabajo estarían en alto riesgo de automatización y el 38% se encontrarían en riesgo medio. Así, resulta relevante interrogarse sobre esta cuestión para comprobar cuál puede ser la evolución de la estructura ocupacional en los próximos años.

*H<sub>6</sub>. Las ocupaciones más complejas con salarios altos tienen menor riesgo de automatización.*

Arntz et al (2016) señalan que el riesgo de automatización se reparte de manera asimétrica en el caso de los salarios, siendo más afectadas las ocupaciones con peores condiciones salariales. Esto mismo se recoge en el informe del National Science and Technology Council (2016) que apunta que un menor salario implica una mayor probabilidad de automatización y un mayor salario una menor probabilidad. Del mismo modo, Nedelkoska y Quintini (2018) concluyen que un incremento de 10 puntos de la automatización supone un descenso salarial del 4,3%. En este sentido, resulta adecuado atender a la relación entre los salarios y el riesgo de automatización.

*H<sub>7</sub>. El requerimiento de mayor nivel educativo para desempeñar una ocupación implica un menor riesgo de automatización laboral.*

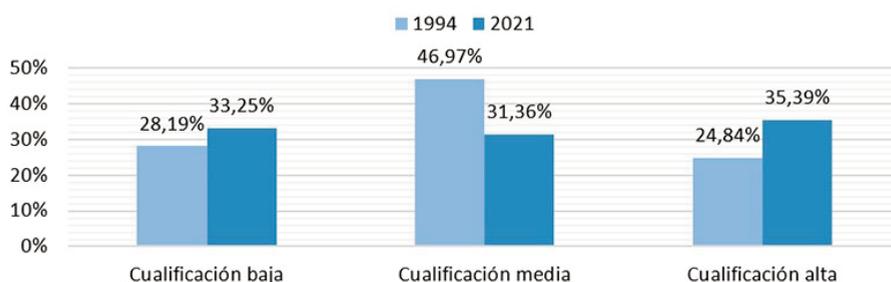
Esta hipótesis se sustenta en el estudio de Arntz et al. (2016), que considera que el riesgo no es constante entre todos los trabajadores, sino que este se distribuye de manera asimétrica siendo más relevante entre aquellos que cuentan con un nivel formativo bajo. Asimismo, Shook y Knickrehm (2017) argumentan que una adecuada formación puede moderar el impacto negativo de la automatización sobre el empleo.

#### IV. ANÁLISIS

*H<sub>1</sub>. La proporción de ocupaciones de cualificación media ha disminuido dentro del mercado laboral español (Polarización laboral).*

En la gráfica 1 se puede observar cómo las ocupaciones de cualificación media disminuyeron un 15,61% entre 1994 y 2021, mientras que las de cualificación baja se incrementaron en 5,06 puntos porcentuales y las de cualificación alta lo hicieron en un 10,55%. Esto indica que, en el periodo transcurrido entre estos dos años de referencia, los incrementos de empleo se han concentrado en los extremos de la distribución, mientras que los empleos de la parte intermedia han decaído notablemente.

Gráfica 1. Proporción de trabajadores en ocupaciones con un nivel de cualificación bajo medio y alto (España, 1994 y 2021).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

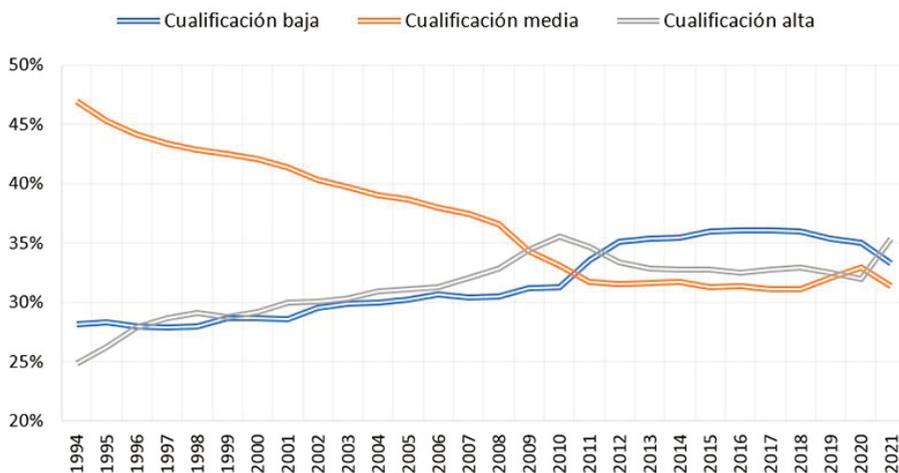
Esta polarización laboral no ha sido simétrica, ya que, como se aprecia en la gráfica, el incremento porcentual ocupaciones de cualificación alta ha sido el doble que el de las de cualificación baja. Esto ha provocado que la estructura ocupacional se haya invertido: mientras que la cualificación media era mayoritaria en 1994 en 2021 es la proporción menor; por el contrario, la cualificación alta ha pasado de ser la proporción menor en 1994 a la mayoritaria en 2021.

Estos datos podemos observarlos más detalladamente en la gráfica 2, en la cual se recoge la evolución de la proporción de trabajadores de cada nivel de cualificación. Así, se puede advertir cómo la proporción de trabajadores en ocupaciones de cualificación media se redujo de manera muy acentuada desde 1994 hasta 2011, con una reducción del 15,23%, sin embargo, entre 2011 y 2018 se mantuvo estable, para luego crecer ligeramente hasta 2020 y volver a caer en 2021. Por su parte, las ocupaciones de cualificación alta y baja tuvieron un incremento similar hasta el año 2006, creciendo más las de cualificación alta hasta 2010, momento en que son superadas por la proporción de ocupaciones de cualificación baja. La tendencia de ambas cualificaciones se mantiene estable hasta el año 2020, momento en que la situación vuelve a in-

vertirse, superando la proporción de ocupaciones de cualificación alta a las de cualificación baja en 2021.

Se cumple la hipótesis 1.

Gráfica 2. Evolución de la proporción de trabajadores en ocupaciones con un nivel de cualificación bajo, medio y alto (España, 1994-2021).

