

EL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN Y LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL EMPLEO DEL SECTOR AGROALIMENTARIO ESPAÑOL

Orden AAA/1579/2012 de julio y orden AAA/1239/2015 de 25 de junio. Convocatoria 2024"



**Facultad de Ciencias
Económicas y Empresariales**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

EL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN Y LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL EMPLEO DEL SECTOR AGROALIMENTARIO ESPAÑOL

AUTORES:

**JULIMAR DA SILVA BICHARA
JAVIER BAQUERO PÉREZ
ERNESTO RODRÍGUEZ CRESPO
MIGUEL ÁNGEL CASAÚ GUIRAO**

ÍNDICE

1)	Introducción.....	8
1.1.	Motivación	8
1.2.	Objetivos específicos.....	14
2)	Marco teórico y conceptual.....	18
2.1.	El sector agroalimentario español: Una visión panorámica	18
2.2.	Revisión de la literatura nacional e internacional	28
2.2.1.	Evidencia sobre automatización.....	29
2.2.2.	Evidencia sobre la Inteligencia Artificial.....	31
2.2.3.	Evidencia experimental sobre la Inteligencia Artificial.....	37
2.2.4.	Impacto de la inteligencia artificial y la automatización en términos de género.....	40
2.2.5.	Oligopolio y poder de mercado ante la inteligencia artificial	43
2.2.6.	Principales estrategias políticas en relación con la inteligencia artificial y la automatización	48
3)	Cálculo del riesgo de exposición de las ocupaciones a través de los textos de las patentes.....	57
3.1.	Objetivos y metodología.....	57
3.2.	Clasificación ISCO-08	59
3.3.	Resultados por ocupación	59
3.4.	Resultados por nivel de formación	64
3.5.	Resultados por percentil de probabilidad de búsqueda	66
3.6.	Implicación de los resultados obtenidos.....	66
4)	Cálculo de la automatización potencial a partir de la tecnología GPT	69
4.1.	Introducción: la potencial automatización con el uso de la IA	69
4.2.	Cálculo de los scores de automatización a través de la descripción de tareas	69
4.3.	Cálculo del score de automatización según la descripción	72
4.4.	Cálculo de los scores por tareas y comparación con la descripción.....	80
4.5.	Comparación entre cálculo con tareas y descripción	82
4.6.	Clasificación por heterogeneidad de tareas.....	91

4.7. Ocupaciones en riesgo de automatización y posibles aumentos de productividad	95
4.8. Tiempo productivo ahorrado para cada ocupación y posibles implicaciones	100
5) Una visión global sobre las nuevas tecnologías y su impacto sobre el empleo	108
5.1. Complementariedad entre la automatización y la Inteligencia Artificial	108
5.2. Impacto sobre el volumen de nuevos contratos laborales	114
5.3. Explicación de los resultados obtenidos desde un enfoque de género	121
5.4. Explicación de los resultados desde el punto de vista de la industria	124
6) Recomendaciones de política	131
7) Conclusiones	154
Referencias	160

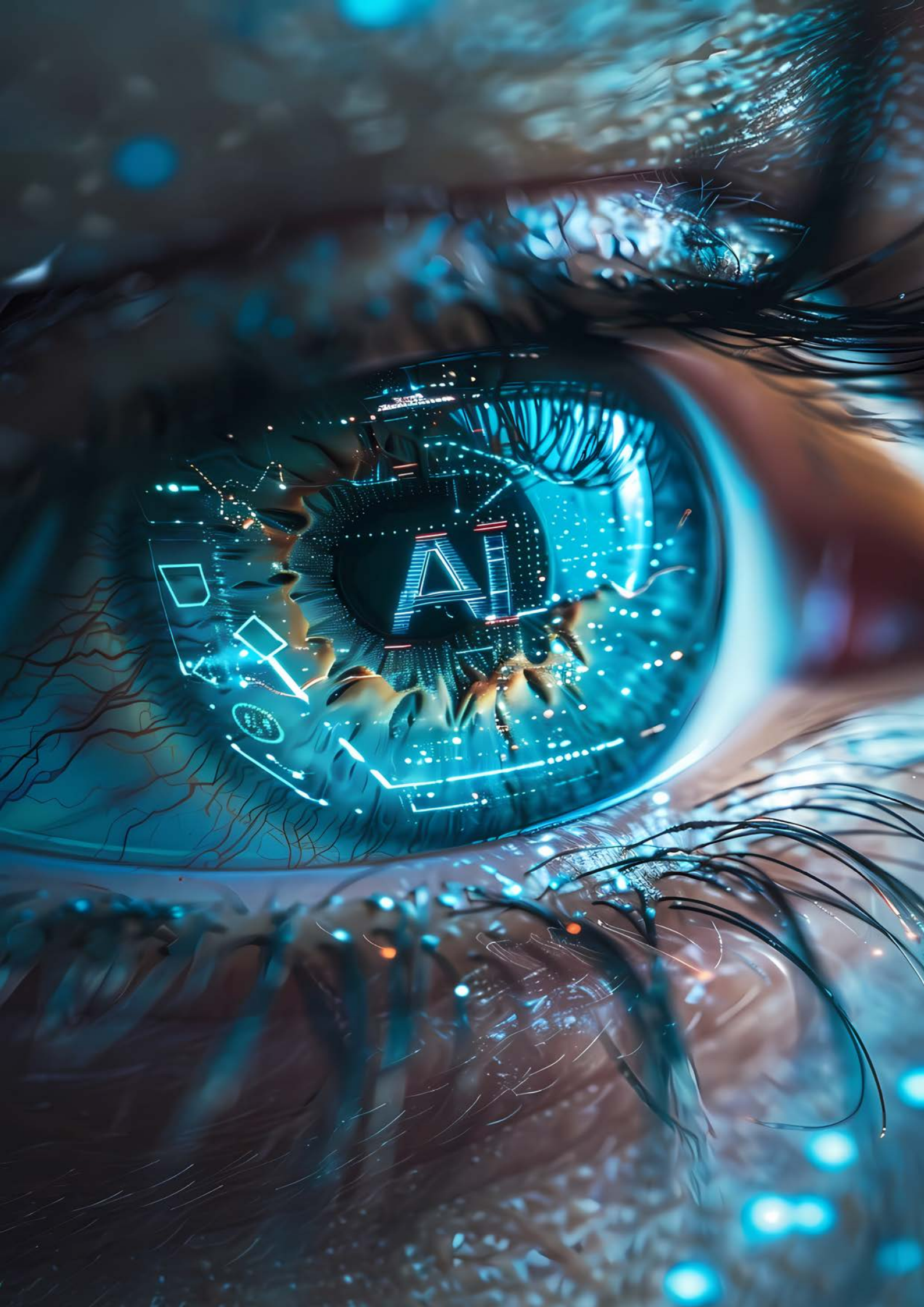
ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en España durante el período 2008-2023, miles de personas	19
Figura 2.2. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en agricultura, ganadería y pesca en España durante el período 2008-2022, miles de personas.....	20
Figura 2.3. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en la industria de la alimentación, bebidas y tabaco en España durante el período 2008-2023, miles de personas.....	20
Figura 2.4. Personas ocupadas en España por CON para ocupaciones seleccionadas durante el período 2011-2023, miles de personas.....	21
Figura 2.5. Mujeres ocupadas en el sector agroindustrial español durante el período 2011-2023, porcentaje.....	23
Figura 2.6. Evolución del gasto en Formación Bruta de Capital Fijo para el sector agroindustrial en España durante el período 1995-2022, porcentaje sobre el valor de la producción.....	24
Figura 2.7. Evolución del gasto en programas informáticos y base de datos en el sector agroindustrial español durante el período 1995-2022, porcentaje sobre el valor de la producción	25
Figura 2.8. Evolución del gasto en programas informáticos y base de datos en el sector agroindustrial español durante el período 1995-2022 medida en Formación Bruta de Capital Fijo, porcentaje sobre el valor de la producción	25
Figura 2.9. Empresas que emplean tecnologías de Inteligencia Artificial en España en 2023, porcentaje.....	25
Figura 2.10. Muestra de convenios colectivos del sector de agroindustrial español en 2023, porcentaje de convenios con cláusulas relativas a formación y tecnologías	27
Figura 3.1. Probabilidad promedio para las ocupaciones por código ISCO-08	60
Figura 3.2. Análisis de la distribución por quintiles de la probabilidad promedio	64
Figura 3.3. Relación entre la probabilidad de búsquedas y el nivel de formación	65
Tabla 3.2. Desglose de la probabilidad de búsqueda por percentil	66
Figura 4.1. Desviación típica del cálculo por descripción de ocupaciones según la clasificación ISCO-08.....	74
Figura 4.2. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 1 de formación según la clasificación ISCO-08.....	76

Figura 4.3. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 2 de formación según la clasificación ISCO-08.....	76
Figura 4.4. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 2 de formación según la clasificación ISCO-08.....	77
Figura 4.5. Scores de automatización por tecnología GPT calculados por tareas de cada ocupación según el nivel de formación	82
Figura 4.6. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones	83
Figura 4.7. Diferencias entre el cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones	83
Figura 4.8. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 1	85
Figura 4.9. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 2	85
Figura 4.10. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 3	86
Figura 4.11. Quintil de ocupaciones con menor nivel de automatización potencial con tecnología GPT calculados por tareas.....	87
Figura 4.12. Quintil de ocupaciones con mayor nivel de automatización potencial con tecnología GPT calculados por tareas.....	88
Figura 4.13. Quintil de tareas con menor nivel de automatización potencial con tecnología GPT	89
Figura 4.14. Quintil de tareas con mayor nivel de automatización potencial con tecnología GPT	90
Figura 4.15. Comparación de ahorro de tiempo productivo (sobre 1) y nivel de automatización por GPT calculado por tareas	102
Figura 4.16. Proporción de tiempo productivo necesario (sobre 1) para realizar las tareas de cada ocupación utilizando tecnología GPT, según la clasificación ISCO-08	103
Figura 4.17. Horas de trabajo ahorradas por tecnología GPT en una jornada semanal de 40 horas.....	104
Figura 5.1. Distribución porcentual del número de contratos del sector agroalimentario pertenecientes a la industria, 2014–2023 (Media de la industria vs total)	126

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Grupos de ocupaciones pertenecientes al grupo J en la CNO-11	22
Tabla 3.1. Probabilidad y desviación estándar de la exposición por ocupaciones	61
Tabla 4.1. Ejemplo de descripción de ocupaciones en la clasificación ISCO-08.....	72
Tabla 4.2. Ejemplo del cálculo de scores de automatización de ocupaciones a través de las tareas de la clasificación ISCO-08.....	81
Tabla 4.3. Ejemplo de cálculo de la puntuación de automatización por GPT según el emplazamiento de sus tareas dentro de la distribución.....	91
Tabla 4.4. Límite de los quintiles de automatización por GPT en la distribución de tareas	92
Tabla 4.5. Clasificación de ocupaciones teniendo en cuenta la heterogeneidad de tareas	93
Tabla 4.6. Rúbrica de situación de las ocupaciones en cuanto a la tecnología GPT	97
Tabla 5.1. Rúbrica de riesgo de automatización mediante la conjunción de las dos metodologías utilizadas (caps. 3 y 4)	111
Tabla 5.2. Contratos en equivalencia de jornada completa no ejecutados en un escenario de sustitución por tecnología GPT	116
Tabla 5.3. Contratos no ejecutados (en equivalencia a tiempo completo) por la automatización y la Inteligencia artificial en términos absolutos y en porcentaje.	120
Tabla 5.4. Resultados por género obtenidos bajo la metodología de análisis de patentes y scores por tecnología GPT (caps. 3 y 4)	122
Tabla 5.6. Promedio de los <i>scores</i> obtenidos por análisis por patentes y tecnología y número de contratos no ejecutados en la industria en comparación con el total del sector agroalimentario.....	127
Tabla 5.7. Distribución de género en las ocupaciones asociadas a la industria perteneciente al sector agroalimentario (porcentaje)	128



1) Introducción

1.1. Motivación

El uso de la Inteligencia Artificial (IA) y la automatización en los procesos productivos empresariales se está incrementando de forma exponencial, lo que a su vez origina cambios profundos en las relaciones laborales (Brynjolfsson y McAfee, 2011). En su rol de instituciones garantes de unas relaciones laborales efectivas entre los diferentes agentes del proceso productivo, a los sindicatos les preocupa tanto la magnitud como las consecuencias de esos cambios, no solo en términos de desempleo y salarios (Frey y Osborne, 2017), sino también desigualdad. Entender e interpretar estos efectos de una manera efectiva resulta crucial en el ámbito de las relaciones laborales, de cara a originar un diálogo social fructífero.

En España, en 2017, las principales centrales sindicales dentro de su rol garante de un entorno propicio para las políticas laborales ya anticipaban una cierta preocupación acerca de las consecuencias del impacto de estas nuevas tecnologías digitales en términos de empleo: (a) pérdidas de empleo causadas por la automatización; (b) fragmentación del mercado laboral; (c) empeoramiento de la calidad de los empleos; (d) refuerzo de la capacidad de control de la dirección (vigilancia digital, protección de datos...); (e) efectos sobre la salud y la seguridad; (f) deterioro de las relaciones laborales y nuevas formas de empleo atípico (en particular con la economía de plataformas); y (g) profundización de los desafíos sociales, como el desempleo y el aumento de las desigualdades (incluidas las brechas de género); la desregulación (legislación laboral, fijación de salarios, negociación colectiva...); la erosión fiscal, la financiación de la protección social; y la creciente polarización social (Confederación Sindical de Comisiones Obreras y Unión General de Trabajadores, 2017).

En un ámbito académico, la sociedad no se encuentra ajena a ese debate, ya que su preocupación se plasma en el número cada vez más elevado de estudios que tratan de estimar y evaluar el impacto de estas transformaciones digitales en el empleo. Sin embargo, a pesar de ello, no existe consenso universal en la literatura

académica sobre sus efectos. Algunos estudios, sobre todo aquellos que siguieron las conclusiones pesimistas ya presentadas por Frey y Osborne (2017), estiman que alrededor del 47% de la fuerza de trabajo de los Estados Unidos estaría en elevado riesgo de pérdida de sus puestos de trabajo por sustitución de las tecnologías emergentes (donde se incluyen tanto robotización como IA). Para España, los resultados al reproducir esa metodología por parte de dos centros de investigación (BBVA Research, 2018; y Caixabank Research, 2016) han estimado, respectivamente, un impacto del 36% y 43 de estas nuevas tecnologías sobre la fuerza de trabajo en España, que pasaría a estar en alto riesgo de reemplazo.

Recientemente el FMI¹ ha estimado que la IA afectará alrededor del 40% de los empleos en todo el mundo, sustituyendo a algunos empleos, pero a su vez complementando a otros ya existentes al crear nuevos puestos de trabajo. Sin embargo, a pesar del importante debate que ha suscitado el trabajo seminal de Frey y Osborne (2017), la dinámica tecnológica no ha parado de crecer debido a la intensidad del proceso innovador. En lo relativo a su capacidad para sustituir al trabajo, al menos en lo que al número de tareas se refiere, el número de estudios se ha incrementado exponencialmente, llevando a considerar que las evidencias presentadas hasta 2023 podrían quedarse, de alguna forma, obsoletos (Comunale y Manera, 2024).

Uno de los principales problemas en la actualidad que surgen al estudiar los efectos de la IA y la automatización sobre el empleo y las relaciones laborales no es otro que su carácter dinámico y volátil, lo que añade incertidumbre y elevados grados de imprevisibilidad. Tal y como indica el FMI (2024), “es difícil predecir qué empleos, tareas y competencias se verán potencialmente afectados, tanto positiva como negativamente, por la IA y su evolución”.

Acemoglu y Restrepo (2021)² estudian el empleo en Estados Unidos distinguiendo el sector de actividad económica durante el periodo 1987-2016, tratando de explicar su evolución considerando la introducción de automatización en proceso productivo (robots, maquinas especializadas y softwares). Sus resultados

¹ <https://www.imf.org/es/Blogs/Articles/2024/01/14/ai-will-transform-the-global-economy-lets-make-sure-it-benefits-humanity>

² Véase Acemoglu y Rastrepo (2021), pagina 18, figura 4.

muestran que las tareas asociadas a la agricultura y la ganadería serían las que menos riesgo tienen de reemplazo por automatización. Por otro lado, muestran que los empleos de la industria de la alimentación se sitúan entre los de mayor riesgo de desplazamiento por automatización, y este riesgo sería sólo inferior al estimado para categorías como la industria automovilística, servicios de ordenadores y productos plásticos. Su principal conclusión es que se podría explicar el 50% de la variación de la participación del trabajo (medida en términos de tareas) debido a la acción de las tecnologías de automatización durante el periodo de 1980 y 2016 en los sectores productivos de los Estados Unidos. Además, esa transformación tecnológica también explicaría la evolución de la estructura salarial y estaría a su vez negativamente relacionada con el salario de las tareas reemplazadas³.

En un estudio de carácter más reciente, se tiene en cuenta la irrupción de la IA través de Chat GPT, la IA Generativa (IA Gen) y muchas otras herramientas que pueden utilizarse para mejorar la calidad de vida de las personas trabajadoras o para reducir el empleo y la calidad de las relaciones laborales. En este sentido, Ellingrud et al. (2023) estiman el impacto de la automatización y la automatización ampliada por la IA en el empleo en Estados Unidos por sectores de actividad económica. Sus resultados muestran que la automatización puede sustituir el 21,5% de las horas trabajadas hasta 2030; mientras que ese volumen aumentaría hasta el 29,5% añadiendo el impacto de la IA. Por sectores, la agricultura se encuentra en el promedio de porcentaje de horas automatizables, aunque por detrás de las ocupaciones relacionadas con el trabajo en oficinas, servicios de alimentación, producción (que incluiría trabajadores del sector industrial), instalación y reparación de máquinas, construcción y profesionales de administración y jurídicos – todos ellos con un porcentaje superior a la media y a la agricultura (alrededor del 31%).

³ También muestra que “El estudio revela que los hombres sin título universitario han experimentado los niveles más altos de desplazamiento de tareas, así como importantes disminuciones de los salarios reales, mientras que los hombres y las mujeres con un título de posgrado y las mujeres con un título universitario han estado sujetos a un desplazamiento de tareas insignificante y han disfrutado de un sólido crecimiento de los salarios reales. Una vez más, estos patrones se explican por el componente de desplazamiento de tareas impulsado por las tecnologías de automatización.” (Acemoglu y Restrepo, 2021: 21).

A su vez, resulta interesante destacar que la automatización presenta una mayor incidencia sobre las horas trabajadas que la IA Gen en casi todos los sectores, a excepción de aquellos sectores en los que las tareas exigen un mayor nivel de formación, como los profesionales STEM, la educación y formación, la gestión de artes y creación, los gestores y la abogacía. Por otro lado, la agricultura es el sector que presenta un menor impacto de la IA Gen.

Considerando sólo la automatización, el estudio de Ellingrud et al. (2023) muestran que el sector de la agricultura se encuentra entre los más afectados en términos de número de horas bajo riesgo de desplazamiento tecnológico, junto con las personas trabajadoras de oficinas, servicios de alimentación, trabajadores de la producción (que incluiría trabajadores del sector industrial), instalación y reparación de máquinas. La industria en general y la de la alimentación en particular se sitúan entre los sectores con mayor grado de exposición a los riesgos de la automatización y la IA Gen⁴.

Aunque es una preocupación creciente en la sociedad española, prácticamente no hay estudios que evalúen el impacto potencial de los efectos de la automatización y AI en las relaciones laborales para España en general y, para el sector agroindustrial español, en particular⁵. Hay estudios de finales de la década pasada, que utilizando la metodología de Frey y Osborne (2017), que ya ha quedado obsoleta después de la IA, han tratado de estimar el impacto de la automatización en el empleo en España⁶.

Esta perspectiva cambiante se pone de manifiesto en las evidencias más recientes existentes en la literatura económica, que muestran que IA tiene un impacto potencialmente más intenso en los empleos que requieren mayor formación. En la actividad productiva, la IA puede utilizarse en multitud de tareas, que abarcan desde la gestión de datos hasta la realización de funciones como las finanzas y la contabilidad internas, la automatización de tareas, la gestión de la producción, la cadena de suministro y la contratación, hasta la incorporación del aprendizaje

⁴ Véase: [Industry level automation exposure in North Carolina and what it means | NC Commerce](#).

⁵ A lo largo de este estudio, el sector agroindustrial se refiere a los sectores CNAE 01, 02, 03, 10, 11 y 12.

⁶ CaixaBank Research (2016), BBVA Research (2018).

automático para la inteligencia empresarial, la previsión de ventas y la garantía de seguridad. Es decir, históricamente, la introducción de nuevas tecnologías en la actividad productiva ha impactado en los trabajos rutinarios y de menos cualificación (Autor, 2015). Sin embargo, una de las características diferenciadoras de la revolución tecnológica que se está viviendo especialmente desde 2022, momento en el que se introdujo la tecnología Chat GPT, es su incidencia en trabajos de alta cualificación.