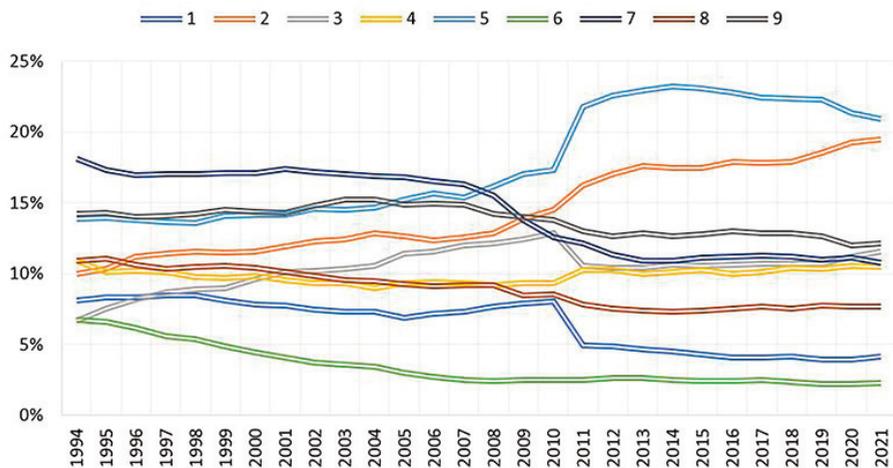


Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

*H<sub>2</sub>. Los grupos ocupacionales que han experimentado un mayor decrecimiento son intensivos en tareas rutinarias.*

La gráfica 3 nos permite analizar cuál ha sido la evolución de los distintos niveles de ocupación en la serie que va desde el 1994 hasta el 2021. En ella se puede comprobar cómo la proporción de trabajadores en ocupaciones relacionadas con los trabajadores cualificados de la industria manufacturera y la construcción (grupo 7) son las que mayor descenso han experimentado, con un 7,41% de reducción. Lo contrario ocurre con la proporción de trabajadores en ocupaciones de técnicos y profesionales científicos e intelectuales (grupo 2) que se incrementa en 9,41 puntos porcentuales o con la de trabajadores de los servicios de restauración, personales, protección y vendedores (grupo 5) que se incrementa un 6,69%. Datos que encajan con lo anteriormente apuntado sobre la polarización laboral (gráfica 1).

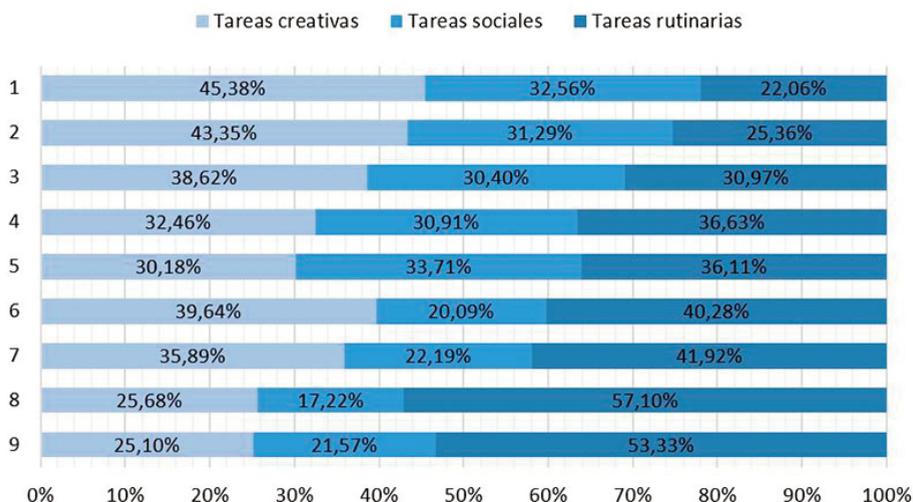
Gráfica 3. Evolución de la proporción de trabajadores por ocupación (España, 1994-2021).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

Así, a través del índice de tareas de la tabla 5 del Anexo se ha conformado la gráfica 4, que recoge la intensidad de cada grupo de tareas en las distintas ocupaciones. En ella se puede observar que los grupos ocupacionales 8 (operadores de instalaciones y maquinaria) y 9 (ocupaciones elementales) son claramente intensivos en tareas rutinarias. Asimismo, el grupo 7 (artesanos y trabajadores cualificados de las industrias manufactureras y la construcción) también es intensivo en tareas rutinarias, pero con un menor peso proporcional con respecto a las tareas creativas y sociales. Por su parte, los grupos 1 (directores y gerentes), 2 (técnicos y profesionales científicos e intelectuales) y 3 (técnicos y profesionales de apoyo) son intensivos en tareas creativas y cuentan con un importante contenido de tareas sociales. Por último, los grupos ocupacionales 4 (empleados contables, administrativos y otros empleados de oficina) y 5 (trabajadores de los servicios de restauración, personales, protección y vendedores) tiene una intensidad similar de los tres grupos de tareas, mientras que el 6 (trabajadores cualificados en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero) tiene un menor contenido de tareas sociales que de creativas y rutinarias.

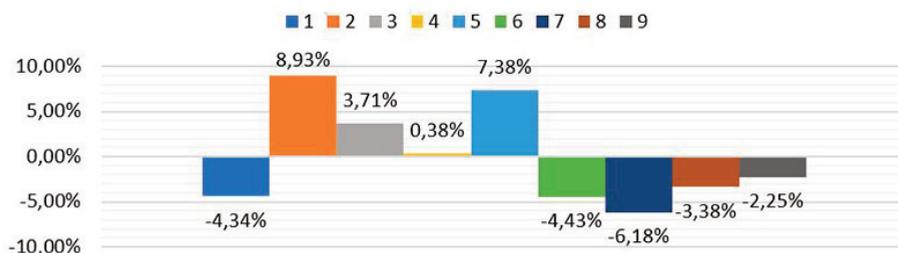
Gráfica 4. Intensidad de las tareas creativas, sociales y rutinarias en cada grupo ocupacional (España, 2020).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías et al. (2016) y la Encuesta de Población Activa del INE.

Teniendo en cuenta lo que se acaba de apuntar sobre la intensidad de cada conjunto de tareas, en la gráfica 5 se aprecia la evolución de los distintos grupos ocupacionales entre 1995 y 2020, destacándose el decrecimiento, ya mencionado anteriormente, del grupo ocupacional 7 (trabajadores de artesanía y oficios conexos), del 6 (trabajadores cualificados de la agricultura, la silvicultura y la pesca), 8 (operadores de plantas y máquinas, y ensambladores) y 9 (ocupaciones elementales) ocupaciones que cuentan con una mayor intensidad de tareas rutinarias. Esto es coherente con la idea de que las profesiones que más han caído en su peso porcentual en el empleo lo han hecho como consecuencia de la automatización de parte del conjunto de tareas rutinarias que las componen. Sin embargo, también debe resaltarse el decrecimiento del grupo de directores y gerentes, intensivo en tareas creativas, lo cual se contradice con esa afirmación.

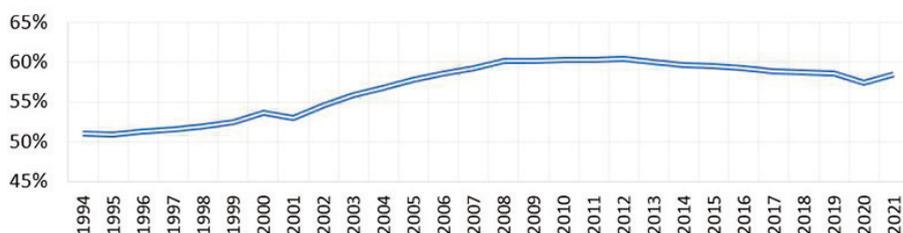
Gráfica 5. Diferencia porcentual de cada grupo ocupacional entre 1995 y 2020 (España).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

Además, la gráfica 6 nos permite comprobar que la tasa de actividad se incrementó de manera continuada hasta 2008, momento en que, como consecuencia de la recesión económica, comenzó a descender ligeramente. En el año 2020 se produce una caída significativa a causa de la crisis derivada del Covid-19, pero en 2021 recupera su valor anterior. Observar esto es importante, ya que nos permite corroborar que el decrecimiento de las ocupaciones de cualificación media no ha implicado un proceso generalizado de sustitución de la fuerza laboral humana, por lo cual la automatización no ha podido producirse en ocupaciones completas, sino en tareas específicas y concretas caracterizadas por su simplicidad y contenido rutinario. Se cumple la hipótesis 2.

Gráfica 6. Evolución de la tasa de actividad (España, 1994-2021).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

*H<sub>3</sub>. La polarización laboral está generando a su vez una polarización de los salarios.*

En la gráfica 7, que recoge la ganancia anual por trabajador según las diferentes cualificaciones laborales, se refleja que una mayor cualificación labo-

ral implica una mayor retribución salarial. Sin embargo, también se puede observar que, mientras entre 1995 y 2019 el crecimiento salarial de las ocupaciones de cualificación baja y alta ha sido similar, el incremento de las cualificaciones medias ha sido más reducido. Esto quiere decir que las ocupaciones de cualificación media no sólo han perdido peso proporcional dentro de la estructura ocupacional española, sino que sus salarios se han incrementado menos que los de las ocupaciones de cualificación alta y baja.

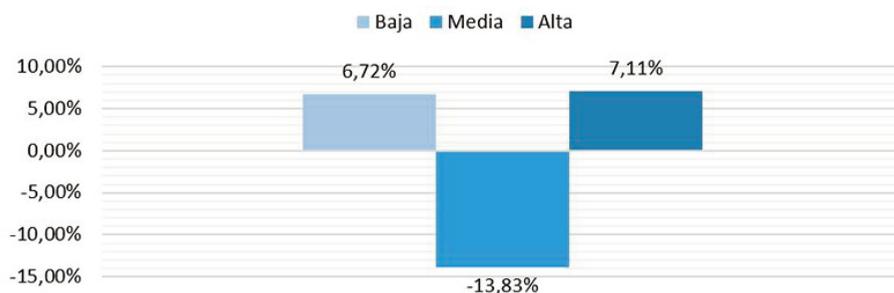
Gráfica 7. Ganancia media anual por trabajador según tengan cualificación baja, media y alta (España, 1995 y 2019).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la encuesta de estructura salarial del INE.

Para poder comprobar qué efecto ha tenido la polarización laboral sobre los salarios de los ocupados hay que atender a los datos de la gráfica 8, en la cual se muestra la evolución porcentual de las ocupaciones de cualificación baja, media y alta. Como se puede observar, las ocupaciones de cualificación baja y alta se han incrementado en porcentajes muy similares (ligeramente superior en el caso de las cualificaciones altas), por el contrario, las ocupaciones de cualificación media han sufrido un notable decrecimiento (13,83%). Es decir, el porcentaje de ocupados con salarios intermedios ha decrecido al mismo tiempo que aumentaba el porcentaje de ocupados con salarios altos y bajos. Esto tiene una clara consecuencia: la concentración del empleo en los extremos de la distribución salarial.

Gráfica 8. Evolución porcentual de las ocupaciones de cualificación baja, media y alta (España, 1995 y 2019).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

La tabla 1 muestra claramente esta progresiva concentración de las ocupaciones en los extremos de la distribución salarial. Entre 1995 y 2019 el número de ocupados se incrementó en algo más de siete millones, de los cuales poco más de medio millón se corresponde con las ocupaciones de cualificación media, mientras que los seis millones y medio restantes se reparten entre ocupaciones de cualificación alta y baja (en torno a los tres millones cada una). Por tanto, la polarización laboral se traduce, a su vez, en polarización de los salarios. Se cumple la hipótesis 3.

Tabla 1. Ganancia media anual de los ocupados según tengan ocupaciones de cualificación baja, media y alta (España, 1995 y 2019).

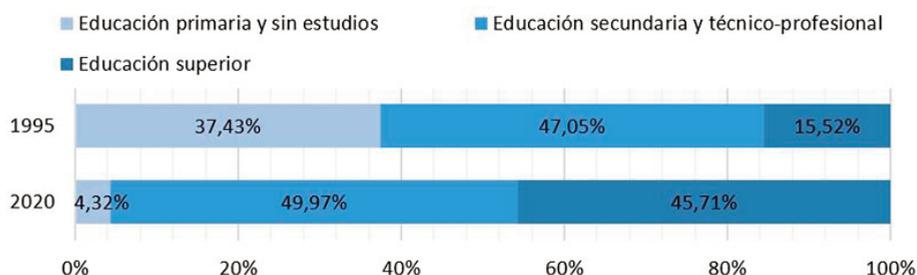
Año	Cualificación	Número ocupados (miles)	Porcentaje	Ganancia media anual	Total ocupados (miles)
1995	Alta	3.275,6	26,29%	30.703,50€	12.461,1
	Media	5.650,2	45,34%	14.270,00€	
	Baja	3.535,4	28,37%	10.453,50€	
2019	Alta	6.567,8	33,40%	39.081,37€	19.667,0
	Media	6.198,0	31,52%	22.052,56€	
	Baja	6.901,2	35,09%	18.756,21€	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa y la Encuesta de Estructura Salarial del INE.

*H4. El acceso a ocupaciones de cualificación alta implica un nivel de estudios superior.*

Como se observa en la gráfica 9, el mercado laboral español está conformado, en el año 2020, por un 45,71% de trabajadores con un nivel de educación superior, un 49,97% de trabajadores con educación secundaria o técnico-profesional, y un 4,32% con educación primaria o sin estudios. Situación que es completamente opuesta a la del año 1995, cuando sólo un 15,52% de la fuerza laboral contaba con un nivel de educación superior y hasta un 37,43% tenía estudios primarios o no tenía estudios. Esto indica que el conjunto de trabajadores españoles ha incrementado su nivel educativo durante este periodo observado.

Gráfica 9. Proporción de ocupados según su nivel educativo (España, 1995 y 2020).