Por ello, es importante definir los conceptos de Learning Machine (LM) y Generative AI (Gen-AI):

- LM es un subconjunto de la IA que incluye sistemas o modelos supervisados, no supervisados e iterativo.
 - o El sistema supervisado busca soluciones en modelos con datos etiquetados y algoritmos predeterminados (ejemplos, detector de emails spam, etc.);
 - o El no supervisado utiliza datos sin etiquetar y busca patrones y características sin instrucciones explícitas o categorías preexistentes (ejemplo, reconocimiento de imágenes, marketing digital a partir de la colecta masiva de datos proveniente de redes sociales y crear campañas de publicidad segmentadas, etc.);
 - o El aprendizaje iterativo se refiere a un sistema que busca soluciones a partir de ensayo y error, retroalimentando el análisis de datos (Ej. coches autónomos, diagnóstico médico, reconocimiento facial, etc.)
- Gen AI: Inteligencia Artificial creativa, es decir, que puede crear contenido incluyendo textos, imágenes, videos, simulaciones, códigos, audio, etc. Ejemplos con el Chat GPT, DALL-E, Google Bard.

Estas tecnologías forman parte de las llamadas tecnologías de producción digital avanzadas (ADP por sus siglas en inglés), o Industria 4.0,⁷ debido a que se asocian a la cuarta revolución industrial. Según la UNIDO (2019) estas tecnologías se definen como las tecnologías que combinan hardware (robots avanzados),

⁷ Se hará uso en sentido amplio a lo largo del informe de industria 4.0, tecnologías de producción digital avanzada, automatización o digitalización de manera intercambiable.

software (big data, computación en la nube o inteligencia artificial) y conectividad (internet de las cosas) y que han dado lugar a la producción inteligente.

En este contexto, esta investigación tiene por objetivo realizar un análisis de la exposición potencial de ocupaciones y tareas a la automatización y la IA Generativa (IA Gen), así como las posibles implicaciones de dicha exposición para la cantidad y calidad del empleo del sector agroalimentario español.

Los estudios previos que tratan de analizar el impacto de estas transformaciones tecnológicas en el empleo y en las relaciones laborales de los españoles resultan muy escasos, sobre todo en análisis sectoriales, como es el caso del sector agroalimentario, objeto del estudio en cuestión.

Desde el punto de vista metodológico, se utilizará modelización estadística consistente con la literatura previa para estimar, en primer lugar, el impacto de la automatización (Webb, 2020) y, en segundo lugar, las puntuaciones de exposición potencial a nivel de ocupación (OIT, 2023). En la siguiente etapa se estimarán los posibles impactos en el empleo del sector agroalimentario español. Cabe destacar que el sector primario resulta de carácter esencial estratégico debido a la obtención y elaboración de los productos alimenticios, si bien la progresiva terciarización de las economías desarrolladas, entre las que se encuentra la economía española, se ha orientado progresivamente hacia la terciarización (García-Delgado et al., 2023), dejando en un segundo plano el sector primario desde un punto de vista de análisis conceptual.

Se espera que dichas estimaciones sirvan de guía para que los interlocutores y agentes sociales puedan diseñar de manera proactiva y eficiente una estrategia de actuación que apoye transiciones ordenadas, justas e inclusivas, en lugar de abordar el cambio de manera reactiva. Además, también pueden servir para que a nivel gubernamental se establezcan medidas de políticas del mercado de trabajo, y que sobre todo favorezca a las políticas activas, para favorecer a su vez a las personas trabajadoras del sector agroalimentario español mediante la formación y la mejora en la eficiencia del mercado de laboral. Este análisis resulta de carácter relevante por los siguientes motivos: en primer lugar, por el énfasis que se hace en un empleo de calidad, materializado en iniciativas institucionales como los

Objetivos de Desarrollo Sostenible y, en segundo lugar, debido a que en la literatura académica no existe un consenso universal acerca del impacto de la tecnología sobre el empleo.

Además, cabe destacar que las tecnologías emergentes, entre las que se encuentran por ejemplo la automatización e IA, cuentan con una desventaja importante en cuanto a las posibles fuentes de obtención de datos en comparación con las tecnologías tradicionales, que poseen una mayor disponibilidad. Por tanto, realizar iniciativas específicas que posibiliten el tratamiento de datos resulta crucial a la hora de establecer acciones de política pública relevantes y contribuir a la literatura existente.

1.2. Objetivos específicos

1. Estimar el impacto de la **automatización y la IA** en el sector agroalimentario a partir de diferentes fuentes de información:
 - a. Análisis estadístico descriptiva de las diferentes ocupaciones según la Clasificación Nacional de Ocupaciones (en lo sucesivo CNO-11), a cuatro dígitos, para el sector agroalimentario.
 - b. A partir de la información a cuatro dígitos de la CNO2011, asignar a cada ocupado de la Encuesta de Población Activa (en lo sucesivo EPA) la probabilidad de automatización de la ocupación específica que desempeña en el sector agroalimentario español.
 - c. Estimar el impacto en la cantidad del empleo en el sector agroalimentario, incorporando la perspectiva de género en el análisis, lo que permitirá obtener efectos diferenciados para hombres y mujeres.
2. Realizar una propuesta de **política pública** para favorecer una transición ordenada, justa e inclusiva.
 - a. Analizar las necesidades formativas y la cartera de servicios a las personas ocupadas en el sector agroalimentario español.
 - b. Identificación de cláusulas concretas en los convenios colectivos a partir de una muestra de los convenios más representativos del sector, sobre todo las relacionadas a la IA, automatización y formativas.

- i. Proponer medidas para que los convenios colectivos actúen amortiguando los posibles efectos negativos de la IA y automatización en las personas ocupadas del sector.
- ii. A partir de los resultados del objetivo 1c y del 2a y 2b, se identificarán estrategias de política laboral incorporando la perspectiva de género, tratando de identificar las características específicas para mujeres y hombres, lo que facilitará la formulación de políticas de empleo igualitarias e inclusivas.

Para alcanzar el objetivo 1, es necesario realizar un estudio estadístico detallado y específico para el sector agroalimentario español. Se tomará como referencia la clasificación CNO-11 para delimitar las ocupaciones y tareas, así como su correspondencia con la ocupación de la EPA-INE y, posteriormente, realizar estimaciones econométricas consistentes y robustas sobre la probabilidad de incidencia de la IA y la automatización sobre el empleo.

Los resultados obtenidos en las estimaciones del objetivo 1 serán utilizados para identificar las actuaciones contempladas en el objetivo 2 de modo general. De modo específico, la identificación de las ocupaciones más vulnerables al cambio tecnológico y las características de las personas ocupadas permitirá diseñar una propuesta de políticas laborales activas, fundamentalmente relacionadas con la formación (objetivo 2a), orientadas a favorecer la empleabilidad de este colectivo.

Para llevar a cabo el objetivo 2b, se realizará un análisis del contenido de una muestra representativa de convenios colectivos del sector en materia formativa, automatización e IA. Se trata de identificar cómo la negociación colectiva está actuando frente al desafío que proponen la adopción de tecnologías disruptivas como la automatización y la IA en el sector agroalimentario español, identificando estrategias y medidas que pueden, sobre todo, anticipar las posibles consecuencias negativas para el colectivo de trabajadores pertenecientes al sector agroalimentario español.

A parte de esa introducción, el estudio presenta a continuación una revisión de la literatura empírica sobre los efectos de la automatización y la IA sobre las

relaciones laborales; posteriormente se caracteriza brevemente el sector agroindustrial destacando la evolución reciente de variables como la ocupación, la inversión en tecnologías digitales y la negociación colectiva en materia de automatización e IA.





2) Marco teórico y conceptual

2.1. El sector agroalimentario español: Una visión panorámica

Este apartado tiene por objetivo caracterizar de forma resumida el sector agroindustrial español, destacando su importancia económica desde el punto de vista de la producción y la ocupación, así como el uso de nuevas tecnologías. Además, se tratará también de analizar la incidencia de cláusulas de formación e incorporación de nuevas tecnologías existentes en los diferentes convenios colectivos vigentes en el sector a partir de las hojas estadísticas de la CCNCC-REGCON.

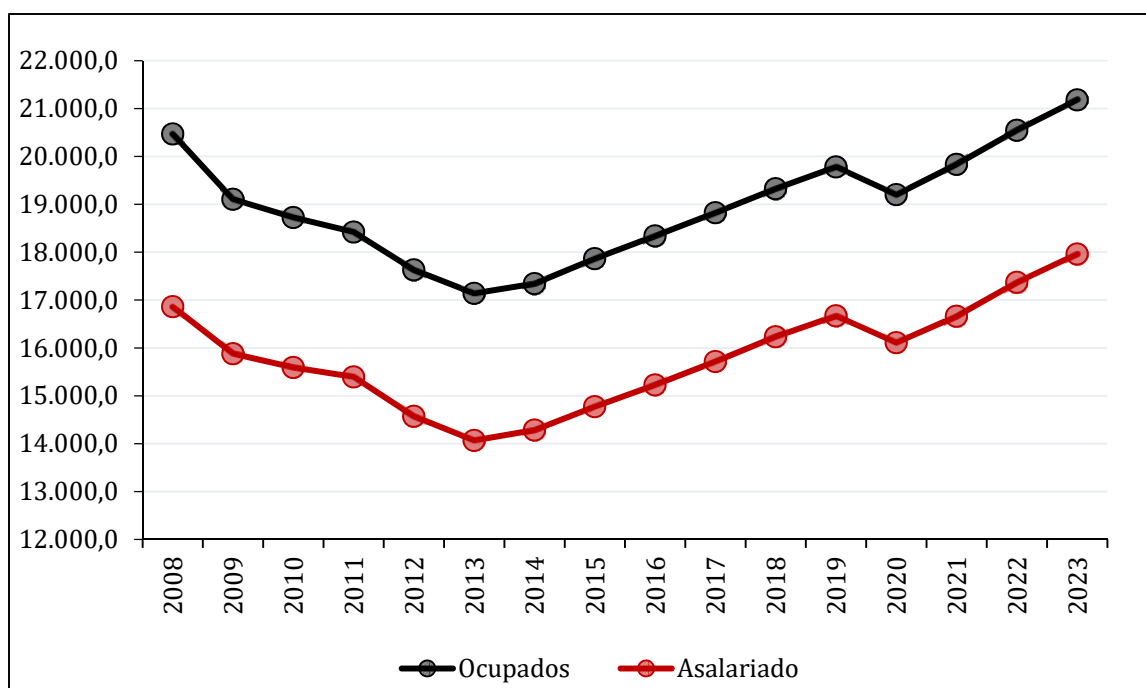
La industria de la alimentación, bebidas y tabaco (CNAE 10-12) es la principal rama manufacturera del sector industrial español, representando el 23,9% del valor total de la producción de la industria manufacturera española y alrededor del 6,1% del total de la economía española. En términos de valor añadido bruto (VAB), representa el 19,4% del valor añadido total de la industria manufacturera y el 2,3% del VAB total de la economía española. Por otro lado, cabe decir que la rama de actividad de la agricultura, ganadería, silvicultura y pesca, si bien representa un valor de la producción relativamente inferior (2,6%), su contribución al PIB en términos de VAB es algo superior (2,5%) al de la rama anterior⁸.

La evolución del número de personas ocupadas en España ha recuperado los niveles detectados antes de la crisis financiera internacional de 2008, con más de 21 millones de personas ocupadas y casi 18 millones de personas asalariadas. La contratación alcanzó su máximo en 2008, cuando empezó a descender a causa de la Gran Recesión de 2008, materializada en una crisis de deuda y balanza de pagos en la Zona Euro a partir de 2010 (Banco de España, 2012), llevando a una fuerte reducción de la actividad productiva y la consecuente reducción de la demanda de trabajo. Esa tendencia negativa cambió en España a partir del período 2013-2014, cuando la ocupación alcanzó un mínimo de 17,8 millones de personas. En la

⁸ Según las estadísticas de la INE-Contabilidad Nacional Anual, Agregados por Ramas de Actividad, 2023 (la última disponible a la fecha de elaboración del informe).

actualidad⁹ se encuentran 21,7 millones de personas ocupadas, siendo 11,6 millones de varones y 10,1 millones de mujeres, y 18,4 millones de personas asalariadas, donde 9,5 millones son varones y 8,9 millones corresponden a mujeres. Estos datos aparecen a continuación en la Figura 2.1.

Figura 2.1. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en España durante el período 2008-2023, miles de personas



Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España.

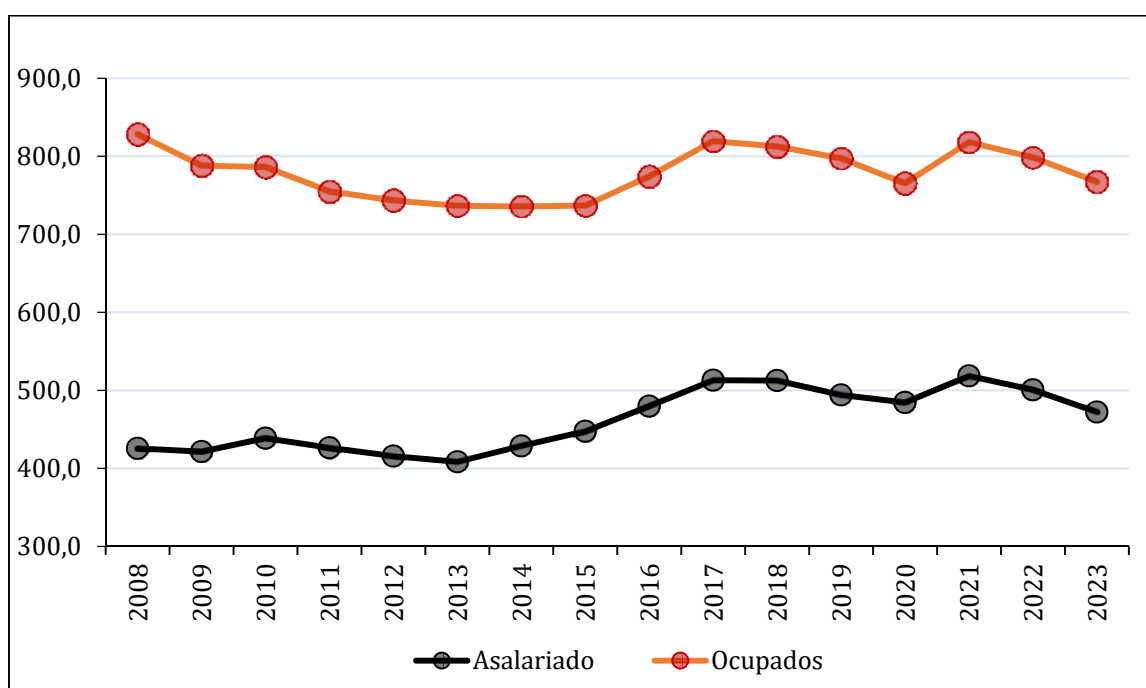
En ese mismo periodo, sin embargo, el sector agroindustrial ha experimentado una evolución algo distinta en lo que se refiere a la ocupación y el número de personas asalariadas. Además, las tendencias son ligeramente diferentes entre los dos principales sectores considerados en el estudio, es decir, la agricultura, ganadería y pesca (CNAE 01, 02, 03) y la industria de la alimentación, bebidas y tabaco (CNAE 10, 11 y 12).

Como se puede observar en la Figura 2.2, el número de personas ocupadas en la agricultura, ganadería y pesca ha seguido una tendencia decreciente entre 2008 y 2014 en España. Posteriormente se incrementa rápidamente hasta 2017, cuando recupera los niveles de 2008. A partir de ahí siguen una trayectoria errática en

⁹ Segundo trimestre de 2024, según la EPA-INE.

torno a 800 mil personas ocupadas, cerrando 2023 con alrededor de 767 mil ocupados. La evolución de las personas asalariadas, sin embargo, es algo distinta, una vez que su número se mantiene prácticamente constante durante los años de la Gran Depresión (GD), es decir, entre 2008 y 2014, en torno a 420 mil personas asalariadas. Posteriormente se incrementa hasta superar los 500 mil en 2017-2018, siguiendo una trayectoria errática entorno a ese número hasta la actualidad.

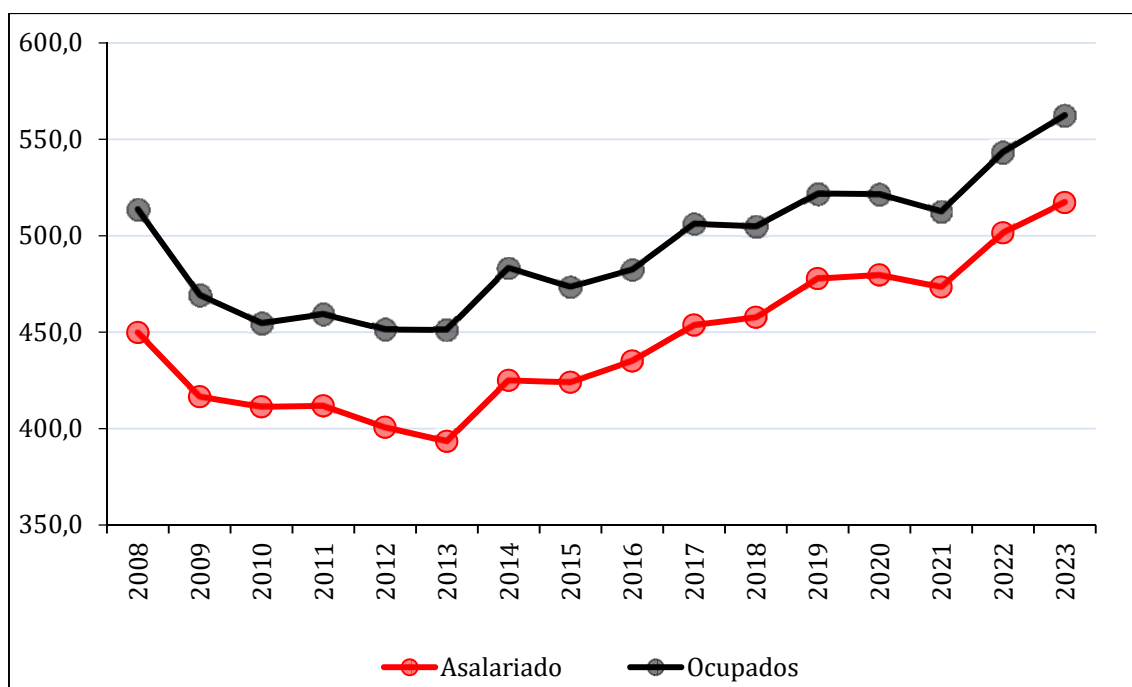
Figura 2.2. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en agricultura, ganadería y pesca en España durante el período 2008-2022, miles de personas



Fuente: Elaboración propia con datos del INE-EPA anual.

A su vez, la industria de la alimentación, bebida y tabaco ha seguido una trayectoria algo distinta y más positiva, una vez que la recuperación posterior a la Gran Depresión parece continuar y, por tanto, su trayectoria se mantiene ascendente y paralela tanto para las personas ocupadas como asalariadas. Estos datos se muestran en la figura 2.3.

Figura 2.3. Evolución del número de personas ocupadas y asalariadas en la industria de la alimentación, bebidas y tabaco en España durante el período 2008-2023, miles de personas

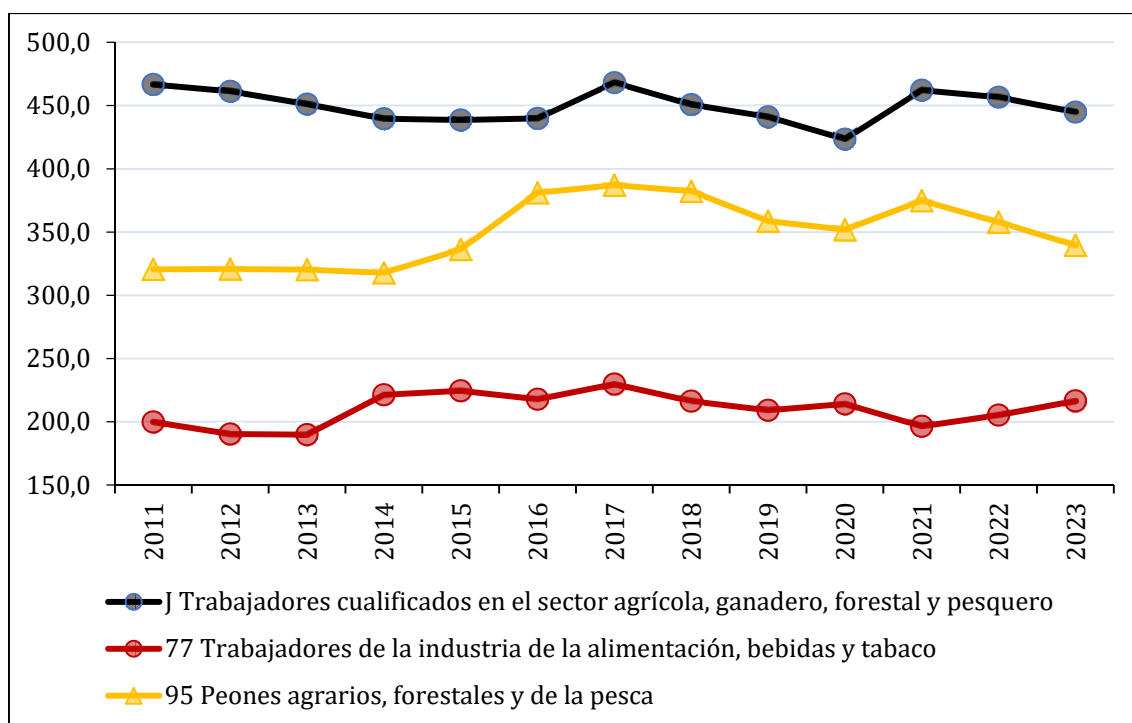


Fuente: Elaboración propia con datos del INE-EPA Anual.