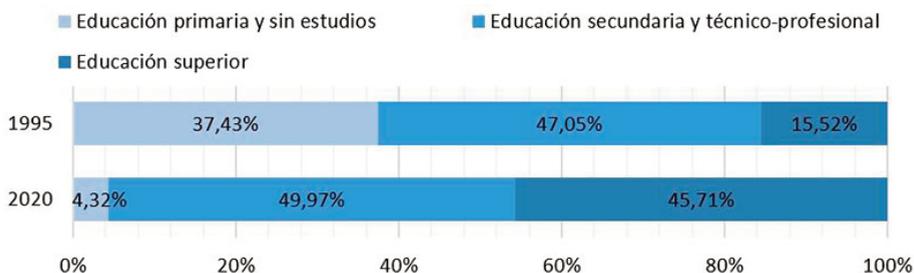
Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

Pero esto sólo nos ofrece una imagen general de la evolución del nivel educativo de la fuerza laboral, por ello, en la gráfica 10, se atiende a cómo se reparte su incremento entre los distintos grupos de cualificación baja, media y alta. Así, se puede comprobar que la proporción de trabajadores con educación superior se ha incrementado en todos los grupos de cualificación, un 35,18% en las ocupaciones de cualificación alta, un 26,81% en las de cualificación media y un 17,4% en las de cualificación baja.

Lo opuesto ha ocurrido con los ocupados con un nivel educativo primario o sin estudios que redujeron su proporción en un 37,19% en las ocupaciones de cualificación baja, un 40,04% en las de cualificación media y un 15,75% en las de cualificación alta. En el mismo sentido, la proporción de los que tienen un nivel de secundaria y técnico-profesional disminuyó un 19,43%

en las ocupaciones de cualificación alta, pero aumentó un 13,23% en la de cualificación media y 19,79% en las de cualificación baja.

Gráfica 10. Proporción de ocupados en ocupaciones de cualificación alta, media y baja según su nivel educativo (España, 1995 y 2020).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Población Activa del INE.

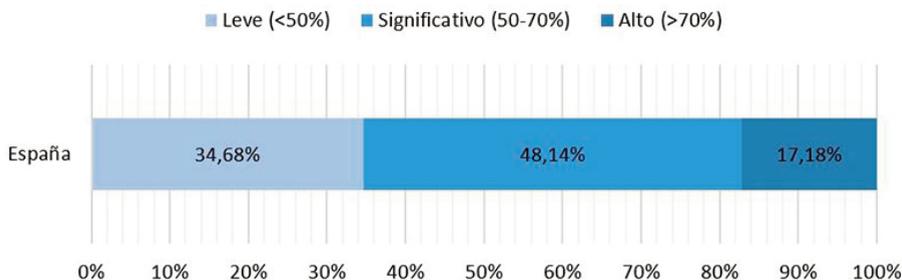
Lo que todo esto indica es que no solo se ha incrementado el nivel educativo de la fuerza laboral española, sino que el acceso a los distintos niveles de cualificación ocupacional se está viendo cada vez más determinado por este. Esto es evidente no sólo porque la proporción de trabajadores con una educación primaria o sin estudios ha disminuido drásticamente en todos los niveles de cualificación, sino porque la proporción de aquellos que tienen estudios secundarios y técnico profesionales se ha incrementado en los empleos de cualificación baja (con bajos salarios y peores condiciones laborales) incluso por encima de su incremento porcentual en las ocupaciones de cualificación media (que están decreciendo). Además, los empleos de cualificación alta están incrementado su exigencia de mayores niveles formativos de modo que, en 2020, 8 de cada 10 trabajadores tienen estudios superiores. Se cumple la hipótesis 4.

*H<sub>5</sub>. La tendencia de polarización laboral continuará desplegándose en España.*

Como se puede apreciar en la gráfica 11, calculando la probabilidad de automatización a partir de índice de tareas (tabla 4 del anexo), España cuenta con un 17,18% de sus ocupaciones en un riesgo alto de ser automatizadas y 48,14% con un riesgo significativo de cambio. Esto supone que 65,32% de las ocupaciones del mercado laboral español son susceptibles de sufrir modificaciones significativas a causa de su automatización completa o parcial. Además, un 34,68% de las ocupaciones tiene un riesgo leve de ser automatizadas,

siendo poco susceptibles a sufrir intensas transformaciones como resultado de integración de nuevas tecnologías en el ámbito laboral.

Gráfica 11. Proporción de empleos en riesgo de automatización (España, 2020).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías, Bisello, Sarkar y Torrejón (2016) y la Encuesta de Población Activa del INE.

Así, teniendo en cuenta estas probabilidades de automatización, España tiene algo más de tres millones de ocupaciones con un riesgo alto. Además, en torno a nueve millones de ocupaciones tienen un riesgo significativo de automatización. Por último, más de seis millones y medio de ocupaciones se encuentran en una situación poco proclive para la implementación de grandes transformaciones tecnológicas.

Tabla 2. Número total de ocupaciones según su riesgo de automatización alta, significativo y leve (España, 2020).

Número de ocupaciones en riesgo alto (>70%)	3.278.700	
Número de ocupaciones en riesgo significativo (50-70%)	9.189.700	12.468.400
Número de ocupaciones en riesgo leve (<50%)	6.619.400	
Número total de ocupaciones	19.087.800	

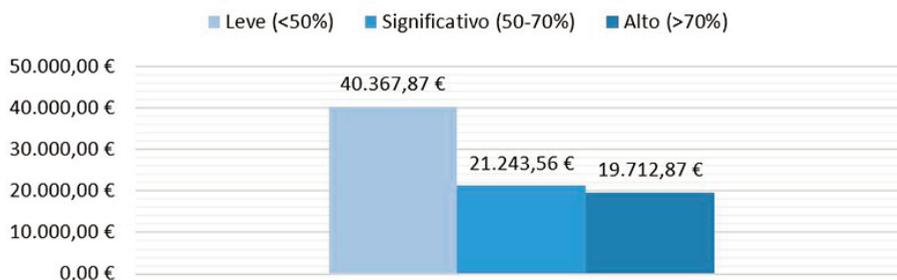
Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías et al. (2016) y la Encuesta de Población Activa del INE.

Todo esto apunta hacia la continuidad de la tendencia a la polarización laboral, si bien, atendiendo a los resultados, no a través de procesos generalizados de sustitución de fuerza laboral humana, sino de la automatización de determinadas tareas de carácter rutinario. Se cumple la hipótesis 5.

### *H<sub>6</sub>. Correlación entre riesgo de automatización y salarios.*

La gráfica 12 recoge la retribución media anual de las ocupaciones agrupadas según su riesgo de automatización. Como se puede apreciar, la remuneración media anual de las ocupaciones con un riesgo leve de automatización es notablemente superior a las de riesgo significativo y alto.

Gráfica 12. Ganancia media anual según el riesgo de automatización (España, 2020).



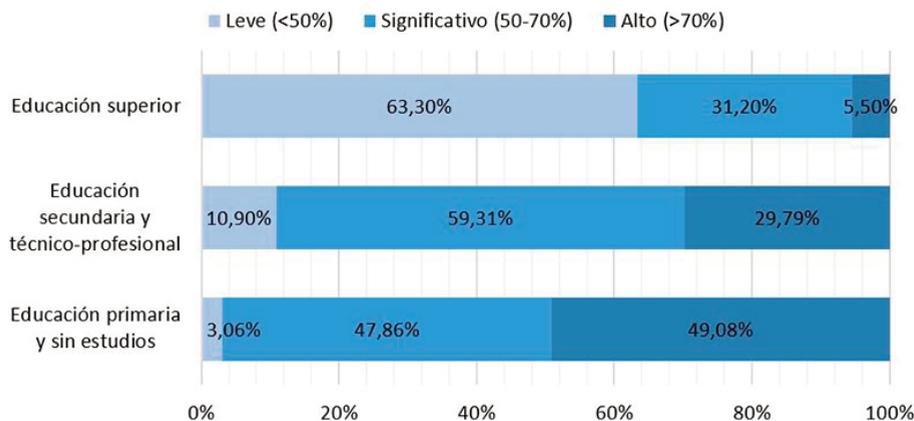
Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías, Bisello, Sarkar y Torrejón (2016) y la Encuesta de Estructura Salarial.

Mientras que aquellas ocupaciones que tienen un riesgo entre significativo y alto tienen una ganancia media anual que se sitúa en torno a los 20.000 euros, las ocupaciones con un riesgo leve elevan su remuneración hasta los 40.000 euros. Es decir, las ocupaciones con menor riesgo de automatización doblan la remuneración de las que tienen un mayor riesgo. Esto tiene una implicación clara: aquellas ocupaciones de mayor remuneración están menos expuestas al riesgo de automatización. Se cumple la hipótesis 6.

*H<sub>7</sub>. El requerimiento de mayor nivel educativo para desempeñar una ocupación implica un menor riesgo de automatización laboral.*

Como muestra la gráfica 13, son aquellos trabajadores que cuentan con una educación primaria o no tienen estudios los que se ocupan en profesiones con un mayor riesgo de automatización (49,08% en riesgo alto y 47,86% en riesgo significativo). Por el contrario, entre aquellos que cuentan con educación superior, el 63,30% están empleados en ocupaciones con un riesgo leve de automatización. Por su parte, entre aquellos que tienen una educación secundaria o técnico-profesional un 59,31% tienen empleos con un riesgo significativo de automatizarse y un 29,79% tienen un riesgo alto.

Gráfica 13. Proporción de trabajadores según su nivel de estudios en ocupaciones con riesgo leve, significativo o alto (España, 2020).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías, Bisello, Sarkar y Torrejón (2016) y la Encuesta de Población Activa del INE.

Estos datos muestran que contar con una educación superior reduce muy notablemente el riesgo de verse afectado por la automatización, mientras que aquellos con niveles formativos inferiores están abocados a implicarse en procesos de recualificación laboral para adaptarse a las necesidades futuras del mercado laboral. Se cumple la hipótesis 7.

## V. DISCUSIÓN

Si en algo convergen los enfoques *tecno-reservados* y *tecno-pragmáticos* es en que la tendencia de polarización laboral es una realidad sobre la cual las innovaciones tecnológicas tienen una especial incidencia. El análisis ha mostrado que se cumple la hipótesis 1, relacionada con las conclusiones obtenidas por Autor (2016) sobre la polarización laboral, ya que en España el empleo de cualificación media ha disminuido un 15,61% desde 1994.

Sin embargo, también se ha podido advertir que la evolución de las tendencias no ha sido homogénea, pudiendo resaltarse dos etapas: 1) la primera, que va de 1994 a 2011, se caracteriza por un acentuado descenso de la proporción de ocupaciones de cualificación media y un incremento sostenido de las ocupaciones de cualificación alta y baja, 2) la segunda, que se desarrolla

desde 2011 hasta 2021, está marcada por una relativa estabilización de la proporción de los tres grupos de cualificación ocupacional.

Pero lo que realmente divide a *tecno-reservados* y *tecno-pragmáticos* no es la existencia de una tendencia de polarización laboral, sino cómo esta efectivamente se produce. Mientras que para los primeros la continua producción de dispositivos tecnológicos cada vez más sofisticados trae consigo procesos de sustitución generalizada de fuerza laboral humana por máquinas, para los *tecno-pragmáticos* el conocimiento tecnológico disponible tan sólo permite que las máquinas ejecuten tareas o conjuntos de tareas caracterizadas por su contenido rutinario y, por tanto, sólo pueden reemplazar a los trabajadores en tareas concretas y específicas.

En este sentido, como apuntaban Anghel, De la Rica y Lacuesta (2014), se ha observado que las ocupaciones que mayor decrecimiento han experimentado son aquellas que tienen una mayor intensidad de tareas rutinarias (cumplimiento de la hipótesis 2). Por contra, aquellas que han tenido un mayor crecimiento son más intensivas en tareas creativas o sociales. Otro hecho destacable es que la tendencia de polarización laboral, como afirmaban Arntz et al. (2016), no ha sido consecuencia de una dinámica generalizada de automatización de ocupaciones completas, sino de tareas simples y rutinarias, ya que la tasa de actividad ha tenido un decrecimiento muy moderado (por debajo de 2 puntos porcentuales).

Además, el análisis también ha revelado que en España se ha producido una dinámica de concentración salarial (hipótesis 3), lo cual está en consonancia con los trabajos de Autor y Dorn (2013) sobre el mercado laboral de los EE. UU.

La educación, como ya planteaban autores como Autor (2015), Tinbergen (1974) o Hidalgo (2019), se muestra como una variable fundamental dentro de las transformaciones de la estructura ocupacional (hipótesis 4). Esto es especialmente reseñable en las ocupaciones de cualificación alta, donde, en el año 2020, 8 de cada 10 trabajadores tienen un nivel educativo superior (mientras que en el año 1995 eran algo menos de 5 de cada 10), lo cual implica que cada vez es más necesario estar altamente formado para acceder a las profesiones con mejores condiciones laborales.

Por otra parte, los resultados que se han obtenido en este trabajo se aproximan a los de Nedelkoska y Quintini (2018) en el caso de riesgo alto de automatización (17,18%), sin embargo, el riesgo significativo obtenido es superior (48,14%), (hipótesis 5). Estos resultados apuntan hacia la continuidad de

la tendencia de polarización laboral en los próximos años, ya que el número ocupaciones en riesgo entre alto y significativo se situaría por encima de los doce millones de profesionales.

Los resultados de la hipótesis 6 se alinean con la afirmación de Arntz et al. (2016) acerca del reparto asimétrico del riesgo de automatización en lo relativo al aspecto salarial. Así, se ha observado que las ocupaciones que cuentan con un riesgo leve de ser automatizadas (<50%) tiene una retribución media anual que es notablemente superior a aquellas que tienen un mayor riesgo de automatización. Esto confirma que los salarios se correlacionan negativamente con el riesgo de automatización.