Esa trayectoria de relativa estabilidad en la ocupación en los sectores agroindustrial español también se refleja cuando se analiza utilizando la Clasificación Nacional de Ocupación, en aquellas ocupaciones típicas del sector, como se presenta en el cuadro siguiente.

Los datos disponibles a partir de la EPA-ANUAL muestra una trayectoria de cierta estabilidad en cuanto al número de personas ocupadas en cada una de estas ocupaciones clasificadas a dos dígitos por el INE. A lo largo del periodo estudiado, 2011-2023, las personas trabajadoras clasificadas en la CNO como trabajadores cualificados en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero fluctúan en alrededor de 450 mil; mientras que los peones agrarios, forestales y de la pesca en torno a 340 mil y, por último, las personas trabajadoras de la industria de la alimentación, bebidas y tabaco en torno a 200 mil. Estos datos se recogen en la Figura 2.4.

Figura 2.4. Personas ocupadas en España por CON para ocupaciones seleccionadas durante el período 2011-2023, miles de personas



Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España.

Tabla 2.1. Grupos de ocupaciones pertenecientes al grupo J en la CNO-11

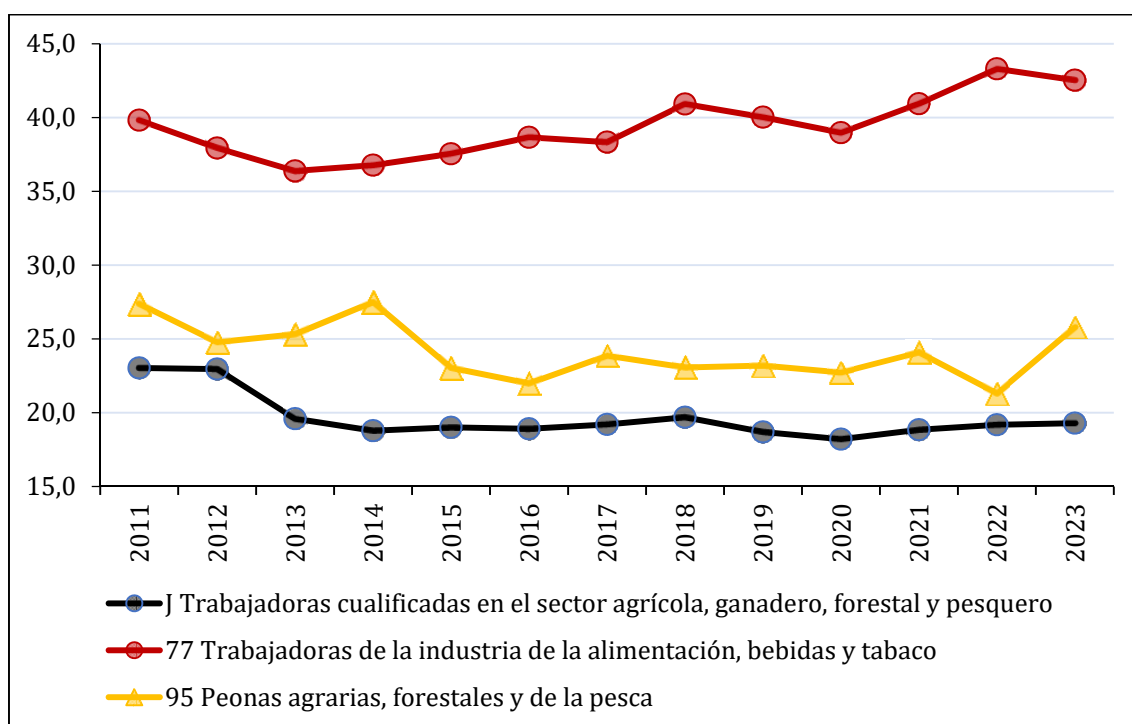
J Trabajadores cualificados en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero
<ul style="list-style-type: none"> • 61 Trabajadores cualificados en actividades agrícolas • 62 Trabajadores cualificados en actividades ganaderas, (incluidas avícolas, apícolas y similares) • 63 Trabajadores cualificados en actividades agropecuarias mixtas • 64 Trabajadores cualificados en actividades forestales, pesqueras y cinegéticas
77 Trabajadores de la industria de la alimentación, bebidas y tabaco
95 Peones agrarios, forestales y de la pesca

Fuente: Elaboración propia con información del INE-CNO.

Uno de los objetivos de este estudio también consiste en evaluar el impacto de la automatización y la IA sobre las relaciones laborales incorporando la perspectiva de género. En este sentido, cabe destacar que nos encontramos ante uno de los grandes cambios estructurales experimentados por el mercado laboral español contemporáneo al elevar la tasa de actividad y, por tanto, la oferta de trabajo (García de la Cruz y Ruesga, 2014). Como consecuencia, resulta necesario identificar la composición de la ocupación por género. Como se observa en la Figura 2.5, la participación femenina en las ocupaciones estudiadas resulta inferior a la masculina, sobre todo en las ocupaciones de personas trabajadoras cualificadas del sector agrícola, ganadero y de la pesca (donde se encuentra un porcentaje equivalente al 25%) y también en peonas agrarias, forestales y de la

pesca (donde el porcentaje es de alrededor el 20%). Sin embargo, en la industria de la alimentación, bebida y tabaco este patrón es relativamente más elevado que estos dos sectores y, además, sigue una trayectoria ligeramente ascendiente en los últimos 10 años, pasando del 36,4% en 2013 al 42,5% en 2023 del total de personas ocupadas. Aunque, en resumen, las mujeres con minorías en estos sectores.

Figura 2.5. Mujeres ocupadas en el sector agroindustrial español durante el período 2011-2023, porcentaje



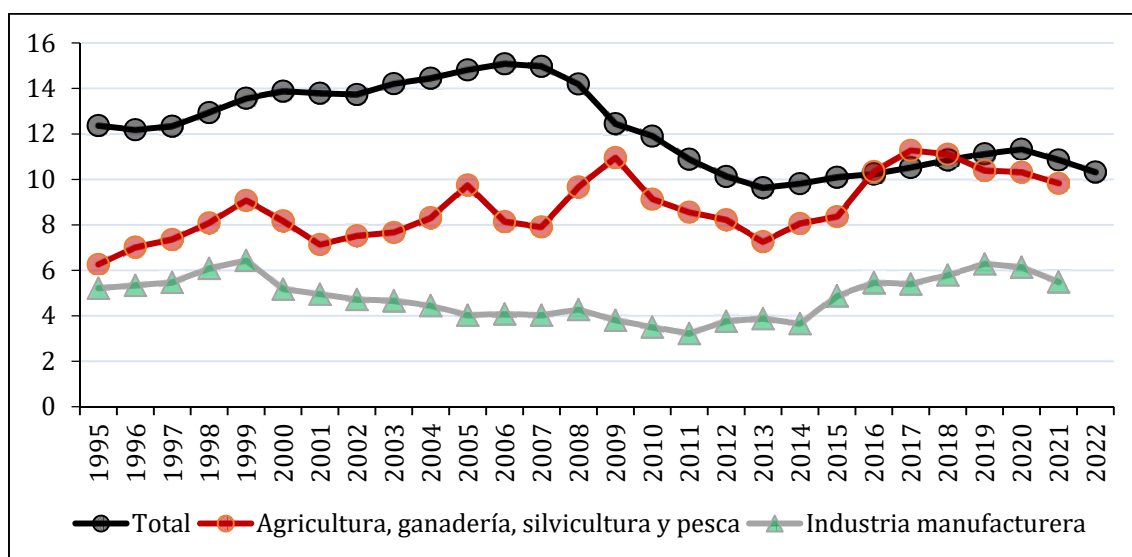
Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España. Nota: Las ocupaciones siguen la clasificación CNO

Un aspecto muy relevante para analizar para evaluar el efecto de la automatización y la IA sobre el empleo en los sectores considerados es el esfuerzo innovador realizado por dichos sectores en perspectiva comparada con el total de la industria y el total de la economía española. Por este motivo, a continuación, se describe cómo ha evolucionado la inversión total de los sectores estudiados, los gastos en programas informáticos y base de datos y el uso de IA.

Como se puede observar en las cuatro figuras que se muestran a continuación (2.6-2.9), y por la falta de datos disponibles para la industria de la alimentación, bebidas y tabaco, se observa que la inversión (medida por la Formación Bruta de Capital

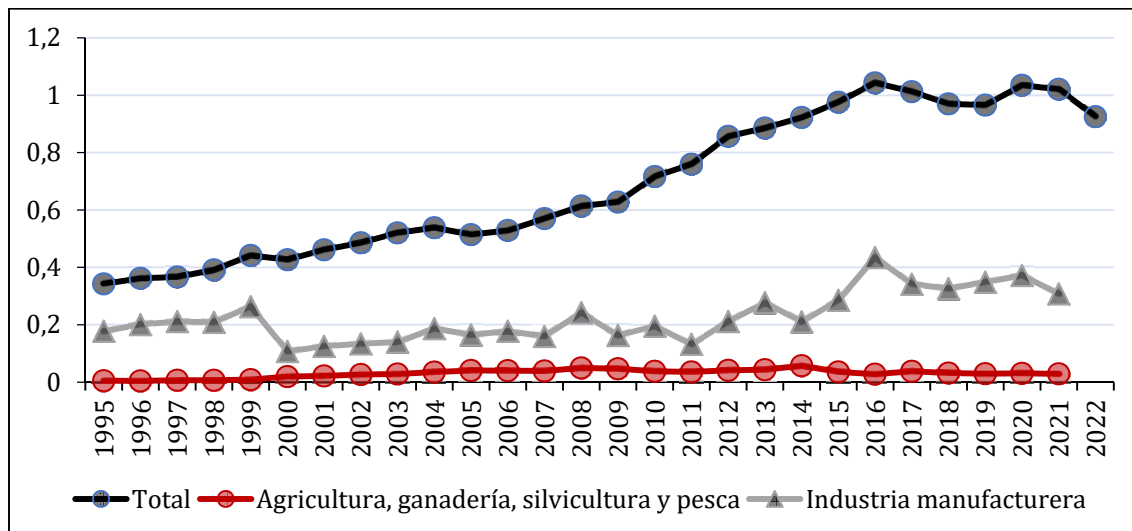
Fijo) de la agricultura, ganadería y pesca presenta tendencia ascendente y superior a la de la industria manufacturera en su totalidad, aunque resulta inferior a la detectada en la media de los sectores productivos españoles. Sin embargo, cuando se analiza sólo las inversiones en automatización y IA, que podríamos considerarlas a partir de los gastos en programas informáticos y base de datos, la perspectiva anterior cambia sustancialmente. La agricultura, ganadería, silvicultura y pesca prácticamente no invierten en este tipo de tecnología, puesto que sus valores no alcanzan el uno por ciento del total de las inversiones del sector. Sin embargo, en la industria manufacturera, aunque inferior al nivel detectado en la media de la economía española, es ascendente y superior al 6% en 2021, último dato disponible en las estadísticas de Contabilidad Nacional Anual del INE.

Figura 2.6. Evolución del gasto en Formación Bruta de Capital Fijo para el sector agroindustrial en España durante el período 1995-2022, porcentaje sobre el valor de la producción



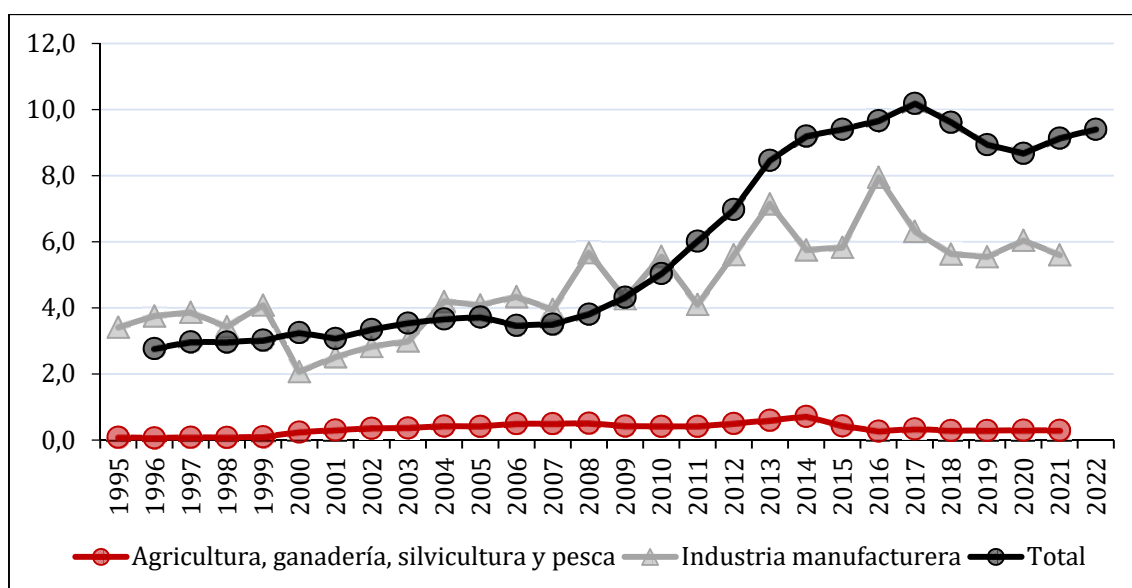
Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España.

Figura 2.7. Evolución del gasto en programas informáticos y base de datos en el sector agroindustrial español durante el período 1995-2022, porcentaje sobre el valor de la producción



Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España.

Figura 2.8. Evolución del gasto en programas informáticos y base de datos en el sector agroindustrial español durante el período 1995-2022 medida en Formación Bruta de Capital Fijo, porcentaje sobre el valor de la producción

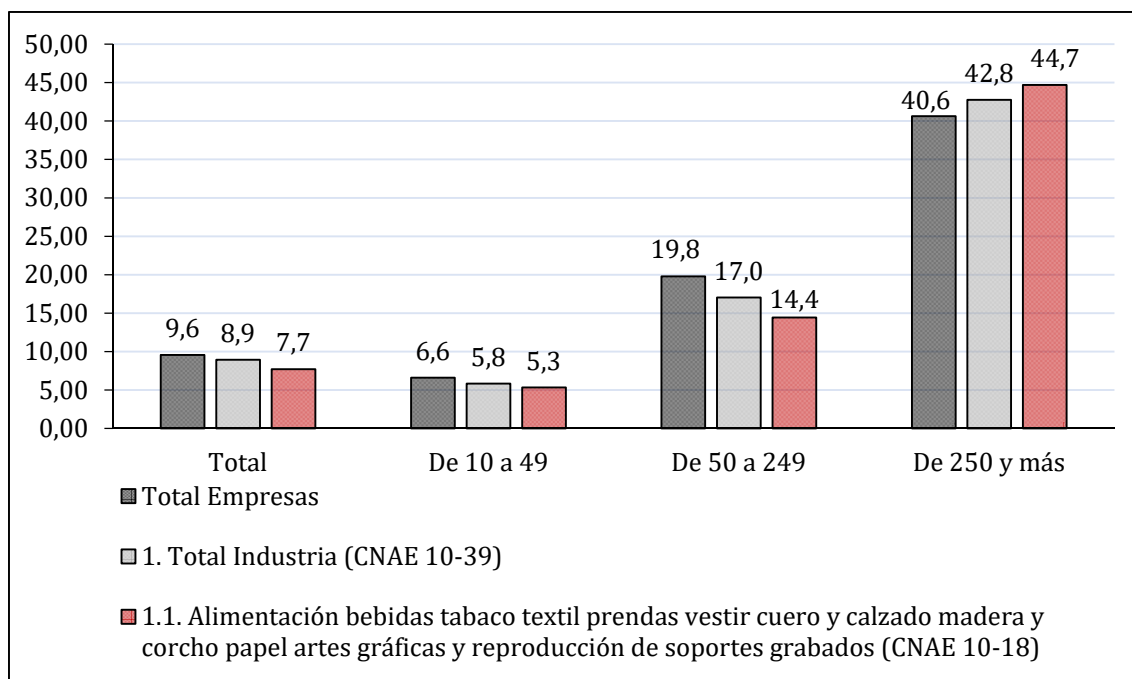


Fuente: Elaboración propia con datos del INE-Contabilidad Nacional Anual de España.

En relación a las estadísticas de uso de la IA, tal y como se observa en la figura 2.9, las estadísticas del INE de la Encuesta sobre el uso de TIC y comercio electrónico en las empresas no permite desagregar de manera amplia el uso de IA en las empresas de los sectores que se están analizando en esta investigación, con lo que se presenta información agregada para el total de la industria, por un lado, y

agregada para la industria de bebidas, tabaco, textil, calzado, madera, papel y artes gráficas, es decir, para la clasificación CNAE 10-18 conjuntamente. Los datos muestran que el uso de la IA se incrementa con el tamaño de la empresa y que, para el sector de interés, el uso es superior al promedio en grandes empresas, aunque no en las empresas pequeñas y medianas. En el total, más del 47% de las empresas de estos sectores dicen emplear IA en sus actividades productivas. Estos resultados están en línea con el patrón previo de los gastos en I+D para las empresas españolas, que se incrementa de manera paralela con el tamaño de la empresa (García-Delgado et al., 2023).

Figura 2.9. Empresas que emplean tecnologías de Inteligencia Artificial en España en 2023, porcentaje

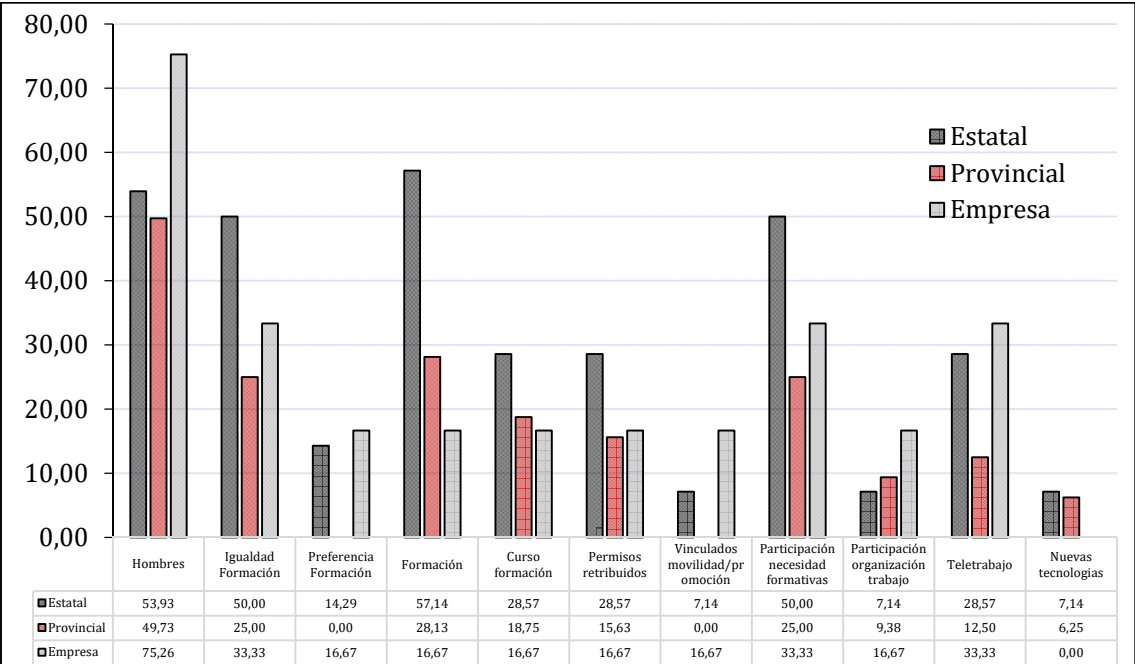


Fuente: Elaboración propia con datos del INE – Encuesta sobre el uso de TIC y comercio electrónico en las empresas

Por último, quedaría pendiente analizar cómo la negociación colectiva en estos sectores objeto del estudio trata la introducción de estas nuevas tecnologías en las relaciones laborales y cómo las empresas estarían utilizando la formación como posible mecanismo de adaptación a estos cambios. Para este análisis se ha utilizado una muestra formada por 52 convenios, donde 14 son estatales, 32 provinciales y 6 de empresas. Dicha muestra cubre alrededor de 532 mil personas

trabajadoras, lo que significaría un porcentaje equivalente al 54% del total de personas asalariadas en el sector agroindustrial español en 2023. Estos datos se muestran a continuación en la Figura 2.10.

Figura 2.10. Muestra de convenios colectivos del sector de agroindustrial español en 2023, porcentaje de convenios con cláusulas relativas a formación y tecnologías



Fuente: Elaboración propia con datos de la CCNCC-REGCON

Siguiendo la hoja estadística de la CCNCC-REGCON se han consultado aquellas cláusulas relacionadas con la formación y cualificación dentro de la empresa, así como permisos retribuidos para la formación o vinculados a procesos de movilidad o de promoción. Asimismo, se ha hecho hincapié en la existencia de cláusulas de no discriminación en la formación y el establecimiento de medidas de preferencia a favor del sexo menos representado (acciones positivas), incorporando por tanto la perspectiva de género al análisis.

Con relación a los indicadores de cláusulas de formación, se observa que el porcentaje de convenios que ofrecen formación aumenta con el ámbito de aplicación de los convenios, es decir, resulta mucho más elevado en los convenios estatales (casi un 60%), frente al nivel muy bajo en los de empresa (16,67%). Además, resulta excesivamente bajo el porcentaje de convenios con cláusulas que

ofrecen tanto los permisos retribuidos para la formación como la formación vinculada a la movilidad y a la promoción. Estos niveles muy bajos indican que hay espacio para avanzar en materia de formación, sobre todo aquella vinculada a las nuevas tecnologías y al uso de la IA. Todo ello estaría probablemente asociado también a la baja participación de las personas trabajadoras en la definición de las necesidades formativas detectadas dentro de las empresas. En relación al género y la formación, sólo el 50% de los convenios estatales, el 25% provinciales y el 33,3% de los convenios de empresa incluyen explícitamente cláusulas de no discriminación en formación. Además, sólo el 14,3% de los estatales y el 16,7% de los provinciales parecen incluir acciones positivas, es decir, de favorecimiento al sexo menos representando en los cursos de formación.

Por último, se ha analizado un conjunto de cláusulas relacionadas con la organización del trabajo y las nuevas tecnologías, tales como la participación de las personas trabajadoras en la organización del trabajo, condiciones del teletrabajo, y a implantación de nuevas tecnologías. Como se puede observar, resulta excesivamente bajo el número de convenios que tienen en cuenta esas variables de tecnología, que están además relacionadas con ámbitos como la desconexión digital y el teletrabajo. No se ha encontrado ninguna cláusula específica sobre la IA o la automatización, hecho que se debe tener en cuenta a la hora de formular recomendaciones en el ámbito de las políticas laborales.

2.2. Revisión de la literatura nacional e internacional

Este apartado tiene por objetivo realizar una revisión de la literatura nacional e internacional relevante sobre los efectos de la automatización y la IA en las relaciones laborales. Se trata de ofrecer un panorama general sobre las evidencias existentes, las metodologías que se están utilizando y el debate actual sobre el tema de análisis en este estudio. Tal y como se verá, y relacionado con el hecho de que la IA es una tecnología de carácter muy reciente, la mayoría de las evidencias analizadas son de hace menos de un lustro, con lo que podemos hablar de una literatura muy naciente y preliminar. En cuanto a la organización de esta sección se presentará, en primer lugar, las principales evidencias de la automatización no asociadas a la IA y, posteriormente, se analiza la literatura específica de los efectos

de la IA. A este respecto, es necesario tener en cuenta que la tecnología es un concepto cambiante y volátil, hecho que se traslada a la literatura teórica y empírica.

2.2.1. Evidencia sobre automatización

La literatura sobre automatización no estrictamente relacionada con la IA se ha centrado principalmente en los robots industriales y confirma la existencia de un fuerte grado de exposición para las personas que desempeñan trabajos manuales y, al mismo tiempo, con menores niveles de capital humano (Acemoglu y Restrepo, 2021). A su vez, esta literatura se ha visto agravada por la creciente sustituibilidad de las personas trabajadoras con menor cualificación por maquinaria intensiva en factor capital (Berg et al., 2024). Sin embargo, desde la perspectiva de las posibles exposiciones a las tareas, el efecto de la IA parece diferente. Por ese motivo, en este apartado se resumen algunas evidencias empíricas que sólo tienen en cuenta la automatización, es decir, antes de la irrupción de la IA.

El primer estudio de mayor impacto es el de Frey y Osborne (2017), que estimaba que el 47% de las personas trabajadoras de Estados Unidos serían desplazadas por la automatización. En España, dos estudios han tratado de replicar la metodología de Frey y Osborne (2017), llegando a estimar impactos significativos sobre el empleo. En primer lugar, BBVA Research (2018) estima que el 35% de los ocupados españoles estarían en elevado riesgo de reemplazo por la automatización; y en segundo lugar CaixaBank Research (2016) sugiere un valor mayor, ya que ese riesgo asciende al 43% de sustitución a medio plazo. Un estudio realizado por Unión General de Trabajadores (2018)¹⁰, en base a estos dos estudios anteriores, extrapola estas probabilidades por sectores de actividad y estima que alrededor del 30% de las personas trabajadoras cualificadas en el sector agrícola, ganadero, forestal y pesquero tendrían una elevada probabilidad de automatización, lo que equivaldría a alrededor de 135 mil ocupados; frente al total de 3,4 millones para todos los sectores.

¹⁰ Véase: <https://www.ugt.es/sites/default/files/24- maquetado- impacto de la automatizacion en el empleo en espana.pdf>

Sin embargo, la metodología utilizada por Frey y Osborne (2017) ha sido criticada por no tener en cuenta aquellas tareas que no serían automatizables, por tanto pudiendo sobreestimar los resultados de la automatización. Los estudios que tienen en cuentas las tareas arrojan unos resultados de menor impacto sobre el empleo, como el realizado por la OCDE (2016)¹¹, cuya estimación se reduce a un impacto sobre el 9% de las personas trabajadoras de los países OCDE y el 12% de los españoles (cuyo porcentaje de automatización se considera de elevado riesgo, es decir, superior al 70%).

Posteriormente, la OCDE (2018)¹², realiza un estudio que tiene en cuenta la interacción existente entre la formación y el uso de las competencias en el trabajo, utilizando datos del Programa para la Evolución Internacional de Competencias de Adultos (PIAAC). Igualmente, se encuentra también una importante diversidad sectorial, donde el 14% de los empleos en la OCDE serían altamente automatizables (probabilidad de automatización superior al 70%); además, otro 32% de empleos tendrían un riesgo entre el 50% y el 70% de ocupación. En el caso de España, estos porcentajes serían del 30% y del 20% respectivamente.

Por grupos de ocupación, aquellos de menor habilidades o formación tendrían un mayor riesgo de automatización (ayudantes de preparación de alimentos, montadores, trabajadores, recolectores de basura, limpiadores y ayudantes), mientras que la siguiente categoría sería, sin embargo, las personas trabajadoras con al menos alguna formación previa. En cuanto a lo que tienen en común es que gran parte del contenido de su trabajo consiste en interactuar con máquinas, principalmente en el sector manufacturero (operadores de máquinas, conductores y operadores de plantas móviles, trabajadores de la industria de procesamiento, trabajadores agrícolas cualificados, trabajadores del metal y de la maquinaria, etc). En el otro extremo estarían aquellas ocupaciones que requieren un alto nivel de educación y formación y que a su vez implican un alto grado de interacción social, creatividad, resolución de problemas y cuidado de los demás. Este extremo está

¹¹ https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jlz9h56dvq7-en

¹² https://www.oecd-ilibrary.org/employment/automation-skills-use-and-training_2e2f4eea-en

poblado por todo tipo de profesionales y directivos, pero también por trabajadores que desarrollan tareas de cuidado personal.

Por sectores, el sector primario, que incluye actividades de agricultura y pesca, así como de la industria de la alimentación, estaría situado entre los de mayor probabilidad de automatización. Resulta, por tanto, relevante tratar de estimar la cuantía de dicha probabilidad de automatización.

Existe un trabajo realizado por Koch et al. (2021) para España, donde se analiza el impacto de la robotización sobre variables del mercado de trabajo como el salario y la productividad. Los resultados muestran que dicho efecto depende teóricamente de la relación existente entre las ganancias de productividad relativas a la reducción del coste del trabajo; por lo que, además, el impacto dependería del nivel de cualificación de las personas trabajadoras. En relación al salario, este se incrementa en las empresas que adoptan robots si la empresa cambia la composición del trabajo incorporando trabajadores más cualificados. En ese sentido, sus resultados muestran que la adopción de robots incrementa el empleo total para cualquier tipo de cualificación de trabajador, si bien el coste del trabajo se reduce no hay evidencias de un efecto directo sobre el salario. Por otro lado, en un análisis realizado a nivel de empresa muestran que la adopción de robots sí disminuye el empleo, que se concentraría en las personas trabajadoras que poseen una baja cualificación y pertenecen al sector manufacturero.

Al mismo tiempo, este estudio muestra un impacto significativo y negativo en el empleo para el caso de aquellas empresas que no adoptan robots. Este resultado se basa en la hipótesis de que las empresas que adoptan robots expanden su escala de producción y, por lo tanto, crean empleo. Por otro lado, se observa cómo las empresas que adoptan robots en sus procesos de producción experimentan una reducción de la producción y del empleo.

2.2.2. Evidencia sobre la Inteligencia Artificial

Recientemente ha surgido un área emergente de estudio con el objetivo de estimar el efecto de la IA sobre el empleo, a partir de la consideración de las tareas asociadas a un puesto de trabajo. En este tipo de estudios se trata de responder las siguientes preguntas: ¿Sustituirá la tecnología a la mayoría de las tareas

pertenecientes a una ocupación, provocando la pérdida de puestos de trabajo? ¿O bien podría utilizarse para automatizar las tareas más rutinarias, dejando tiempo para otras actividades más gratificantes? Como se puede observar, aunque la IA sea capaz de realizar algunas tareas de manera autónoma, no puede reemplazar completamente al ser humano, por lo que habrá que tener en cuenta esta complementariedad a la hora de estimar su efecto específico en el empleo. Esto es lo que se trata de medir aplicando las metodologías novedosas desarrolladas en la literatura académica.

Los primeros estudios sobre las exposiciones de tareas concretas a la IA se centraron en el aprendizaje automático. Brynjolfsson et al. (2018) y Webb (2020) concluyen que la IA afecta principalmente a aquellas tareas con mayor cualificación y a trabajadores con niveles educativos superiores y también con mayor edad. Además, Webb (2020) indica que la IA podría reducir la desigualdad salarial.

En otro análisis, Felten et al. (2019) demuestran que las ocupaciones de cuello blanco, asociadas a un mayor nivel educativo y mejor pagadas parecen ser las más expuestas potencialmente al aprendizaje automático. Felten et al. (2023) desarrollan un estudio adicional donde obtienen resultados análogos al restringir su medida a las aplicaciones de la tecnología ML.

En este contexto, resulta de crucial importancia el papel de la innovación, siempre bajo una perspectiva de un proceso de difusión asimétrico en el tiempo, en línea con Rogers (2003). Webb (2020) demuestra que el efecto sobre el empleo no solo depende del nivel de formación de las personas trabajadoras, como ya se ha explicado, o de otras variables como su edad o el tipo de tareas realizadas. Además, también parece existir una dependencia del tipo de innovación tecnológica introducida en la producción. En este sentido, la robotización tiene un efecto mayor sobre las ocupaciones de menor cualificación, mientras que los softwares afectan más a las ocupaciones de media cualificación y la IA a las ocupaciones que requieren la mayor cualificación. Además, resulta más probable que la IA afecte a los puestos de mayor nivel educativo y ocupados por personas de mayor edad en relación a las tecnologías previas. Una vez más, este grado de exposición resulta

ser mucho mayor para las ocupaciones profesionales mejor remuneradas y altamente cualificadas.

Para el caso de Estados Unidos, Ellingrud et al. (2023) estiman que alrededor del 50% de las actividades laborales actuales son técnicamente automatizables, lo que correspondería a un total de 6/10 de las ocupaciones que concentran más del 30% de riesgo de automatización. Este hecho implica un alto impacto potencial en el empleo, ya que para 2030 se prevé que alrededor de 15% de la fuerza de trabajo (es decir, 75 millones de un total de 400 millones de personas), se vea obligada a cambiar de ocupación.

Otro dato interesante arrojado por la literatura académica es cómo aquellas tareas que son estables, que se definen mediante la existencia de relaciones sistemáticas entre inputs y decisiones, como por ejemplo la selección de productos agrícolas, control de calidad en la producción de alimentos, traducción, interpretación de imágenes, etc, resultan mucho más fáciles de automatizar que aquellas tareas que cambian frecuentemente o presentan determinadas excepciones, como atención al cliente, atención personalizada, liderazgo, etc. También se muestra cómo los peones y trabajadores cualificados son los menos expuestos a la IA en Estados Unidos, en aquellas ocupaciones donde predominan tareas manuales y físicas.

El estudio realizado por Gmyrek et al. (2023), utilizando la tecnología GPT, muestra cómo los trabajadores más afectados por la GPT serían los pertenecientes a las ocupaciones relacionadas con tareas administrativas de apoyo, donde un 82% de sus tareas presentan exposición media y alta a dicha tecnología. A continuación, se encontrarían los profesionales técnicos, con un 26%; los servicios de venta y atención al cliente, con un 22%; y por último las ocupaciones de gestión, con un 14%. Los trabajadores cualificados pertenecientes a la agricultura, bosques y pesca parecen estar en el grupo que presenta un menor grado de exposición, con un 8% de sus tareas. Por último, los trabajadores pertenecientes a ocupaciones elementales, como la artesanía y los trabajos manuales, presentan sólo un 4% de exposición a la tecnología GPT. De manera similar, Gmyrek et al. (2023) también muestran que la mayor proporción de tareas expuestas a la tecnología de IA pertenecen a trabajos administrativos, donde la mayoría de las tareas recaen en un nivel de exposición medio e incluso alto.

Restrepo (2023) realiza una excelente revisión de la literatura empírica sobre los efectos de la automatización sobre el empleo y el salario. En esta revisión destacan varios estudios, entre ellos, el realizado por Acemoglu y Restrepo (2020), que demuestran que la introducción de robots en Estados Unidos durante el periodo comprendido entre 1990 y 2000 parece tener un efecto negativo sobre el empleo y el salario, aunque incrementa el valor añadido y la productividad del trabajo¹³. Boustan et al. (2024)¹⁴ obtienen resultados similares. Para el sector industrial de Europa, Graetz y Michaels (2018) encuentran resultados semejantes añadiendo además que se incrementa el salario medio.

Acemoglu y Restrepo (2022) consideran el efecto conjunto de las tecnologías de automatización, software especializados servicios y robots industriales, sobre 49 industrias de Estados Unidos, para el período comprendido entre 1987 y 2016, encuentran evidencias de que el 50% de la reducción de la participación del trabajo puede explicarse por el crecimiento en el uso de estas tecnologías.

A nivel sectorial, los trabajos realizados por Acemoglu et al. (2022) y Hubmer (2023) muestran que los sectores más afectados son los pertenecientes a la industria manufacturera, que presenta una mayor probabilidad de automatización, y los subsectores de las industrias intensivas en equipos y software. La agricultura, a su vez, concentraría algo más del 25% de las horas trabajadas afectadas por la automatización entre 2022 y 2030, según el estudio realizado por Ellingrud et al. (2023).

A pesar de ello, Restrepo (2023) indica que no hay evidencias conclusivas sobre el efecto de la automoción a nivel de empresa, particularmente porque las estadísticas muestran que el empleo en la empresa no ha disminuido. A una conclusión idéntica se llega en otros trabajos (Autor et al., 2020; Kehrig y Vincent, 2021).

¹³ Acemoglu y Restrepo (2020) estiman que el hecho de incrementar desde cero a 10 robots por mil trabajadores incrementa el valor añadido el 12,5%, reduce el empleo el 6,25% y la participación del trabajo en 5 puntos porcentuales.

¹⁴ Un incremento de 10 puntos porcentuales de la importación desde Japón, de máquinas controladas por ordenadores (computer-numerically-controlled machinery) es asociado a un incremento del 20% de la productividad del trabajo entre 1960-2010, aunque reduce en 4% el empleo.

A su vez, Restrepo (2023) revela que las tecnologías de automatización operan reemplazando trabajo por capital en una gama cada vez más amplia de tareas. Esta sustitución reduce costes y aumenta la productividad, aunque también reduce las oportunidades de empleo para aquellas personas desplazadas por las tareas automatizadas. En ese caso, Kogan et al. (2021)¹⁵ y Dechezleprêtre et al. (2023)¹⁶, centran sus análisis empíricos en la probabilidad de automatizar determinadas tareas, si bien encuentran también evidencias de aumento de la productividad del trabajo y reducción de la participación del trabajo.

Los modelos de tareas predicen que los trabajadores desplazados por la automatización sufrirán una reducción en términos de salario y empleo, particularmente los que no pueden recolocarse. Por tanto, la formación es un activo fundamental de cara a aumentar la probabilidad de mantener el empleo y el salario. Así, diferentes estudios (Feigenbaum y Gross (2020; Kogan et al., 2021; Bessen et al., 2023) muestran evidencias del aumento de la disparidad salarial de las personas trabajadoras desplazadas por la tecnología frente a aquellas que mantienen el empleo; si bien al mismo tiempo también muestran que ese impacto negativo es mitigado por el hecho de que estos trabajadores son capaces de recolocarse relativamente pronto en otra ocupación, y que esto sucede particularmente para los trabajadores más jóvenes.

A nivel de empresa, los estudios muestran cómo la adopción de automatización incrementa de las ventas y el empleo, aunque al mismo tiempo se reduce la participación del empleo y se producen cambios en la composición de la ocupación. Acemoglu et al (2020a) encuentran ese resultado para empresas manufactureras francesas; Hulum (2020) para empresas manufactureras danesas y, por último, Koch et al. (2021), utilizando datos para España, demuestran que la adopción de robots se asocia a un incremento del 20%-25% de las ventas, a una creación de empleo neta del 10% del empleo, si bien al mismo tiempo existe una reducción de

¹⁵ Para el sector manufacturero de Estados Unidos, en el periodo 1958-2018, muestra que el crecimiento de una desviación-típica en el número de patentes en una industria es asociada a 2,8% de crecimiento de la productividad y una reducción del 1,25% en la participación del trabajo en un intervalo de cinco años.

¹⁶ Encuentra evidencias de que el crecimiento de un punto porcentual en la proporción de patentes de automación en la industria se asocia a una reducción de 1,3 puntos porcentuales en la participación del trabajo.

5-7 puntos porcentuales de la participación del coste laboral en el valor añadido total. Sus resultados también demuestran la existencia de un efecto causal positivo de los robots en la productividad, así como una complementariedad entre los robots y la exportación para impulsar la productividad. Sin embargo, al mismo tiempo ese efecto positivo sobre el empleo a nivel de empresa no puede trasladarse a nivel agregado (Restrepo, 2023).

Otros resultados en esta línea son los aportados por Bloom et al. (2024), quienes parten de la hipótesis de que los robots industriales sustituyen predominantemente a las personas trabajadoras menos cualificadas, mientras que la IA ayuda principalmente a realizar las tareas de las personas trabajadoras más cualificadas. De manera teórica, se muestra cómo la IA reduce la prima por cualificación, siempre que sea relativamente más sustituible para las personas trabajadoras altamente cualificadas en relación a la tasa de sustitución entre las personas trabajadoras poco cualificadas y altamente cualificadas.

En consecuencia, el impacto de esta primera ola de automatización en la productividad de toda la economía sigue resultando incierto. El anterior debate parece aclarar por qué la literatura emergente sobre IA se ha centrado en encontrar una medida de exposición a tareas de IA para diferentes ocupaciones, definida como la proporción de tareas que podrían ser realizadas por IA en la ocupación o trabajo relevante. A partir de la perspectiva de la literatura previa sobre automatización, esta medida debería proporcionar una estadística suficiente para predecir cambios salariales relativos, ya que las personas con trabajos más expuestos a la IA tendrían mayores pérdidas salariales relativas en relación con los trabajadores menos expuestos. Sin embargo, la naturaleza de la IA y más específicamente de la IA Gen parece poner en duda si esta tecnología realmente actuará como complemento o bien como sustituto de las personas trabajadoras en tareas relacionadas (véase, por ejemplo, Autor (2022)).

Por este motivo, la literatura sobre el aprendizaje automático previa a la IA Generativa se ha basado mayoritariamente en evidencia empírica sobre la relación entre las medidas de exposición o adopción de la IA y diversos resultados, mientras que estudios más recientes han producido evidencia experimental sobre la IA genérica.