En este mismo sentido, como también señalaban Arntz et al. (2016), la educación es fundamental en la distribución del riesgo entre los distintos trabajadores y, siguiendo a Shook y Knickrehm (2017), una formación adecuada puede moderar el impacto negativo de la automatización en el empleo (hipótesis 7). Muestra de ello es que casi 5 de cada 10 trabajadores con educación primaria o sin estudios tiene ocupaciones con un riesgo alto de automatización. Por el contrario, 6 de cada 10 trabajadores con educación superior tienen empleos con un riesgo leve de automatización.

## CONCLUSIONES

A lo largo del presente trabajo se ha podido constatar que se está produciendo una dinámica de polarización del empleo en el mercado laboral español. El nuevo ecosistema de división del trabajo entre la fuerza de trabajo humana y la tecnológica está contribuyendo, junto al comercio internacional y la deslocalización productiva, al vaciamiento de unas clases medias que son el soporte de los sistemas democráticos y estados de bienestar occidentales.

Una de las consecuencias de esta polarización laboral es la desigualdad salarial que se produce como resultado de la concentración del empleo en los extremos de la distribución. Así, mientras que en 1995 un 45,43% de los ocupados tenían trabajos de cualificación y remuneración media, en 2019 esta proporción era de un 31,52%. Esta desigualdad salarial se hace evidente al observar que España tiene la segunda tasa de ocupados en riesgo de pobreza relativa más elevada de la UE (un 12,60%, tan sólo por detrás del 15,05% de Rumanía).

Sin embargo, aunque el cambio tecnológico tiene consecuencias importantes sobre el empleo, no es de esperar que se produzca un desempleo tec-

nológico, ya que la automatización se está produciendo en tareas específicas y no en empleos completos. Y si bien es posible que algunas ocupaciones compuestas por conjuntos de tareas reducidos, simples y repetitivos puedan automatizarse completamente reemplazando a la fuerza laboral humana, no se prevé que sea una tendencia generalizada.

Pero también se ha observado que los riesgos y consecuencias derivadas de la automatización no se distribuyen de manera uniforme y equitativa entre la fuerza laboral, ya que la polarización del empleo implica una distribución salarial concentrada en los extremos.

En este sentido, tener un mayor nivel educativo es un factor determinante: no solo permite acceder a empleos de mayor cualificación y salarios, que cuentan con un menor riesgo de automatización, sino que tener habilidades y conocimientos complementarios a la tecnología hace que la productividad del trabajador se incremente. Mientras tanto, aquellos que tienen niveles formativos bajos y destrezas no complementarias a la tecnología, además de acceder a empleos de menor cualificación y salarios, consiguen incrementos productivos menores. La consecuencia es una mayor desigualdad de renta.

El riesgo de automatización de las ocupaciones del mercado laboral español (17,18% en riesgo alto y 48,14% en riesgo significativo) muestra que este proceso de reorganización de la estructura ocupacional continuará desplegándose en el futuro, pero no lo hará asignando sus costes de manera equitativa. Así, los empleos relacionados con un menor riesgo de automatización se concentran en mayor proporción (63%) en ocupaciones desempeñadas por trabajadores con estudios superiores, así como en ocupaciones con una ganancia media anual que duplica la de los empleos con riesgo significativo y alto.

Por otro lado, el conocimiento tecnológico es acumulativo, es decir, la innovación tecnológica nunca parte de cero, sino que surge a partir de las tecnologías disponibles, y la progresiva sofisticación de las nuevas innovaciones digitales aventura que este cambio puede ser mucho más rápido y profundo en el futuro. Por ello es preciso que la intervención de las instituciones públicas se oriente hacia procesos de formación y recualificación que posibiliten la adquisición de conocimientos y habilidades adaptados a la reorganización de la estructura ocupacional, hacia una regulación laboral que proteja a los trabajadores de la precariedad, la flexibilización y la discontinuidad de las nuevas relaciones profesionales, y hacia políticas de protección social y redistribución de la renta que corrijan las consecuencias negativas de la automatización.

El cambio tecnológico está determinado por el sistema político y económico, es expresión de la intervención actores como los gobiernos, los inversores, las empresas y las instituciones financieras. Las decisiones que estos actores toman sobre cómo gestionar las consecuencias de la integración de nuevas tecnologías en el ámbito laboral tiene importantes repercusiones sobre la distribución y desigualdad de los ingresos. No se puede negar las ventajas de la automatización como tampoco ser insensibles a los efectos sociales que pudieran provocar en las personas.

En este sentido, a partir de la asunción de que la economía está integrada por estructuras sociales, Polanyi (2016) acuñó la expresión doble movimiento para referirse a las oleadas de propagación de la economía de mercado y a las posteriores fases de control de su expansión por movimientos institucionalizados de protección social, cívica y laboral. Una contradicción inherente a los requerimientos de una economía de mercado que precisa expandirse ilimitadamente, colisionando con la necesidad social de subsistir de los seres humanos. Esto se expresa en la cuestión del cambio tecnológico a través del interés empresarial de incrementar la productividad y reducir los costes laborales, y la necesidad de los trabajadores de mantener un nivel de ingresos suficiente para vivir dignamente.

Por ello, repensar el papel de los instrumentos de redistribución, así como la integración de nuevas herramientas de protección social toma una especial relevancia en esta nueva oleada que emerge con las renovadas posibilidades tecnológicas de la digitalización. Ante una panorámica que nos muestra que los costes y beneficios del progreso tecnológico no se asignan de manera eficiente y equitativa por sí mismos, es necesario que la intervención de las instituciones públicas aúne progreso y sensibilidad social para alcanzar un mundo mejor.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Acemoglu, D.; Autor, D. (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. Handbook of Labor Economics, in: Ashenfelter, Orley; Card, David (eds.), Handbook of Labor Economics, Elsevier, 4, c. 12, 1043-1171.

<https://economics.mit.edu/sites/default/files/publications/Skills%2C%20Tasks%20and%20Technologies%20-%20Implications%20for%20.pdf>

Acemoglu, D.; Restrepo, P. (2017). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.

<https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/705716>

Adermon, A.; Gustavsson, M. (2015), Job Polarization and Task-Biased Technological Change: Evidence from Sweden, 1975-2005. *Scandinavian Journal of Economics*, 117(3), 878-917.

<https://doi.org/10.1111/sjoe.12109>

Anghel, B.; De la Rica, S.; Lacuesta, A. (2014). The Impact of the Great Recession on Employment Polarization in Spain. *SERIE 5*, 143-171.

<https://doi.org/10.1007/s13209-014-0105-y>

Arntz, M.; Gregory, T.; Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, n°. 189.: OECD Publishing.

<http://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>

Asplund, R.; Barth, E.; Lundborg, P.; Nilsen, K. M. (2011). Polarization of the Nordic Labor Markets. *Danish Economic Papers*, 24(2), 87-110.