Cuando el objetivo del análisis es la estructura ocupación, los estudios más recientes centran el análisis de las tareas desempeñadas en cada ocupación, estimando un índice de exposición de las tareas a esas nuevas tecnologías, lo que indicaría la probabilidad de sustitución de las personas trabajadoras por la tecnología. Los estudios muestran reducción del empleo en las tareas con elevado índice de exposición y, en consecuencia, un cambio en la estructura del empleo.

Hay evidencias de que las ocupaciones intermedias (de salarios medios y en ocupaciones con rutinas manuales o cognitivas) han sido sustituidas por automación por su elevada exposición a las tecnologías de automación avanzadas (Autor y Dorn, 2013; Dechezleprêtre et al, 2023; entre otros). Webb (2020), a partir de un índice de exposición de las ocupaciones a diferentes tecnologías como la robotización, el software y la IA; muestra que la primera afecta sobre todo a las ocupaciones de cuello azul asociadas a salarios medios y bajos. Cabe destacar que este resultado es semejante al encontrado previamente en otros estudios (Acemoglu y Restrepo, 2020; Boustan et al., 2022). Sin embargo, el software afecta principalmente a las ocupaciones de cuello blanco asociadas a salarios medios. Autor et al. (2022) llegan a conclusiones semejantes.

Kogan et al. (2021), utilizan datos del sistema de Seguridad Social de Estados Unidos, demostrando que el salario de las personas trabajadoras expuestas a las nuevas tecnologías sufre una reducción de un 2,3% en su renta respecto al salario de los trabajadores no expuestos. En cambio, existen resultados mucho más elevados, como el estudio realizado por Bessen et al. (2023) para trabajadores de Holanda, que parecen experimentar una reducción relativa en su renta anual del 10% durante un periodo de cinco años.

2.2.3. Evidencia experimental sobre la Inteligencia Artificial

En la sección anterior, se ha comprobado que las personas trabajadoras altamente cualificadas y mejor pagadas parecen estar más expuestas a la IA. Sin embargo, tal y como se ha discutido, las consecuencias de la exposición parecen menos claras que en el caso de las olas anteriores de automatización. Por esta razón, en esta sección se examinan los estudios empíricos sobre el impacto ejercido por la IA,

junto con la literatura experimental más reciente que se centra de una manera más específica en la IA genérica.

La Encuesta sobre el futuro de los empleos realizada recientemente por el Foro Económico Mundial (2023) predice que alrededor del 23% de los empleos globales cambiará en los próximos cinco años debido a la transformación experimentada por la industria, donde se incluye la relacionada con la IA. En este sentido, la encuesta muestra cómo las ocupaciones que más incrementarán la demanda de trabajo por parte de las empresas son aquellas relacionadas con las tecnologías, con los especialistas en IA y ML, mientras que las ocupaciones más intensivas en tareas administrativas y de secretaría se espera que reduzca la demanda.

Estudios realizados a nivel de empresa sobre los impactos del aprendizaje automático muestran evidencias de un aumento de la demanda de trabajadores con habilidades en IA entre 2010 y 2019, con unos salarios relativamente superiores¹⁷, sobre todo en empresas más grandes e innovadoras (Alekseeva et al., 2021; Copestake et al., 2023). Esa tendencia está provocando un cambio en la estructura de las ocupaciones y salarial en contra de las personas trabajadoras no estrictamente relacionadas con IA (Acemoglu et al., 2022); y un aumento de la demanda de trabajadores más cualificados en términos de capital humano, centrada principalmente en STEM y TI (Babina et al., 2024). En términos sectoriales, Copestake et al. (2023) y Alekseeva et al. (2021), muestran que esa demanda se ha incrementado rápidamente, particularmente en las industrias de TI, finanzas y servicios profesionales. Como consecuencia, la estructura jerárquica de las empresas se está reduciendo, aumentando el número de trabajadores en puestos subalternos y disminuyendo el de trabajadores en puestos de gestión media y superior.

A nivel de ocupación, Brynjolfsson et al. (2023), estudian el efecto de la introducción de un asistente de conversación basado en IA generativa, muestran que ese instrumento aumenta la productividad más que proporcionalmente en las

¹⁷ Salarios superiores en un 5 %, sobre todo en empresas más grandes e innovadoras. (Alekseeva et al., 2021), Copestake et al. (2023) y Alekseeva et al. (2021), muestran que la "demanda de IA" se ha incrementado rápidamente, particularmente en las industrias de TI, finanzas y servicios profesionales, así como una prima salarial del 13 al 17% para las ofertas de trabajo que exigen habilidades de IA.

personas trabajadoras menos cualificadas (promedio del 14%, siendo del 34% para las personas trabajadoras novatas y poco cualificadas, con un impacto mínimo en las personas trabajadoras más expertas y cualificadas). Además, sugieren que la AI ayuda a bajar la rotación de trabajadores y puede llevar a un mayor aprendizaje en el trabajo.

En términos de resultados para las empresas, Babina et al. (2024) muestra que la introducción de la IA aumentó las ventas, el empleo, las valoraciones de mercado y la innovación de productos. Además, el crecimiento impulsado por la IA es más frecuente entre las empresas más grandes y en las industrias con mayor concentración de mercado. Alderucci et al. (2021) muestra además que ocurre un aumento de la productividad y de la desigualdad salarial dentro de la empresa.

Por último, Milanez (2023) en un estudio realizado para más de 100 casos de aplicaciones de IA durante el período 2021-2022 para Austria, Canadá, Francia, Alemania, Irlanda, Japón, el Reino Unido y Estados Unidos, encuentra evidencias sobre el reemplazo de trabajadores por efecto de la IA: tan sólo el 23% de las empresas ha disminuido el número de trabajadores por el uso de la IA, además, muestra que, en estos casos, las personas trabajadoras fueron reasignadas a tareas diferentes (existentes o nuevas) sin un impacto adverso en el empleo general.

Algunos estudios experimentales más recientes se centran más en la IA gen-AI. Brynjolfsson et al. (2023) estudian la adopción de la IA y la gen-AI en los centros de atención al cliente. Los autores encuentran que existen ganancias de productividad principalmente en las personas trabajadoras más jóvenes y menos cualificadas. Resultado semejante ha sido obtenido por Noy y Zhang (2023), lo que indica que la AI puede llevar a una reducción de la desigualdad salarial (Bloom et al., 2024)¹⁸.

Con relación al impacto de la IA bajo una perspectiva de género, uno de los estudios más influyentes es el de Acemoglu y Restrepo (2021), que muestra cómo los grupos de trabajadores (por educación o género, por ejemplo) que han experimentado un elevado nivel de desplazamiento de sus tareas por

¹⁸ Bloom et al. (2024).

automatización han visto su salario real caer o estancar. Muestra que las personas trabajadoras hombres sin estudios universitarios han sufrido un mayor nivel de desplazamiento de sus tareas y también de sus salarios reales, mientras que hombres y mujeres con estudios de postgrado o mujeres con estudios de grado universitario han sufrido un efecto desplazamiento prácticamente indetectable, pero han experimentado un incremento real de salario que se puede catalogar como consistente y robusto¹⁹. Además, concluye que el efecto desplazamiento de tareas reduce la brecha de género alrededor del 2%.

2.2.4. Impacto de la inteligencia artificial y la automatización en términos de género

Los cambios en los modelos de organización productiva también poseen una dimensión importante de género. En concreto, se habla actualmente de la llamada brecha digital de género. Ésta se deriva de las fuentes de la brecha salarial de género vinculadas con la segregación ocupacional, entendida como la concentración minoritaria de mujeres en sectores y actividades con mayores salarios en el sector de las Tecnologías de la Información y Comunicación (TIC). Dicho sector presenta un gran dinamismo en términos de generación de empleo con mejores condiciones laborales y salariales en comparación con otros sectores. Así, la brecha digital de género se refiere al menor porcentaje de mujeres en los sectores de las TIC (De la Cal Barredo et al., 2023). Según datos de Eurostat, el peso de las trabajadoras en las actividades consideradas como TIC es de apenas un 20% de media en el conjunto de la UE para el año 2021.

Otro de los impactos de la IA en términos de género se refiere a los efectos de la automatización por la IA en determinados empleos que tienen una mayor presencia de mujeres. Por ejemplo, los empleos de logística, servicios financieros o administrativos que presentan un mayor grado de rutinización (Brusseovich et al., 2019). Así, las mujeres estarían más expuestas a ser reemplazadas por la tecnología IA, como argumentan diversos estudios previos (Madgavkar et al., 2019; Servoz, 2019). Esto significa que los empleos más beneficiados por la introducción

¹⁹ Muestran que las personas trabajadoras en el quintil más elevado de desplazamiento han visto su salario reducir el 12%, mientras las personas trabajadoras menos expuestas han recibido un incremento salarial del 26%.

de la IA, en el sector de las TIC, presentan un menor porcentaje de mujeres, mientras que los empleos que mayor grado de sustituibilidad presentan tienen una mayor presencia de mujeres. Ambos procesos amplifican la brecha de género en el mercado laboral.

Sin embargo, existen otros estudios que argumentan que las mujeres se pueden ver menos afectadas por la IA en la medida en que las ocupaciones en las que se emplean requieren habilidades sociales, interpersonales, creativas y de toma de decisiones, más difícil de sustituir (Webb, 2020). Al mismo tiempo, el incremento del empleo de sectores más feminizados, tales como los servicios a empresas, la salud o la educación puede beneficiar a reducir la brecha entre hombres y mujeres en el mercado laboral (Larsson y Viitaoja, 2019).

El impacto neto de estos cambios estructurales aún se puede considerar como incierto y altamente dependiente del contexto social, cultural y económico. Por ejemplo, Ripani et al. (2017) encuentran que en Bolivia las mujeres muestran un riesgo de automatización, incluyendo la IA, de más de 20 puntos porcentuales respecto de los hombres, mientras que en el Salvador hombres presentan un riesgo de más de 2 puntos porcentuales respecto de las mujeres.

No obstante, ante esta problemática, las instituciones están planteando algunos objetivos y políticas. La UE presentó en 2021 la Década Digital de Europa vinculado al Horizonte 2030 (European Commission, 2021), estableciendo diversas áreas de acción con el objetivo de guiar el proceso de digitalización. Entre ellas, destaca la convergencia en términos de género, hecho vinculado principalmente al fomento de habilidades digitales para que haya más mujeres ocupadas en el sector de las TIC²⁰.

Además, el auge de las economías de plataforma podría afectar especialmente a las mujeres. Diversos estudios han argumentado que en la medida en la que son puestos de trabajo a tiempo parcial y de autoempleo, pueden incentivar en mayor medida la contratación de mujeres bajo la excusa de responsabilidades familiares

²⁰ La convergencia tecnológica ya ha sido abordada en estudios previos, tales como Barro y Sala-i-Martin (1992), donde se asume que existen líderes y seguidores en velocidad de adopción tecnológica, si bien la brecha se va reduciendo a lo largo del tiempo.

(Sáinz et al, 2020). De hecho, esto presenta un alto riesgo de realización de las tareas doméstica en el tiempo de descanso, difuminando la separación entre horario laboral y familiar (Restrepo, 2023). Igualmente, esto puede suponer un incremento de los contratos a tiempo parcial, afectando negativamente a las condiciones laborales (OECD, 2017).

Según un estudio reciente (Dios-Murcia et al., 2021), la probabilidad de trabajar en economías de plataforma de las mujeres es menor que la de los hombres. Otro resultado interesante es que la brecha salarial entre hombres y mujeres se estrecha, pero porque ambos casos pertenecen a categorías de bajos ingresos. Aunque otros estudios han encontrado que la precarización de la economía de plataformas puede afectar más a las mujeres, como por ejemplo en el caso de la plataforma de *crowdsourcing* MTURK perteneciente a Amazon, en el que las mujeres representan casi un 60% de la plantilla (Gray y Suri, 2019).

Otra de las fuentes de brecha la brecha digital de género se debe a las habilidades requeridas por la IA. Diversos estudios argumentan que existe una ausencia de habilidades digitales en las mujeres, dificultando su acceso a empleos del sector de las TIC. La UNESCO ha estimado que a nivel mundial las mujeres presentaron un 25% menos probabilidades que los hombres de conocer el uso de las TIC en el año 2019, sobre todo en mujeres mayores, pobres y de zonas rurales (West et al., 2019). Para abordar esta problemática en Perú, la ONG Laboratoria se enfoca en la formación en programación y desarrollo web a mujeres. De esta forma, se ofrecen oportunidades de recapacitación en habilidades digitales para reducir la brecha digital de género (Collet et al., 2022).

El impacto de la IA puede también ser beneficioso en términos de género, como argumenta un informe reciente de la OCDE para el caso de las mujeres que trabajan en la agricultura en África (Collet et al., 2022). Según el informe, en la agricultura de la mayor parte de los países del Sur y Este de África quien trabajan en el sector son mujeres (alrededor de un 62%). Sin embargo, existen fuertes desigualdades de ingresos debido principalmente a que las mujeres tienen dificultades para acceder a insumos agrícolas como tierras, maquinaria o pesticidas. Para abordar esta brecha, se ha desarrollado una plataforma denominada *Buy from Women*, promocionada por la ONU Mujeres, que se encarga

de conectar a mujeres agricultoras con la información, la financiación y los mercados mediante un sistema de cadena de suministro de código abierto, basado en la nube y habilitado para dispositivos móviles. Por ejemplo, en Ruanda las agricultoras utilizan la plataforma para predecir los niveles de producción y el rendimiento de los cultivos. Al registrar las parcelas de las nuevas usuarias, la plataforma ayuda a generar un pronóstico de rendimiento, lo que ayuda con la planificación. También ayuda a las agriculturas a conectarse con las cadenas de valor agrícolas, proporcionándoles información sobre los precios del mercado. Este es un ejemplo de cómo la IA puede ser beneficiosa para reducir la brecha de género en sectores como el agrícola.

2.2.5. Oligopolio y poder de mercado ante la inteligencia artificial

El avance de la industria 4.0 ha facilitado a su vez la capacidad de recoger, contabilizar y manipular grandes cantidades de datos (*big data*). El incremento en la generación de datos ha hecho necesario que se requieran de intermediarios que sean capaces de administrar y direccionar ese volumen de información. Esto ha derivado a su vez en un incremento del poder de mercado de determinadas empresas sobre el intercambio y el caudal de datos favoreciendo el surgimiento de monopolios intelectuales. Como consecuencia, este proceso haya dado lugar a lo que algunos denominan capitalismo monopolista intelectual (Pagano, 2014).

En buena medida, este poder de monopolio se explica porque en los procesos de innovación las empresas que innovan tienen una mayor capacidad de absorción para seguir aprendiendo e innovando ya que estas actividades suelen requerir de los conocimientos y las tecnologías generadas anteriormente para innovar de nuevo²¹. Esto hace que las empresas que innovan continúen haciéndolo antes que el resto de las empresas puedan alcanzar la frontera de conocimiento. Esta diferenciación tecnológica se retroalimenta generando una concentración del conocimiento sobre un pequeño número de grandes empresas.

²¹ El aumento de poder de mercado ha sido un tema recurrente en la política de competencia y la microeconomía (véase, por ejemplo, Mankiw, 1998; Motta, 2004). Bajo este argumento, las empresas experimentan un aumento del poder de mercado ante contextos de reducción de competencia (monopolio u oligopolio), incidiendo de manera negativa en el bienestar del consumidor.

Los monopolios intelectuales se basan en la apropiación y monetización de conocimiento a través de los derechos de propiedad intelectual y la articulación de redes globales de innovación. En la medida en la que el conocimiento se transforma en activos intangibles, estas empresas, que se encuentran en la frontera de la tecnología, se llegarían a apropiar de las rentas de conocimiento o intelectuales. Por un lado, el proceso de transformación en activos del conocimiento permite excluir del uso de determinado conocimiento a otras empresas u organizaciones a través de derechos de propiedad intelectual. Por otro lado, las empresas que dominan estas redes deciden que fases de la producción externalizan y cuáles mantienen. A su vez, estos monopolios permiten que determinados segmentos sean de acceso abierto, para poder monetizar los comunes de conocimiento (*knowledge commons*). A través de la organización de estas redes, grandes empresas monopolistas incrementarían las rentas intelectuales (Durand y Milberg, 2020).

Las grandes empresas monopolistas tienen la capacidad de organizar los procesos de producción e innovación subordinando empresas y otras instituciones (universidades, organizaciones de investigación, etc.) y, por tanto, controlando los segmentos críticos. El resto de los segmentos son externalizados, pero conservando el valor generado. Es decir, al igual que las cadenas globales de valor sobre los procesos productivos, las redes de innovación se encuentran fragmentadas a través de prácticas de externalización, dando lugar a segmentos que se encuentran en lugares dispersos (Rikap y Lundvall, 2022). Los monopolios intelectuales mantienen el conocimiento de la organización del proceso total de innovación, mientras recogen rentas intelectuales a través de ese conocimiento. Así, hacen posible la transformación de conocimiento en activos intangibles a través de los cuales capturan rentas (Rikap, 2021). El poder de monopolio genera importantes beneficios bajo la forma de productos y servicios más eficientes para los consumidores, pero trae consigo abusos de poder.

En relación con la inteligencia artificial (IA), los principales monopolios intelectuales están representados en las grandes empresas tecnológicas (*big tech*), como el caso de Amazon, Meta, Microsoft o Google. Estas empresas tienen la capacidad de beneficiarse de la IA a través de diversas estrategias. En primer lugar,

mediante la participación en los comités de las conferencias de investigación sobre *machine learning* que son las que definen en última instancia qué trabajos presentados se encuentran en la frontera de conocimiento y cuáles no. De esta forma, configuran las líneas de investigación en base a sus intereses particulares. Además, estas conferencias se utilizan para identificar y captar a los científicos e investigadores de mayor talento para contratarlos.

Una estrategia similar a esta es la contratación de investigadores académicos a tiempo parcial, de forma que estos tengan doble filiación, la de la universidad y la de la empresa tecnológica. La coproducción originada puede apropiarse por parte de esta última, además de direccionar y condicionar la investigación en base a sus intereses.

En tercer lugar, mediante la adquisición e inversión en compañías de IA que da acceso privilegiado a tecnologías y trabajadores cualificados (Rikap, 2024). Google, Microsoft, Meta o Amazon adquieren multitud de *start-ups* para poder controlar y acceder al desarrollado por esas empresas.

Una cuarta estrategia muy habitual es poner códigos en acceso abierto. Estas empresas ponen en uso abierto determinadas plataformas que cualquier usuario o empresa puede utilizar, a la par que se conservan otras partes en secreto para no perder el riesgo de mantenerse en la frontera de conocimiento. Es decir, bajo la apariencia del software libre, las grandes tecnológicas estarían externalizando parte del proceso productivo sin poner en riesgo su control. Diversos desarrolladores, empresas u organizaciones utilizan estas plataformas de uso abierto para sus actividades, incluso empresas rivales, mientras que las empresas de IA se apropian de los datos utilizados o de los propios códigos de programación elaborados. De hecho, el objetivo de las grandes empresas que producen IA es que su código pueda ser utilizado por cualquier organización o persona del mundo. De esta manera, estas plataformas pueden beneficiarse del uso de desarrolladores externos de manera gratuita beneficiando a las grandes empresas de tecnología digital que las controlan de manera directa ya que son las que monetizan el conocimiento producido (Rikap y Lundvall, 2022).

Estas estrategias no se llevan a cabo de manera aislada, sino que se combinan para dar lugar al incremento del poder de mercado entorno a determinados monopolios. Un ejemplo muy representativo es el papel de Microsoft en la creación de ChatGPT. En concreto, el desarrollo de la *start-up* OpenAI y de su principal servicio ChatGPT, están vinculados a las estrategias de inversión de Microsoft. Microsoft es propietaria del 49% de la primera. En particular, esta empresa proveyó a OpenAI de superordenadores para entrenar los modelos de IA, presionando para dirigirla desde la investigación a las aplicaciones. El resultado de esto es la creación del famoso ChatGPT, al cual Microsoft invirtió más de 10.000 millones de dólares, que es un modelo de lenguaje a gran escala (LLM por sus siglas en inglés) que tiene la capacidad de predecir qué palabra viene a continuación de una secuencia. Estos modelos interactúan con el entorno y aprenden a actuar en el por lo que mejoran a medida que procesan una mayor cantidad de datos. En la medida en que son de uso abierto, las empresas o usuarios que lo utilizan ofrecen datos o respuestas al modelo. Es decir, parte del trabajo que produce la IA es realizado por los consumidores de esta, y de manera gratuita. Además, Microsoft tuvo acceso a esta tecnología mucho antes que el público, integrando esa tecnología a sus servicios de nube para entrenarla a su motor de búsqueda (*Bing*). Una vez fue ChatGPT fue sacado al público, se expandió rápidamente, otorgando a sus algoritmos una gran cantidad de datos para continuar entrenando. Es llamativo que determinadas empresas como Amazon, JP Morgan o Samsung hayan limitado o prohibido su uso a sus trabajadores ya que podrían utilizar cualquier información proporcionada en las iteraciones posteriores de ChatGPT.

En lo que se refiere al sector agroalimentario, los procesos de digitalización pueden suponer un riesgo de perder la independencia de los agentes del proceso productivo. En concreto, algunos estudios argumentan que la digitalización acelera la concentración de los medios de producción en el sector, beneficiando a los grandes actores corporativos (Rotz et al., 2019).

Esta concentración también se hace evidente en la estructura de la industria de insumos agrícolas. En el año 2017, las empresas de Bayer, Monsanto, Dow, Dupont, ChemChina, y Syngenta representaban el 75% del mercado de insumos agrícolas.

El proceso de concentración se evidencia en el caso de la reciente fusión entre Bayer y Monsanto (Dietz y Drechsel, 2021). Además, ha habido un fuerte proceso de integración vertical de las principales empresas de insumos en la prestación de servicios de gestión agrícola. Por ejemplo, muchas empresas de insumos están comprando empresas que ofrecen predicciones meteorológicas, software de gestión de cultivos u otros componentes, para crear plataformas digitales que proporcionen evaluaciones y recomendaciones para la gestión de los agricultores (Mooney, 2018).

De hecho, la transformación digital en el sector agroalimentario está impulsada por empresas transnacionales en distintas fases del proceso productivo como identifican Birner et al. (2021). En primer lugar, las grandes transnacionales de insumos agrícolas que proveen pesticidas, fertilizantes o maquinaria. Segundo, las grandes empresas tecnológicas de *software* y *big data* como Microsoft o IBM. Tercero, grandes transnacionales que se encargan de fabricar tecnología agrícola como Bosch. Finalmente, empresas *start-up* que normalmente son capital riesgo de transnacionales como Monsanto o Google. Los dos primeros grupos dominan la innovación tecnológica en el conjunto de la cadena de valor del sector agroalimentario y, por tanto, poseen mayor poder de mercado.

En relación con la IA, la principal fuente de tecnología digital agrícola proviene de las grandes tecnológicas. Por ejemplo, IBM ha desarrollado un gran número de servicios como la Plataforma de Decisión de Watson para la Agricultura que provee de información a las granjas sobre el tiempo, prácticas, equipamiento, etc. Esto puede generar dependencias de los granjeros de las grandes empresas que proveen los datos, así como la desigualdad en torno a su acceso, sobre todo a los grupos más vulnerables como los migrantes (Sadjadi y Fernández, 2023).

Además, se exacerban las diferencias entre las grandes granjas agrícolas equipadas digitalmente que ganan cada vez más peso en la producción agrícola en relación con las pequeñas. En parte se puede explicar porque la mayor parte del *big data* agrícola y su infraestructura está enfocada a dar servicio a las granjas que siguen una estrategia más productivista, es decir, a las grandes granjas de agricultura intensiva (Hackfort, 2021).

La diferencia entre el tipo de explotación y el poder de mercado que favorece la IA se exagera a través de las políticas de inversión que se vienen aplicando desde la pandemia COVID. En concreto, algunos informes han alertado que el PERTE agroalimentario favorece la concentración empresarial, debido a la mayor percepción de los recursos otorgados en pocas empresas. Por ejemplo, en la ejecución del presupuesto del año 2022 de este programa se ha concentrado más del 50% de la financiación en tres laboratorios a nivel estatal (Begiristain, 2022).

2.2.6. Principales estrategias políticas en relación con la inteligencia artificial y la automatización

Han existido distintas estrategias por parte de los países a la hora de abordar o adaptarse a las ADP no sólo en términos de financiación o inversión sino también de establecer una serie de objetivos estratégicos determinados para posicionarse en el mercado mundial. Es posible sintetizar las políticas en tres tipos. Primero, las políticas industriales que permiten promocionar o desarrollar determinadas actividades estratégicas vinculadas a la digitalización. Segundo, las políticas de regulación de monopolios y de control de datos de las tecnologías vinculadas a la inteligencia artificial. Tercero, las políticas que afectan a la regulación del trabajo en las economías de plataforma.

En primer lugar, uno de los principales focos de la política industrial, entendida como cualquier intervención del gobierno con el objetivo de modificar la estructura productiva en favor de determinados sectores (Warwick, 2013), es el desarrollo de las tecnologías digitales y de modelos de negocios vinculados a la economía digital (Foster y Azmeh, 2020). En relación con la IA, esta se considera una tecnología estratégica por lo que ha estado en el foco de políticas que incluyan, además de su promoción, difusión y uso, políticas comerciales que las protejan.

En este marco, uno de los aspectos cruciales es el desarrollo y construcción de cadenas de provisión en torno a las manufacturas de los semiconductores ya que es un sector estratégico para poder dominar la IA. La industria de semiconductores incluye el diseño y fabricación de microchips, así como la maquinaria requerida en su producción. Los microchips son una pieza clave en la infraestructura física de la

IA, especialmente a partir de los hardware NVIDIA (el hardware dominante de la industria de IA) (Aguirre, 2024).

Las cadenas de suministro de la industria de semiconductores presentan dos características principales. En primer lugar, que el proceso productivo requiere de altos costes fijos y de I+D. En segundo lugar, que el mercado de semiconductores es muy volátil, con grandes altibajos en los precios de venta. Estas dos características han derivado a una extrema concentración del mercado en muy pocas empresas (Hanché y García-Calvo, 2022). Dicha concentración explica los cuellos de botella y las interrupciones en las cadenas de suministro tras la pandemia Covid-19.

Es por estos elementos que dentro de las políticas industriales en las economías avanzadas se haya puesto el foco en esta industria. En concreto, destacan los planes de inversión vinculados a las Leyes de Chips (*Chip Acts*) de Estados Unidos y de la UE para fomentar el desarrollo de la industria de semiconductores. Estas leyes presentan además un componente geopolítico importante y, de hecho, la Ley de Chips de la UE es una respuesta a la ley de Estados Unidos.

En concreto la Ley de Chips de Estados Unidos consiste en un programa de subsidios centralizado de 52,7 mil millones de dólares para instalaciones domésticas de producción, montaje y embalaje de semiconductores, financiar investigaciones y otorgar créditos en este sector. Además, existe condicionalidad en la otorgación de financiación en relación con objetivos concretos de producción y de empleo, a la par que se cumplan unos estándares laborales mínimos y unos niveles salariales determinados (Donnelly, 2023).

Por otro lado, la Ley de Chips de la UE presenta tres pilares: (i) esquemas de financiación de I+D en semiconductores; (ii) posibilidad de subsidios garantizados por parte de los estados miembro; (iii) sistema de coordinación entre la Comisión y los estados miembro. En términos de condicionalidad, se encuentra menos claro que en el caso de EEUU, siendo el más destacable el requisito de establecimiento de mecanismos de reparto de beneficios (Donnelly, 2023).

La diferencia principal entre ambos es que en el segundo caso la estructura de financiación está descentralizada entre la Comisión, los estados miembros y los agentes privados, lo que puede limitar la capacidad de financiación en el sector de

semiconductores de la UE. Asimismo, hay un menor nivel de condicionalidades que respecto a Estados Unidos. Estos dos elementos podrían ampliar la brecha entre el desarrollo de la industria de semiconductores de la UE respecto a la de Estados Unidos (Bulfone et al., 2024).

En relación con el sector agroalimentario, en la UE tiene un papel importante para el *Green New Deal*. Una de las principales líneas de desarrollo del sector bajo este programa es la iniciativa de “De la granja a la mesa” (*Farm to Fork*) que apunta a sistemas alimentarios justos, saludables y respetuosos con el medio ambiente. Aunque hay que reconocer que es más orientativa en torno a valores, que en relación con políticas concretas (Myshko et al., 2024).

En España, el sector ha sido considerado uno de los sectores estratégicos en los programas de recuperación, transformación y resiliencia. Este ha sido uno de los sectores seleccionados como Programa Estratégico para la Recuperación y Transformación Económica (PERTE) enfocado en promocionar la digitalización del sector y reducir las brechas de habilidades requeridas a través de programas de formación (Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, 2019). La condición de estratégico se explica por proveer a la población de bienes esenciales para su subsistencia y por generar externalidades positivas (sobre todo como actividad en el medio rural) que fomentan la cohesión social y territorial.

Las medidas se estructuran en dos bloques. El 40% del presupuesto se destina al bloque sobre el sector agroalimentario. Están encaminadas al apoyo genérico del sector enfocadas a la automatización y digitalización de los procesos. El segundo bloque está destinado a la digitalización del sector. En relación con la digitalización y la IA se han planteado las siguientes medidas:

- Préstamos de la línea Agroinnpulso. Es una línea de préstamos específica para PYMES del sector agroalimentario enfocadas en la implantación de tecnologías digitales.
- Creación Hub Innovación digital y acondicionamiento CENCACenter. Su finalidad es facilitar la digitalización a las empresas del sector a través de asesoramiento, formación, laboratorios espacios de pruebas, entornos de colaboración y cocreación y aproximación al mercado.

- Creación observatorio digitalización. El observatorio tiene como objetivo el seguimiento de la implantación de tecnologías digitales en el conjunto de segmentos de la cadena agroalimentaria, para facilitar la toma de decisiones por parte de las Administraciones.
- Plataforma AKIS. Consiste en una plataforma que pretende facilitar el asesoramiento y el intercambio en el ámbito del Sistema de Conocimiento e Innovación en la Agricultura (Plataforma AKIS) para acompañar a agentes del sector en la adaptación de los procesos productivos al contexto actual.

En un informe del pasado año 2023 sobre el estado de los PERTEs, se reconoce la ejecución de más del 90% de los fondos dedicados al sector agroalimentario para las cuatro líneas de actuación mencionadas (Ministerio de Industria, Comercio y Turismo, 2023).

En segundo lugar, otro de los principales retos de la economía digital tiene que ver con la preservación de la competencia. Por ello, ha habido importantes iniciativas sobre la IA en términos de leyes antimonopolio (*antitrust*) y de control de datos (Naudé, 2023). Desde el año 2010 la UE ha abierto tres investigaciones a contra la empresa Google. A partir de ellas, Google fue multada por un valor de 2420 millones de euros y de 4340 millones de euros, respectivamente, por llevar a cabo actividades como posicionar sus servicios o páginas web primero o por fortalecer el dominio del motor de búsqueda de Google en los dispositivos Android (European Commission, 2017). También hay casos nacionales como la prohibición de Alemania a la empresa Facebook para utilizar datos de los usuarios de WhatsApp en el año 2019 y evitar que puedan influir en las elecciones.

En este sentido, destaca la aprobación en marzo de 2024 de la ley de Inteligencia Artificial (AI Act por sus siglas en inglés) para la regulación y uso de las tecnologías vinculadas a la IA y la promoción de la innovación en IA y su aplicación a un mercado único (European Commission, 2024). En términos de competencia, esta ley alude a la aplicación de las leyes de competencia de la UE al ámbito de la IA en todos los sectores (Ferrari, 2024). En términos de control de datos, distingue entre aplicaciones de la IA prohibidas, de alto riesgo y normales. Un ejemplo de aplicación prohibida sería el uso de IA en diversas dimensiones como el reconocimiento biométrico. Una aplicación de alto riesgo sería la evaluación de

solvencia de las personas o el control de la migración. Finalmente, en las demás regiría un entorno regulatorio liberal (Comunale y Manera, 2024).

En España se creó la Agencia Española de Supervisión de la Inteligencia Artificial (AESIA) en el año 2023 con sede en A Coruña (Real Decreto 209/2022). La creación de esta agencia está fundamentada en la obligación por parte de la Ley de AI de la UE de seleccionar una autoridad nacional de supervisión de la aplicación y ejecución de dicha ley (Muñoz et al., 2023). En concreto, en relación con la distinción entre los tipos de aplicaciones de la IA según su nivel de riesgo para desarrollar una IA confiable y ética.

De manera diferente, hay un ejemplo claro de cómo determinadas políticas económicas, junto con el control de datos puede favorecer el desarrollo de importantes empresas nacionales monopólicas intencionadamente, como es el caso de China. La economía china ha combinado una estrategia de apertura selectiva en términos de IED²² en determinados sectores para construir capacidades tecnológicas domésticas con la otorgación acceso privilegiado a datos de China para llevar a cabo actividades de innovación de las empresas Alibaba y Tencent. El Estado ha invertido una gran cantidad de fondos en la investigación sobre IA a través de las universidades e institutos de investigación públicos, así como en infraestructura de telecomunicaciones. Dicha infraestructura limita el acceso a determinadas empresas extranjeras mientras como eBay mientras que facilita su acceso a empresas nacionales como Alibaba. Los vínculos de las empresas nacionales con las universidades junto al acceso a todo el conjunto de datos por parte de dichas empresas han aterrizado en un fuerte alcance tecnológico en las tecnologías vinculadas a la IA, sobre todo en los sectores de tecnología financiera (Lundvall y Rikap, 2022).

Respecto al sector agroalimentario, en España además del PERTE mencionado, se ha implantado el programa Kit Digital cuyo objetivo es subvencionar la implantación de soluciones digitales a PYMES del sector agroalimentario (Sadjadi y Fernández, 2023). Consisten en bonos digitales que pueden solicitar las PYMES del sector. Aunque no se pueden evaluar todavía los resultados, sí que algunos

²² Inversión Extranjera Directa.

estudios apuntan a que está teniendo un gran éxito en la medida en que se ha convertido en la ayuda pública que más solicitudes ha conseguido en la historia de España. En un año de implantación, se han otorgado 800 millones de euros (Brugal, 2023). Este programa es necesario ya que algunos informes consideran que el sector agroalimentario español es uno de los sectores que más bajos niveles de digitalización presenta (Minsait, 2023).

En el marco del Kit Digital se ha planteado la Estrategia de Inteligencia Artificial 2024 (Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública, 2024) para el fortalecimiento del despliegue de la IA en la economía, su aplicación por parte del sector público y del privado y el fomento de una IA transparente, responsable y humanística. Las medidas de esta línea aplicadas al sector agroalimentario a través de la IA destacan los proyectos de optimización de recursos hídricos en el riego y consumos industriales, la mejora en la trazabilidad de la cadena agroalimentaria, la optimización de producción agrícola y de masa forestal, y la conservación de la biodiversidad terrestre y marina.

En términos de regulación de datos el Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación ha considerado establecer un código de conducta para el intercambio y uso de datos agroalimentarios de diferentes agentes de la cadena de valor, por lo que se promueve la firma de un código de buenas prácticas propio. Además, el PERTE tiene un presupuesto estimado de 50 millones de euros para el desarrollo de un Programa de Espacios de Datos Sectoriales para financiar cooperativas de datos digitales que puedan utilizar los trabajadores del sector (Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, 2019).

Por último, en la dimensión del trabajo la capacidad de computación de la IA le permite ser más que una nueva herramienta al servicio de los procesos productivos. También se convierte en la pieza central de un nuevo modelo de negocio que altera radicalmente los modelos de organización productiva, las condiciones de trabajo y las interacciones entre trabajadores, directivos y clientes (Srnicek, 2017). Estos modelos de negocio se basan en plataformas digitales de trabajo (en inglés *GIG economy*) en el que clientes y trabajadores se encuentran en una misma zona geográfica para llevar a cabo determinadas tareas. Los ejemplos

más conocidos son las plataformas del sector de reparto a domicilio (Blanchard, 2023).

En este sentido, la economía de plataforma sería una de las manifestaciones de una tendencia general sobre la flexibilización del mercado de trabajo, ya iniciados con prácticas previas como la externalización o la deslocalización. Este tipo de trabajos se encuentran desintegrados de los sistemas de protección social tradicionales como el salario mínimo, los seguros de salud o el derecho a subsidios por desempleo. Los trabajadores de las plataformas soportan el conjunto de costes de una demanda inestable ya que la práctica más habitual es considerar al trabajador como autónomo. Otra característica es que los trabajadores dedican mucho tiempo (no pagado) en la asignación de la tarea por parte de la aplicación. Además, están sujetos a la desactivación cuando son mal calificados por parte de los clientes en las plataformas (Vallas y Schor, 2020). Es por ello que las instituciones están aplicando políticas en términos de regulación laboral para hacer frente a estas problemáticas.

En España, la *Ley rider* fue aprobada en mayo de 2021 (Ley 12/2021), modificando la Ley del Estatuto de los Trabajadores para garantizar derechos laborales a los trabajadores de las plataformas dedicadas al reparto (Sanz de Miguel et al., 2023). Destaca por ser la primera ley en la UE de regulación del trabajo en las plataformas. Por un lado, la ley reconoce que los trabajadores que prestan sus servicios en economías de plataforma como Uber o Glovo, lo realizan de forma ajena y no de manera autónoma como estaban siendo tratados por estas empresas. Además, obliga a informar a los comités de empresa de los parámetros que fundamentan los algoritmos y los sistemas de IA que utilizan los trabajadores en sus aplicaciones (Estrada, 2023).

Recientemente, el pasado marzo de 2024 el Parlamento Europeo aprobó la primera ley sobre economía digital en el marco de la UE, también conocida como *Ley Rider* europea. Esta ley facilita un marco regulatorio para los trabajos vinculados a las economías de plataforma. La principal finalidad de esta ley es determinar correctamente entre aquellos que trabajan por cuenta propia y los que realizan sus labores por cuenta ajena, con sus derechos laborales correspondientes. Además, pretende ofrecer un mayor control de los algoritmos

que funcionan en las plataformas, una mayor transparencia y al derecho a revisión y supervisión.

En referencia al sector agroalimentario, las políticas vinculadas a la digitalización del sector, como el PERTE para el caso de España, antes mencionado, también ponen mencionan la regulación del trabajo como condicionalidad para acceder a los fondos. Sin embargo, más allá de cierto apoyo al desarrollo de competencias de digitalización y del reconocimiento de la necesidad de reforzar las condiciones laborales seguras en el sector, no hay un marco regulatorio efectivo como el que se ha hecho en el sector de reparto de comida. Por tanto, no hay ninguna medida que aborde las condiciones de trabajo o las desigualdades que se pueden generar por las políticas agrarias (Begiristain, 2022).

En mayo de 2023 los sindicatos CCOO y UGT, y las Organizaciones Empresariales CEOE y CEPYME presentaron el V Acuerdo para el Empleo y la Negociación Colectiva (V AENC) con algunas recomendaciones para la desconexión digital y la IA en los convenios colectivos. Se reconoce el derecho a la desconexión digital entendida como “la limitación del uso de las nuevas tecnologías fuera de la jornada específica para garantizar el tiempo de descanso, festivos y vacaciones de las personas trabajadoras”. Este derecho debe ser aplicado tanto para los trabajadores presenciales como para los que prestan sus servicios a través de nuevas formas de organización del trabajo. En concreto, se reconoce el derecho a no atender dispositivos digitales fuera de la jornada de trabajo.

Además, el Acuerdo reconoce la necesidad de la garantía del principio de control humano y derecho a la información sobre los algoritmos. Las empresas deben facilitar a los representantes de los trabajadores información transparente y segura sobre la gestión de los algoritmos usados en los procesos productivos en el marco del Real Decreto-Ley 9/2021 de 11 de mayo, relativo al derecho a la información sobre los parámetros, reglas e instrucciones de los algoritmos y los sistemas de IA. Este derecho incluye tanto al sector privado como a las administraciones públicas.



File Edit Filter View Help

Procedural Genetic Analysis

Using GTE Simulations for real-time analysis

Microscopic Virtual Reality



ADD

REMOVE

BACK

Merge

Search...

Particle Instancing

Index / Value layer



Surface Deform

Index / Value layer



Body

Index / Value layer



Multiresolution

Index / Value layer



Data Analysis

Index / Value layer



General

Data

Analysis

Transform

Relative

Mode: XYZ Euler
Location: 0 0 0
Rotation: 0 0 0
Scale: 1 1 1

3) Cálculo del riesgo de exposición de las ocupaciones a través de los textos de las patentes

3.1. Objetivos y metodología

Este capítulo se plantea como una primera aproximación del impacto del cambio tecnológico sobre el empleo en el sector agroalimentario, desde un punto de vista global, al tener en cuenta diferentes tipos de cambios tecnológicos implementados en el proceso productivo. Igualmente, sirve como complemento al enfoque metodológico presentado al siguiente capítulo, ya que permite comprobar si ambos resultados se mantienen o, por el contrario, difieren, y analizar sus repercusiones en el sector agroalimentario español dentro de una perspectiva de relaciones laborales y negociación colectiva.

En lo que se refiere a la metodología de análisis empleada, en este capítulo, se parte de la búsqueda de las ocupaciones por patentes, metodología que ya ha sido anteriormente explorada por diversos autores (Kogan et al., 2021; Mann y Püttmann, 2023; Autor et al., 2024; entre otros). De una manera más concreta, se toma como referencia el enfoque propuesto por Webb (2020). Esta metodología calcula el riesgo de automatización, medido como la exposición de las tareas pertenecientes a una determinada ocupación. En lo relativo al enfoque, dicho riesgo se calcula a partir de los resultados de las búsquedas de las palabras clave asociadas a las tareas y las ocupaciones en la base de datos pública de patentes elaborada por Google.