<https://EconPapers.repec.org/RePEc:fep:journl:v:24:y:2011:i:2:p:87-110>

Autor, D. H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.

<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.3.3>

Autor, D. H. (2016, septiembre). Will Automation take away all our Jobs? [Archivo de vídeo].

[http://www.ted.com/talks/david\\_autor\\_why\\_are\\_there\\_still\\_so\\_many\\_jobs](http://www.ted.com/talks/david_autor_why_are_there_still_so_many_jobs)

Autor, D. H.; Dorn, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *The American Economic Review*, 103(5), 1553-1597.

<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.103.5.1553>

Autor, D. H.; Levy, F.; Murnane, R. J. (2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration, *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.

<https://economics.mit.edu/files/11574>

Brynjolfsson, E.; McAfee, A. (2012). Race against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy. Digital Frontier Press.

Consoli, D.; Sánchez-Barrioluengo, M. (2016). Polarization and the growth of low-skill employment in Spanish Local Labor Markets. Papers in Evolutionary Economic Geography (PEEG), Utrecht University, Department of Human Geography and Spatial Planning, Group Economic Geography, nº 1628,

<https://EconPapers.repec.org/RePEc:egu:wpaper:1628>

Dauth, W. (2014). Job Polarisation on Local Labor Markets. Technical Report 18, Institute for Employment Research, Paper 18.

<https://doi.org/10.1111/jors.12521>

Doménech, R.; García, J. R.; Montañez, M.; Neut, A. (2018). ¿Cuán vulnerable es el empleo en España a la revolución digital? BBVA Research: Observatorio Económico.

<https://www.bbvaresearch.com/wp-content/uploads/2018/03/Cuan-vulnerable-es-el-empleo-en-Espana-a-la-revolucion-digital.pdf>

Fernández-Macías, E.; Bisello, M.; Sarkar, S.; Torrejón, S. (2016). Methodology of the Construction of Task Indices for the European Jobs Monitor. Eurofound.

<https://www.eurofound.europa.eu/sites/default/files/ef1617en2.pdf>

Fonseca, T.; Lima, F.; Pereira, S. C. (2016). Job Polarisation, Technological Change and Routinisation: Evidence from Portugal.

[https://fenix.tecnico.ulisboa.pt/downloadFile/1689468335561623/paper\\_polarisation.pdf](https://fenix.tecnico.ulisboa.pt/downloadFile/1689468335561623/paper_polarisation.pdf)

Ford, M. (2015). *The Rise of Robots*. Oneworld Publications.

Frey, C. B. (2019). *The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation*. Princeton University Press.

Frey, C. B.; Osborne, M. A. (2013). *The Future of Employment: how Susceptible are Jobs to Computerisation?*. Oxford Martin School.

[https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The\\_Future\\_of\\_Employment.pdf](https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/academic/The_Future_of_Employment.pdf)

Goos, M.; Manning, A. (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain. *Review of Economics and Statistics*, 1, 118-133.

<https://doi.org/10.1162/rest.89.1.118>

Goos, M.; Manning, A.; Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe. *American Economic Review*, 99(2), 58-63.

<https://doi.org/10.1257/aer.99.2.58>

Green, D. A.; Sand, B.M. (2015). Has the Canadian Labour Market Polarized?. *Canadian Journal of Economics*, 48(2), 612-646.

<https://doi.org/10.1111/caje.12145>

Harrigan, J.; Reshef, A.; Toubal, F. (2016). *The March of the Techies: Technology, Trade, and Job Polarisation in France, 1994-2007*. National Bureau of Economic Research. Working Paper 22110.

<https://www.nber.org/papers/w22110>

Hidalgo, M. A. (2019). Cambio tecnológico y renta básica. In Sevilla, Jordi (Coord.). *Reforzar el bienestar social: del ingreso mínimo a la renta básica*. Observatorio Social de la Caixa, 152.

<https://observatoriosociallacaixa.org/-/cambio-tecnologico-y-renta-basica-inf-renta>

Keynes, J. M. [1930(1963)]. Economic Possibilities for Our Grandchildren. In Keynes, J. M. *Essays in Persuasion*. W.W. Norton & Co.. 358-373.

<http://www.econ.yale.edu/smith/econ116a/keynes1.pdf>

Lahera Sánchez, A. (2021). El debate sobre la digitalización y la robotización del trabajo (humano) del futuro: automatización de sustitución, pragmatismo tecnológico, automatización de integración y heteromatización. *Revista española de sociología*, 30(3), a66.

<https://doi.org/10.22325/fes/res.2021.66>

León Llorente, C. (2020). Robotización, ¿solo cambiará el empleo?. *Revista Empresa y Humanismo*, 23(1), 9-33.

<https://doi.org/10.15581/015.XXIII.1.9-33>

Levy, F.; Murnane, R. (2004), *The New Division of Labor: How Computers Are Creating the Next Job Market*, Princeton University Press.

National Science and Technology Council (2016). *Preparing for the Future of Artificial Intelligence*. Createspace Independent Publishing Platform.

<https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/whitehouse.gov/files/documents/Artificial-Intelligence-Automation-Economy.PDF>

Nedelkoska, L.; Quintini G. (2018). *Automation, Skills Use and Training*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers. OECD Publishing, n° 202.

<https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>

OCDE (2017). *OECD Employment Outlook 2017*. OECD Publishing.

[https://doi.org/10.1787/empl\\_outlook-2017-en](https://doi.org/10.1787/empl_outlook-2017-en)

Ortega, A. (2016). *La imparabla marcha de los robots*. Madrid: Alianza Editorial.

Polanyi, K. (2016). *La gran transformación: crítica del liberalismo económico*. Virus Editorial.

Schumpeter, J. A. (2016a). *Capitalismo, Socialismo y Democracia*, vol. 1 (1a ed.). Página indómita.

Schumpeter, Joseph Alois (2016b). *Capitalismo, Socialismo y Democracia*, vol. 2. Barcelona: Página indómita.

Schwab, Klaus (2016). *La cuarta revolución industrial*. Barcelona: Debate.

Shook, E.; Knickrehm, M. (2017). *Harnessing Revolution: Creating the Future Workforce Today*. Accenture.

[https://www.accenture.com/\\_acnmedia/pdf-40/accenture-strategy-harnessing-revolution-pov.pdf](https://www.accenture.com/_acnmedia/pdf-40/accenture-strategy-harnessing-revolution-pov.pdf)

Spitz-Oener, A. (2006). Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure. *Journal of Labor Economics*, 24(2), 235-270.

<https://doi.org/10.1086/499972>

Stewart, K.; Deshpande, A.; Hoorens, S.; Gunashekar, S. (2019). Advanced Robotics. Implications of Game-Changing Technologies in the Service Sectors. Eurofound Working Paper WPEF19001.