A continuación, se explica brevemente cómo se obtiene el cálculo de la probabilidad de exposición. N es el número de búsquedas totales de patentes, $ocup$ se refiere a la ocupación y t a la tarea concreta, respectivamente. La búsqueda comprende tanto el título como el resumen de la patente, con el fin de asegurar un resultado lo más ajustado a la realidad. En este contexto se asume que una misma ocupación se puede dividir en tareas concretas, desde $t=1$ hasta $t=k$, siendo k mayor o igual que 1. La ecuación (1) muestra el resultado del cálculo de la probabilidad de exposición $P(EXP)_t$ para cada tarea:

$$P(EXP)_t = \frac{N_{t,ocup}}{N_{ocup}} \quad (1)$$

De cara a determinar $N_{t,ocup}$ y N_{ocup} , se recurre a las palabras clave asociadas a la tarea y a la ocupación, respectivamente, realizándose una búsqueda por palabra clave. Para aproximar la palabra clave de una tarea se usa el verbo asociado a la misma. En caso de que exista más de una palabra clave, se suma el total de cada una de las búsquedas. Con el fin de obtener el mayor número posible de búsquedas, las mismas se realizan por las palabras clave en lengua inglesa. Se asume igualmente que, al introducir palabras clave, los resultados de la búsqueda disminuyen al ser la misma más restrictiva, lo que asegura que $N_{t,ocup} < N_{ocup}$ y, por tanto, que $P(EXP)_t$ nunca sobrepase el valor de 1.

Una vez se ha obtenido la probabilidad de exposición para cada tarea dentro de una determinada ocupación, se pasa a calcular la probabilidad de exposición de la ocupación, $P(EXP)_{ocup}$, que se realiza mediante una operación de media aritmética simple, tal y como se puede comprobar en (2):

$$P(EXP)_{ocup} = \frac{\sum_{t=1}^k P(EXP)_t}{k} \quad (2)$$

Cabe destacar que esta probabilidad calculada en la ecuación (2) presenta una diferencia fundamental con respecto al cálculo realizado por Webb (2020) ya que, al utilizar la base de datos de ocupación laboral de Estados Unidos, sí era posible dictaminar el peso concreto de cada tarea dentro de cada ocupación. En el caso de los datos de tareas y ocupación para el sector agroalimentario español dicha información no está disponible, con lo que la probabilidad de exposición se calcula a partir de la media aritmética simple, no pudiendo determinar qué tareas tienen más presencia dentro de una ocupación concreta.

En términos de interpretación del resultado, una mayor proximidad a 1 denota la existencia de un mayor riesgo de exposición a la automatización y, por tanto, mayor probabilidad de que esa tarea y, en última instancia, esa ocupación, sean reemplazadas por el cambio tecnológico.

3.2. Clasificación ISCO-08

La elección de la clasificación ISCO-08, de manera similar al estudio elaborado por la OIT (2023), se justifica a partir de las ventajas que presenta de cara a realizar nuestro análisis.

En primer lugar, en comparación con la clasificación CNO-11, utilizada en el contexto español, la ISCO-08 sirve como referencia en el marco internacional. Por esta razón, la cantidad de información y el volumen de estudios realizados en torno a esta clasificación son significativamente mayores que los que podemos encontrar en relación a una clasificación de ámbito nacional.

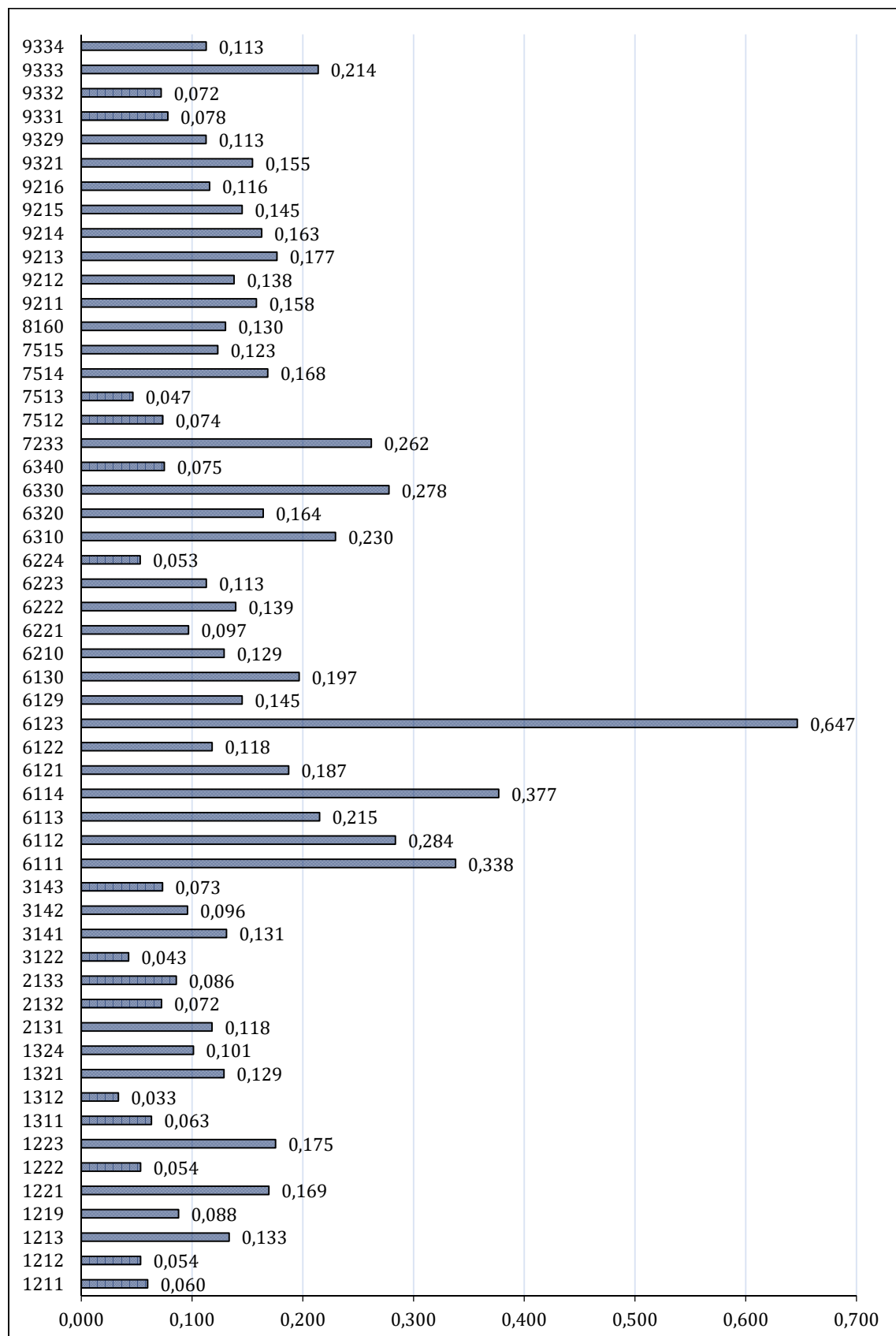
Por otro lado, la Unión Europea y la OIT presentan una descripción corta para cada una de las ocupaciones presentes en la ISCO-08, lo que nos permite dar un mayor grado de concreción al cambio tecnológico. De forma adicional, se especifican las tareas que deben llevar a cabo los empleados según el tipo de trabajo, pudiendo aproximar nuestro resultado por distintas vías. De esta forma, se justifica la elección de esta clasificación de ocupaciones para realizar nuestro análisis.

3.3. Resultados por ocupación

A continuación, se proporciona una síntesis de los principales resultados obtenidos. En primer lugar, la Figura 3.1 muestra la probabilidad obtenida para cada una de las ocupaciones clasificadas por los cuatro dígitos identificativos del código ISCO 08.

Tal y como se muestra en la Figura 3.1, se pueden realizar dos conclusiones de carácter preliminar. En primer lugar, existe una probabilidad de exposición para cada una de las ocupaciones a 0, lo que sugiere un posible desplazamiento causado por superior el cambio tecnológico. En segundo lugar, cabe destacar que las probabilidades varían según la ocupación. Conviene destacar que el valor más alto, 0,647 para la categoría de “Apicultores y Sericultores”, se debe considerar como atípico debido al reducido número de búsquedas.

Figura 3.1. Probabilidad promedio para las ocupaciones por código ISCO-08



Fuente: elaboración propia con datos de Google patents.

A continuación, en la Tabla 3.1. se exploran los resultados obtenidos para las ocupaciones de manera desagregada. Tomando como referencia el análisis realizado en el capítulo anterior, se consideran la media aritmética y la desviación estándar como estadísticos descriptivos de referencia. Los resultados expandidos que originan esta tabla, con las búsquedas realizadas en las tareas, se incluyen en el Anexo 1.

Tabla 3.1. Probabilidad y desviación estándar de la exposición por ocupaciones

ISCO 08	Descripción ocupación	Probabilidad promedio	Desv. estándar promedio
1312	Gerentes de Producción Acuícola y Pesquera	0,033	0,089
3122	Supervisores de manufactura	0,043	0,093
7513	Fabricantes de Productos Lácteos	0,047	0,163
6224	Cazadores y Tramperos	0,053	0,089
1212	Gerentes de Recursos Humanos	0,054	0,110
1222	Gerentes de Anuncios y Relaciones Públicas	0,054	0,074
1211	Gerentes Financieros	0,060	0,126
1311	Gerentes de Producción Agrícola y Forestal	0,063	0,094
9332	Conductores de Vehículos y Maquinaria de Tracción Animal	0,072	0,045
2132	Asesores agrícolas, forestales y pesqueros	0,072	0,136
3143	Técnicos Forestales	0,073	0,152
7512	Panaderos, Pasteleros y Confiteros	0,074	0,125
6340	Pescadores, Cazadores, Tramperos y Recolectores de subsistencia	0,075	0,068
9331	Conductores de vehículos manuales y de pedales	0,078	0,199
2133	Profesionales de la protección del medio ambiente	0,086	0,026
1219	Gerentes de Negocios y Administración no clasificados en otras categorías	0,088	0,161
3142	Técnicos en Agricultura	0,096	0,087
6221	Trabajadores de Acuicultura	0,097	0,086
1324	Gerentes de Suministro, Distribución y relacionados	0,101	0,313
9329	Trabajadores Manufactureros no clasificados en otros lugares	0,113	0,220
9334	Reponedores de estantes	0,113	0,253
6223	Trabajadores de la pesca de aguas profundas	0,113	0,262
9216	Trabajadores de la pesca y la acuicultura	0,116	0,165
2131	Biólogos, Botánicos, Zoólogos y Profesionales Afines	0,118	0,082
6122	Productores Avícolas	0,118	0,026
7515	Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas	0,123	0,094
1321	Gerentes de Manufacturas	0,129	0,220
6210	Trabajadores Forestales y relacionados	0,129	0,088
8160	Operadores de máquinas para alimentos y productos relacionados	0,130	0,128

3141	Técnicos en Ciencias Biológicas (excluidos los médicos)	0,131	0,093
1213	Gerentes de Política y Planificación	0,133	0,082
9212	Trabajadores Agrícolas Ganaderos	0,138	0,053
6222	Trabajadores de la Pesca en Aguas Interiores y Costeras	0,139	0,284
9215	Trabajadores Forestales	0,145	0,168
6129	Productores de Animales no clasificados en otra categoría	0,145	0,299
9321	Empacadores manuales	0,155	0,084
9211	Trabajadores Agrícolas	0,158	0,250
9214	Trabajadores de Jardinería y Horticultura	0,163	0,096
6320	Ganaderos de subsistencia	0,164	0,042
7514	Conservantes de frutas, verduras y afines	0,168	0,169
1221	Gerentes de Marketing y Ventas	0,169	0,108
1223	Gerentes de Investigación y Desarrollo	0,175	0,174
9213	Trabajadores Agrícolas de Cultivos Mixtos y Ganaderos	0,177	0,207
6121	Productores de Ganado y Leche	0,187	0,257
6130	Productores Mixtos de Cultivos y Animales	0,197	0,227
9333	Manipuladores de carga	0,214	0,193
6113	Jardineros, Horticultores y Viveros	0,215	0,152
6310	Agricultores de subsistencia	0,230	0,083
7233	Mecánicos y Reparadores de Maquinaria Agrícola e Industrial	0,262	0,179
6330	Agricultores de Subsistencia que cultivan y crían ganado de manera mixta	0,278	0,015
6112	Cultivadores de Árboles y Arbustos	0,284	0,100
6111	Productores de Cultivos Extensivos y Hortalizas	0,338	0,096
6114	Productores de Cultivos Mixtos	0,377	0,193
6123	Apicultores y Sericultores	0,647	0,056

Fuente: elaboración propia con datos de Google Patents.

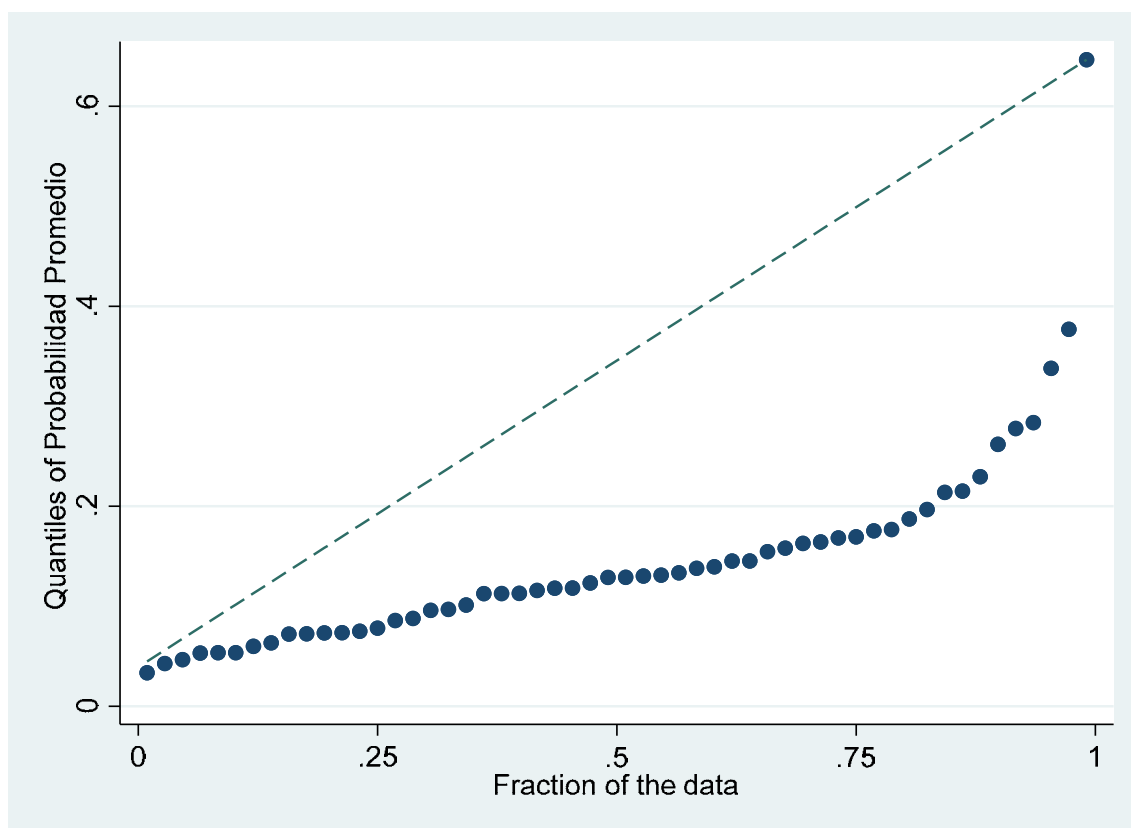
Así, el valor más bajo es 0,033 y el más alto de 0,377, desechando el atípico de 0,647. Cabe destacar que las mayores desviaciones estándar se concentran habitualmente en la zona intermedia de la tabla, no estando asociadas a valores de probabilidad promedio excesivamente reducidos ni elevados. En cuanto a profesiones específicas, los valores más elevados se asocian habitualmente a tareas manuales, como agricultura, producción o mecánica. Estos resultados están en línea con el análisis de Autor (2015), indicando que aquellas profesiones intensivas en mano de obra son más susceptibles de ser reemplazadas por la automatización. En cambio, los valores más bajos se concentran habitualmente en labores de supervisión y gerencia, que suelen conllevar una mayor intensidad en capital humano. De manera opuesta, estos resultados contradicen lo señalado por Webb

(2020), que argumenta que la posible rutinización de un trabajo, en términos de mayor presencia de mano de obra, no requiere necesariamente el reemplazo de sus tareas por un software concreto, debido a que la sustitución de mano de obra por tecnología origina nuevas tareas que requieren mano de obra y, por tanto, atenúan este impacto.

Sin embargo, resulta innegable que el impacto de la tecnología sobre el empleo posee un fuerte componente sectorial (Ngai y Pissarides, 2007; Autor y Salomons, 2018), donde dicho impacto difiere por sectores debido a las diferencias en productividad. Cabe destacar que estos resultados no son necesariamente extrapolables a este contexto, que se centra exclusivamente en el sector agroalimentario y, además, se centra en el caso concreto de la economía española.

A modo de síntesis, se puede argumentar que un total de 18 ocupaciones están asociadas a un riesgo bajo de ser reemplazadas por automatización, con una probabilidad asociada menor o igual de 0,1. En cuanto al riesgo medio, asociado a probabilidades comprendidas entre 0,1 y 0,2, se pueden encontrar un total de 27 ocupaciones, que corresponde aproximadamente a la mitad de la muestra. Por último, 9 ocupaciones muestran un riesgo alto de reemplazo por automatización.

Por su parte al analizar la distribución de los datos se encuentra que los valores de los coeficientes de asimetría y curtosis son de 2,62 y 12,67, respectivamente. Estos estadísticos reflejan que los datos, en comparación a cómo estarían distribuidos respecto a una distribución normal, se desvían hacia la derecha, concentrándose la mayoría en esa zona, lo que se conoce como distribución de cola pesada. A continuación, la Figura 3.2. muestra la distribución gráfica por quintiles de la probabilidad promedio:

Figura 3.2. Análisis de la distribución por quintiles de la probabilidad promedio

Fuente: elaboración propia con datos de Google Patents.

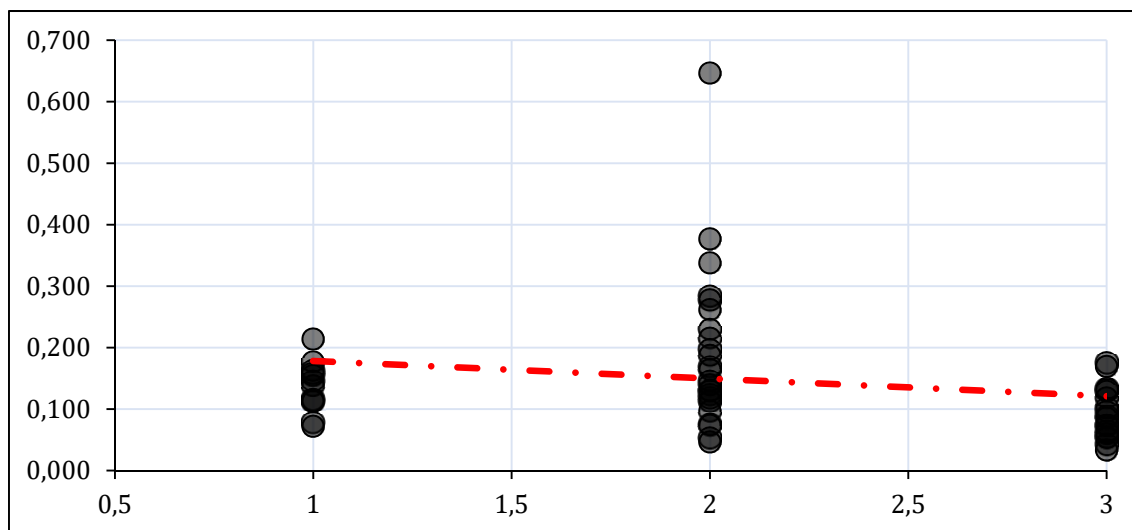
La Figura 3.2 muestra cómo los datos están distribuidos a la derecha de la línea de referencia, donde el eje de abscisas se iguala al eje de ordenadas. En este gráfico, cada valor de la probabilidad promedio se representa en función de la fracción de datos que son menores que dicha fracción. Este resultado confirma la desviación de los datos hacia la derecha en comparación con la distribución normal. Asimismo, cabe destacar que estos resultados no cambian al excluir el valor atípico de 0,647.

3.4. Resultados por nivel de formación

Como extensión de resultados, se investiga si existe un patrón entre la probabilidad de búsquedas y el nivel de formación. No existen dudas en cuanto al rol ejercido por el capital humano a la hora de buscar empleo, ya que mayores niveles de formación vienen aparejados con menores tasas de desempleo (Mincer, 1989; entre otros). Sin embargo, esta relación puede variar al introducir el cambio tecnológico. En la Figura 3.3 se exploran los resultados obtenidos en términos de la probabilidad de búsquedas introduciendo el nivel de formación requerido para llevar a cabo la ocupación.