Storrie, D. (2019). The Future of Manufacturing in Europe, Eurofound. Publications Office of the European Union

<https://www.eurofound.europa.eu/publications/report/2019/the-future--of-manufacturing-in-europe>

Susskind, D. (2020). A World without Work. Technology, Automation and How we Should Respond. Henry Holt & Company.

Tinbergen, J. (1974). Substitution of Graduate by other Labour. *Kyklos: International Review for Social Sciences*, 27(2), 217-226.

<https://doi.org/10.1111/j.1467-6435.1974.tb01903.x>

Vilaplana, F.; Stein, G. (2020). Digitalización y personas. *Revista Empresa y Humanismo*, 23(1), 113-137.

<https://doi.org/10.15581/015.XXIII.1.113-137>

Von James, M.; Chui, M.; Miremadi, M.; Bughin, J.; George, K.; Willmott, P.; Dewhurst, M. (2017). A Future that Works: Automation, Employment, and Productivity. McKinsey & Company. McKinsey Global Institute.

<https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works-Executive-summary.ashx>

## ANEXO

Tabla 3. Equivalencia entre ISCO-08 y CNO-11.

ISCO-08	CNO-11
1. Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos y personal directivo de la administración pública y de empresas	1. Directores y gerentes
2. Profesionales científicos e intelectuales	2. Técnicos y profesionales científicos e intelectuales
3. Técnicos y profesionales asociados	3. Técnicos y profesionales de apoyo
4. Empleados de oficina	4. Empleados contables, administrativos y otros empleados de oficina
5. Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados	5. Trabajadores de los servicios de restauración, personales, protección y vendedores
6. Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios y pesquero	6. Trabajadores cualificados en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero
7. Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios	7. Artesanos y trabajadores cualificados de las industrias manufactureras y la construcción
8. Operadores de instalaciones y máquinas y montadores	8. Operadores de instalaciones y maquinaria, y montadores
9. Trabajadores no calificados	9. Ocupaciones elementales

Fuente: elaboración propia a partir de ILOSTAT.

Tabla 4. Agrupación de las ocupaciones en cualificaciones alta, media y baja.

Nivel de cualificación	CNO-11
Cualificación alta	1. Directores y gerentes 2. Técnicos y profesionales científicos e intelectuales 3. Técnicos y profesionales de apoyo
Cualificación media	4. Empleados contables, administrativos y otros empleados de oficina 6. Trabajadores cualificados en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero 7. Artesanos y trabajadores cualificados de las industrias manufactureras y la construcción 8. Operadores de instalaciones y maquinaria, y montadores
Cualificación baja	5. Trabajadores de los servicios de restauración, personales, protección y vendedores 9. Ocupaciones elementales

Fuente: elaboración propia a partir de la CNO-11.

Tabla 5. Índice de tareas e índice de riesgo de automatización.

ISCO-08	Creatividad	Social	Rutina	Riesgo de automatización
11. Jefes Ejecutivos, Altos Funcionarios y Legisladores	0.92	0.68	0.48	0.30
12. Gerentes administrativos y comerciales	0.85	0.55	0.45	0.35
13. Directores de producción y servicios especializados	0.91	0.65	0.51	0.32
14. Gerentes de hotelería, comercio y otros servicios	0.75	0.57	0.49	0.39
21. Profesionales de la ciencia y la ingeniería	0.80	0.47	0.54	0.42
22. Profesionales de la salud	0.70	0.68	0.63	0.42
23. Profesionales de la enseñanza	0.74	0.60	0.54	0.40
24. Profesionales de los negocios y la administración	0.78	0.55	0.50	0.39
25. Profesionales de la tecnología de la información y las comunicaciones	0.76	0.45	0.51	0.44
26. Profesionales del derecho, la sociedad y la cultura	0.77	0.52	0.51	0.41
31. Profesionales asociados de la ciencia y la ingeniería	0.63	0.42	0.58	0.51
32. Profesionales asociados de la salud	0.56	0.61	0.65	0.49
33. Profesionales Asociados de Negocios y Administración	0.66	0.50	0.49	0.44
34. Profesionales asociados jurídicos, sociales, culturales y afines	0.63	0.55	0.55	0.46
35. Técnicos de información y comunicación	0.68	0.41	0.57	0.50
41. Empleados Generales y de Teclado	0.46	0.35	0.53	0.58
42. Empleados del servicio de atención al cliente	0.35	0.50	0.49	0.55
43. Empleados de registro numérico y material	0.48	0.41	0.52	0.55
44. Otros trabajadores de apoyo administrativo	0.43	0.38	0.52	0.57
51. Trabajadores de servicios personales	0.50	0.48	0.52	0.51
52. Trabajadores de ventas	0.45	0.43	0.45	0.52
53. Trabajadores de cuidados personales	0.36	0.42	0.47	0.56
54. Trabajadores de servicios de protección	0.40	0.51	0.55	0.55
61. Trabajadores agrícolas cualificados orientados al mercado	0.66	0.28	0.57	0.55
62. Trabajadores forestales, pesqueros y cazadores cualificados y orientados al mercado	0.59	0.35	0.70	0.59
63. Agricultores, pescadores, cazadores y recolectores de subsistencia	0.69	0.24	0.65	0.58
71. Trabajadores de la construcción y oficios conexos (excluidos los electricistas)	0.42	0.27	0.60	0.64
72. Trabajadores de la industria metalúrgica, maquinaria y oficios conexos	0.50	0.30	0.63	0.61
73. Trabajadores de artesanía e imprenta	0.60	0.31	0.62	0.57
74. Trabajadores de los sectores eléctrico y electrónico	0.57	0.39	0.65	0.56
75. Trabajadores de la industria alimentaria, la carpintería, la confección y otras artesanías y oficios conexos	0.54	0.35	0.61	0.57
81. Operadores de plantas y máquinas estacionarias	0.32	0.20	0.59	0.69
82. Ensambladores	0.31	0.19	0.62	0.71

ISCO-08	Creatividad	Social	Rutina	Riesgo de automatización
83. Conductores y operadores de plantas móviles	0.27	0.21	0.53	0.68
91. Limpiadores y Ayudantes	0.22	0.21	0.43	0.67
92. Trabajadores agrícolas, forestales y pesquero	0.42	0.21	0.57	0.65
93. Trabajadores de la minería, la construcción, la manufactura y el transporte	0.15	0.18	0.56	0.74
94. Ayudantes de preparación de alimentos	0.18	0.19	0.49	0.71
95. Trabajadores de ventas y servicios en la calle y afines	0.42	0.29	0.34	0.55
96. Trabajadores de la basura y otros trabajadores elementales	0.22	0.30	0.47	0.65
Media	0.64	0.36	0.52	

Fuente: elaboración propia a partir de datos de Fernández-Macías, Bisello, Sarkar y Torrejón (2016).