Para ello, establecemos tres niveles de formación, según la clasificación ISCO-08, que estable el nivel educativo requerido para las distintas ocupaciones. De esta forma, el nivel 3, el más alto, agrupa principalmente a los distintos tipos de gerentes, asesores y técnicos superiores, el nivel 2, engloba a los técnicos de nivel intermedio y, finalmente, el nivel 1, se conforma con las ocupaciones manuales, integradas por empleos de operario.

Figura 3.3. Relación entre la probabilidad de búsquedas y el nivel de formación



Fuente: elaboración propia con datos de Google Patents e ISCO-08

Nota: Los niveles de formación se clasifican en una escala de 1 a 3, donde el 1 representa el nivel de formación mínimo y el 3 el nivel máximo, respectivamente

Los resultados obtenidos muestran cómo no existe a priori una menor probabilidad de exposición al incrementar el capital humano o, al menos, no se observa una tendencia clara. Kogan et al. (2021) utilizan los textos de búsqueda en patentes y encuentran que la menor exposición al cambio tecnológico se produce para aquellas ocupaciones que involucran tareas interpersonales, mientras que a su vez existe un impacto negativo en los salarios más bajos y más altos, respectivamente. Dado que los salarios más altos se asocian a un mayor capital humano, los resultados obtenidos están en una línea similar a Kogan et al. (2021). Por tanto, una mayor formación no evitaría el riesgo de reemplazo por tecnología en una ocupación concreta.

3.5. Resultados por percentil de probabilidad de búsqueda

Por último, se realiza un análisis por quintiles, con el fin de comprobar en qué parte de la distribución de ocupaciones se concentra el mayor impacto potencial del cambio tecnológico.

Tabla 3.2. Desglose de la probabilidad de búsqueda por percentil

Percentil	Ratio búsquedas
20	0.073
40	0.113
60	0.139
80	0.181
100	0.647

Fuente: Elaboración propia a partir de Google Patents

De acuerdo con los resultados mostrados en la Tabla 3.2, se observa cómo el 20% de las ocupaciones tienen una tasa de reemplazo del 18%, lo que sugiere un impacto elevado del cambio tecnológico sobre el empleo.

3.6. Implicación de los resultados obtenidos

A partir de los resultados obtenidos, se puede afirmar que existe una probabilidad de reemplazo de tareas y ocupaciones por la automatización. Esta probabilidad varía entre ocupaciones, estando asociadas las mayores probabilidades a aquellos trabajos más intensivos en mano de obra, que progresivamente pueden ser reemplazados por factor capital, tal y como se muestra en Acemoglu y Restrepo (2019) o en Blanas et al. (2019), entre otros. Al incorporar la búsqueda en el texto de las patentes a la metodología, se puede distinguir cómo los resultados difieren con los obtenidos en el capítulo siguiente, lo que demuestra la importancia de analizar el ámbito laboral desde una perspectiva holística, que incorpore diferentes metodologías y enfoques analíticos.

En términos de política laboral y relaciones laborales, parece lógico pensar que aquellas ocupaciones que presentan una mayor probabilidad de reemplazo sean

las que requieran un mayor refuerzo de la negociación colectiva y la acción sindical. Así, los empleos intensivos en factor trabajo parecen más susceptibles de ser reemplazados por factor capital, y en este sentido la labor de la negociación colectiva debe ser fundamental. Básicamente esta labor consistirá en tender un puente entre mantener los empleos intensivos en factor trabajo, a la vez que se concilia con la introducción del factor capital en aras de aumentar la productividad empresarial, tal y como señalan Acemoglu et al. (2024). Este aumento de productividad, sin embargo, debe ser consistente con un entorno socioeconómico proclive para el desarrollo de trabajos intensivos en mano de obra.

Sin embargo, estos resultados deben ser analizados teniendo en cuenta las siguientes limitaciones. En primer lugar, tal y como se ha mencionado no es posible dictaminar qué peso específico tiene cada tarea en cada ocupación. En segundo lugar, estos datos representan un momento concreto del tiempo, y sería necesario realizar un análisis incorporando datos de momentos anteriores y posteriores con el fin de analizar la evolución del reemplazo a lo largo del tiempo, una vez las empresas van incorporando progresivamente estas tecnologías a los procesos de producción y distribución. Cabe destacar que aproximadamente la mitad de las ocupaciones poseen unos valores de probabilidad comprendidos entre 0,1 y 0,2, lo que imposibilita predecir si en momentos posteriores la misma aumentará o, por el contrario, disminuirá. Por último, estos resultados se han obtenido con una única metodología y convendría explorar si se mantienen aplicando diferentes metodologías, más ajustadas a tecnologías concretas, lo que se intentará aproximar a partir del siguiente epígrafe.



4) Cálculo de la automatización potencial a partir de la tecnología GPT

4.1. Introducción: la potencial automatización con el uso de la IA

No cabe duda de que el proceso de globalización actual, que ha originado un amplio número de cambios socioeconómicos, posee una fuerte base tecnológica, amplificada a raíz de la Cuarta Revolución Industrial (Schwab, 2017). De entre todas las tecnologías, han ido ganando un peso progresivo tanto la robotización como la Inteligencia Artificial (Frey y Osborne, 2017; Acemoglu y Restrepo, 2018; Webb, 2020; Acemoglu et al., 2022; entre otros).

Si bien no existen dudas sobre el amplio alcance de la difusión experimentado por la Inteligencia Artificial, cabe destacar dos aspectos clave. Por una parte, el impacto de la Inteligencia Artificial sobre el empleo se considera como un asunto fundamental en economía, que requiere atención pormenorizada (Restrepo, 2023) y, por tanto, resulta de crucial relevancia para el sector agroalimentario. En segundo lugar, tal y como señalan Agrawal et al. (2019), la Inteligencia Artificial puede desplazar tanto al factor trabajo como al factor capital. Sin embargo, el desarrollo de aportaciones metodológicas que puedan abordar específicamente cuál es el impacto ejercido por la Inteligencia Artificial sobre el empleo. En este capítulo se aplica una metodología de *scores* de automatización al sector agroalimentario español con el fin de estimar cuál será el impacto de la tecnología GPT y comprobar si los resultados obtenidos en el capítulo anterior se mantienen o, por el contrario, cambian de manera sustancial al centrarnos en este avance tecnológico concreto.

4.2. Cálculo de los scores de automatización a través de la descripción de tareas

La IA es representada en este análisis a través de la tecnología GPT, a partir de la cual, podemos realizar multitud de tareas léxicas de una forma muy rápida. Este nuevo avance puede cumplir un papel fundamental en el mercado laboral presente y futuro.

Para intentar aproximar el impacto que puede llegar a tener esta tecnología, debemos intentar estimar cuál será la integración potencial que tendrá esta Inteligencia Artificial dentro del mercado laboral a partir de las tareas que puede cumplir. En este sentido, hablamos de un ejercicio que no se puede realizar de forma retrospectiva, puesto que los datos de periodos anteriores pueden darnos una tendencia de repercusión o uso de esta tecnología, sin embargo, el cálculo del potencial de automatización de manera prospectiva requiere tener en cuenta las posibles vías de mejora e implementación que pueden surgir en un futuro próximo. Hasta ahora, la manera más utilizada de conseguir estimar estos valores era preguntar a los expertos en la materia, de forma que pudieran aproximar cuál va a ser el avance de la tecnología en cuestión y la utilidad que pudiera tener en una ocupación concreta, dada las características de la misma. Este método cualitativo resultaba muy útil hasta ahora, puesto que no había una herramienta que aportara una visión experta del campo en cuestión y simplemente podríamos utilizar esta información en forma de variables para realizar un modelo de estimación probabilístico. Sin embargo, diversos estudios han examinado la capacidad de la propia Inteligencia Artificial para estimar su potencial de cara a automatizar diversas tareas descritas a esta tecnología. Al testar esta capacidad, los autores llegan a la conclusión de que las últimas versiones de la tecnología GPT llegan a resultados muy similares a los proporcionados por los expertos en este campo (Elondou, 2023). Incluso, se llega a argumentar que la inteligencia artificial puede proporcionar valores de automatización más cercanos a la realidad, puesto que, los expertos suelen sobreestimar la capacidad de los nuevos avances, dada la confianza depositada en las nuevas herramientas que aparecen en el mercado. De esta forma, se abre una oportunidad a una nueva metodología, que permite establecer de una forma robusta la posible sustitución de las personas trabajadoras por la inteligencia artificial, en este caso, la tecnología conversacional GPT.

En este sentido, la OIT (2023) llevó a cabo un estudio en el que estimaban la potencial automatización de las ocupaciones presentes en la clasificación internacional ISCO-08 para países de altos y bajos ingresos utilizando esta metodología. En este caso, el estudio utilizaba la API de OpenAI en su versión GPT-4 para obtener puntuaciones de automatización comprendidas entre 0 y 1, de

forma que establecen una clasificación comparable en términos de sustituibilidad, pudiendo así identificar las ocupaciones que pueden llegar a ser más vulnerables ante esta nueva tecnología. Así, en esta investigación nos serviremos de la metodología utilizada por la OIT (2023) para lograr obtener la potencial automatización de las ocupaciones presentes en el sector agroalimentario español.

En primer lugar, para llevar a cabo nuestro estudio, realizamos una selección de ocupaciones de la clasificación ISCO-08 a 4 dígitos que pueden estar presentes en el sector agroalimentario. Como ya se destacó en la sección 3.2., la clasificación ISCO-08 resultaba idónea para llevar a cabo este estudio. De cara a desarrollar la metodología realizada en este capítulo, la utilización de la citada clasificación consigue que el algoritmo ejecutado por la Inteligencia Artificial tenga a su disposición muchas más fuentes, que utilizará para proporcionar su respuesta, logrando de esta forma unos resultados más robustos, en base al volumen de documentación disponible. Además de esto, la equiparación con la CON-11 se puede realizar con cierta facilidad, ya que existe un alto grado de equivalencia entre ambas clasificaciones, pudiendo, de esta forma, trasladar los resultados al mercado de trabajo español.

Algunas de ellas se corresponden con la agricultura y la ganadería, definidas específicamente dentro de este sector, aunque, además, estimamos que es necesario incluir otras ocupaciones propias de la industria manufacturera, dado que copan las cifras más altas de empleo en el sector, teniendo en cuenta tanto como técnicos y operarios como puestos de gestión. Estas ocupaciones, a pesar de tener un carácter más general en algunos casos, deben estar presentes en el estudio, dado que representan gran parte de los empleados de la industria alimentaria. La traslación de estos casos al sector concreto que aquí nos atañe se realizará a través de la metodología empleada, dando un alto grado de especificidad a los resultados.

El conjunto de las ocupaciones seleccionadas como muestra representativa del sector agroalimentario es la misma que se utiliza en el capítulo anterior, dando coherencia y continuidad al estudio. Dentro de esta muestra, se puede observar la amplia representación del sector y la heterogeneidad presente en la misma, lo que

nos permite obtener un mapa completo del segmento laboral que comprende la actividad agroalimentaria.

4.3. Cálculo del score de automatización según la descripción

En términos metodológicos, en primer lugar, realizamos una primera aproximación del cálculo a través de la descripción proporcionada por la clasificación ocupacional seleccionada. Estas descripciones, a pesar de no ser extensas, captan de manera concisa la naturaleza de cada ocupación, de forma que resulta una herramienta útil para definir a la inteligencia artificial la naturaleza de la ocupación, de manera que pueda aproximar su automatización potencial. A modo de ejemplo, podemos ver algunas de las definiciones incluidas en nuestra muestra. Como se puede observar en la Tabla 4.1., estas entradas breves apuntan cuáles son las principales tareas que cumplen las personas trabajadoras de cada una de las ocupaciones de una forma general.

Tabla 4.1. Ejemplo de descripción de ocupaciones en la clasificación ISCO-08

Descripción	ISCO-08
Los directores de producción agrícola y forestal planifican, dirigen y coordinan la producción en explotaciones agrícolas, hortícolas y forestales a gran escala, como plantaciones, grandes ranchos, granjas colectivas y cooperativas agrícolas para cultivar y cosechar cosechas, y criar ganado.	1311
Los manipuladores de mercancías realizan tareas como embalar, transportar, cargar y descargar muebles y otros artículos domésticos, o cargar y descargar cargamentos de barcos y aviones y otras mercancías, o transportar y apilar mercancías en diversos almacenes.	9333

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08

Utilizando esta información obtendremos en un primer término las puntuaciones de automatización adaptando la metodología utilizada por la OIT (2023). Para ello, utilizaremos el programa de programación Python, que permite incluir llamadas a la biblioteca de OpenAI, incluyendo órdenes concisas para lograr así los resultados que perseguimos.

A diferencia de los estudios anteriores, en el presente análisis se utiliza la última tecnología disponible en este contexto, el modelo GPT-4o. Esta tecnología cuenta con mejores capacidades de procesamiento, además de utilizar la información más

actual disponible, pudiendo realizar de esa manera el ejercicio de una forma más eficiente, proporcionando una respuesta robusta y más aproximada a la realidad.

En términos técnicos, para obtener los resultados perseguidos, en primer lugar, se define el rol que queremos que tome la inteligencia artificial para dar la respuesta que esperamos. Para conseguir esto, dentro del programa de computación Python se establece la siguiente orden:

"role": "system",

"content": "You are a skills and AI specialist. You will provide a score of potential automation with GPT technology for a job description. Follow instructions closely."

De esta manera, informamos a la tecnología GPT de qué forma tiene que realizar el análisis y en qué sentido debe proporcionar su respuesta, aproximándose a la labor realizada por los expertos en la materia. Una vez se establece cuál es el rol que cumple, introducimos la orden concreta para que nos proporcione los resultados a obtener en este análisis. Para ello, tomamos como referencia el guion utilizado por la OIT (2023) y, tras varios intentos, damos con el *prompt* adecuado para cumplir nuestro objetivo de la forma más adecuada:

user_prompt = {

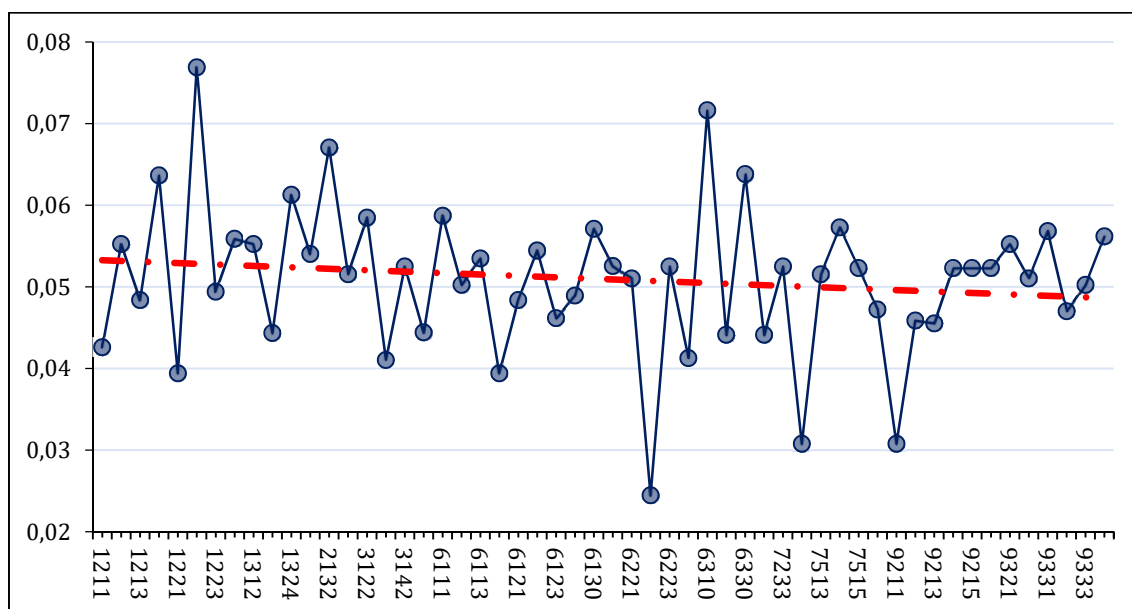
"role": "user",

"content": "Look at this job description: {description} It is related to ISCO code: {isco08} Provide a score of potential automation of this task with GPT technology, given that the job is located in Spain, within the agri-food sector. The score should range 0-1. Provide a score in one line. Do not provide any other commentary, only the score. Do not give any ranges just one score for each description."

Con estos comandos, le ordenamos a la API de OpenAI que nos proporcione una puntuación de automatización potencial con la tecnología GPT, teniendo en cuenta que nos encontramos dentro del sector agroalimentario español. Además, introducimos órdenes concisas sobre cómo necesitamos esta valoración, de forma que todos los resultados respondan a una misma escala. Para testar la robustez del proceso y evitar errores de medición realizamos este ejercicio 20 veces,

obteniendo 20 puntuaciones y calculando el resultado final a partir de la media aritmética. El hecho de obtener una desviación típica muy pequeña indicaría que la medición se realiza de una manera correcta. Este indicador de robustez se encuentra representado en la Figura 4.1. Como se puede observar el valor medio se centra en torno a $\pm 0,05$, siendo este un valor muy pequeño, indicando que la estimación realizada por la tecnología GPT resulta congruente en sí misma, y arroja resultados válidos e interpretables, tal y como mostraba Elondou (2023). Además de que la desviación típica media es muy baja, existe poca variación en los valores obtenidos para cada ocupación, siendo el valor máximo $\pm 0,08$. Este hecho es otro aval para defender la adecuación del método utilizado para esta estimación.

Figura 4.1. Desviación típica del cálculo por descripción de ocupaciones según la clasificación ISCO-08



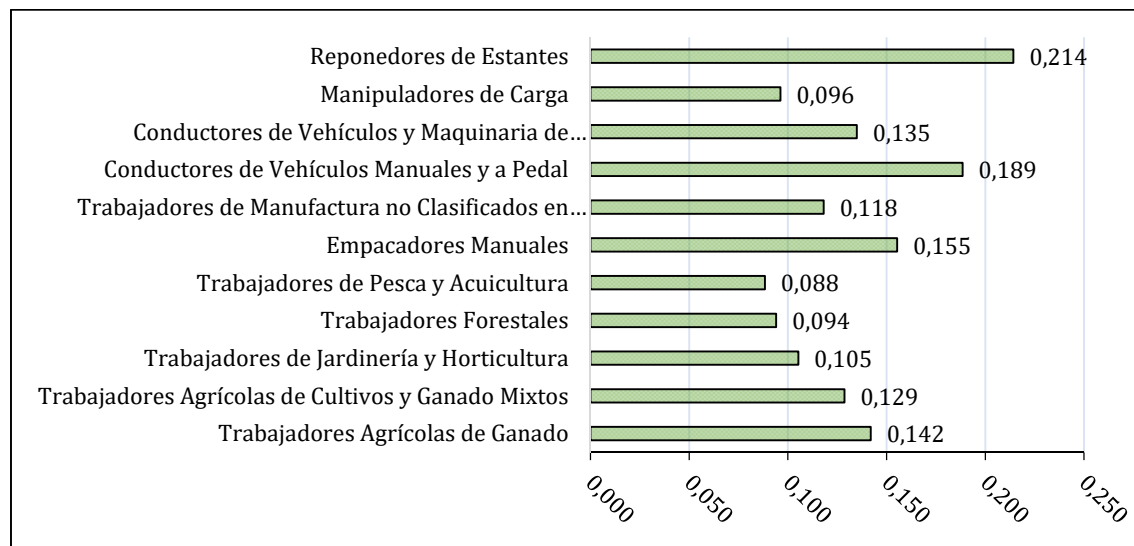
Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Una vez que ya hemos probado la robustez de la estimación, es hora de analizar los resultados obtenidos. Se observa que dentro de la muestra se obtienen niveles muy distintos de automatización potencial, lo que demuestra que el cálculo captura la heterogeneidad de la muestra de ocupaciones seleccionada. Las ocupaciones más susceptibles a ser automatizadas por la tecnología GPT son los “Supervisores de manufacturas” y los “Gerentes de suministro, distribución y afines”, que registran un valor cercano al 50% en términos de automatización. Estas ocupaciones tienen diversos puntos en común, puesto que sus tareas se centran en la gestión y la planificación de distintos puntos de la cadena de producción. Estas tareas

necesitan de aptitudes relacionadas con la ordenación de ideas y con la redacción, por lo que una tecnología generativa de texto puede suplir estas aptitudes de una forma muy competente, ya que puede contar con una gran cantidad de información a su disposición y presenta una significativa capacidad de análisis y filtrado, realizando así tareas complejas en un corto espacio de tiempo. Esto se confirma al comprobar que el resto de ocupaciones relacionadas con la gestión se destacan con altos valores de automatización dentro de nuestra muestra. Sin embargo, estos valores nunca superan el 50%, puesto que, a pesar de que la Inteligencia Artificial es muy capaz de realizar estas tareas, existe un factor de reacción, improvisación e interacción humana que es difícilmente sustituible.

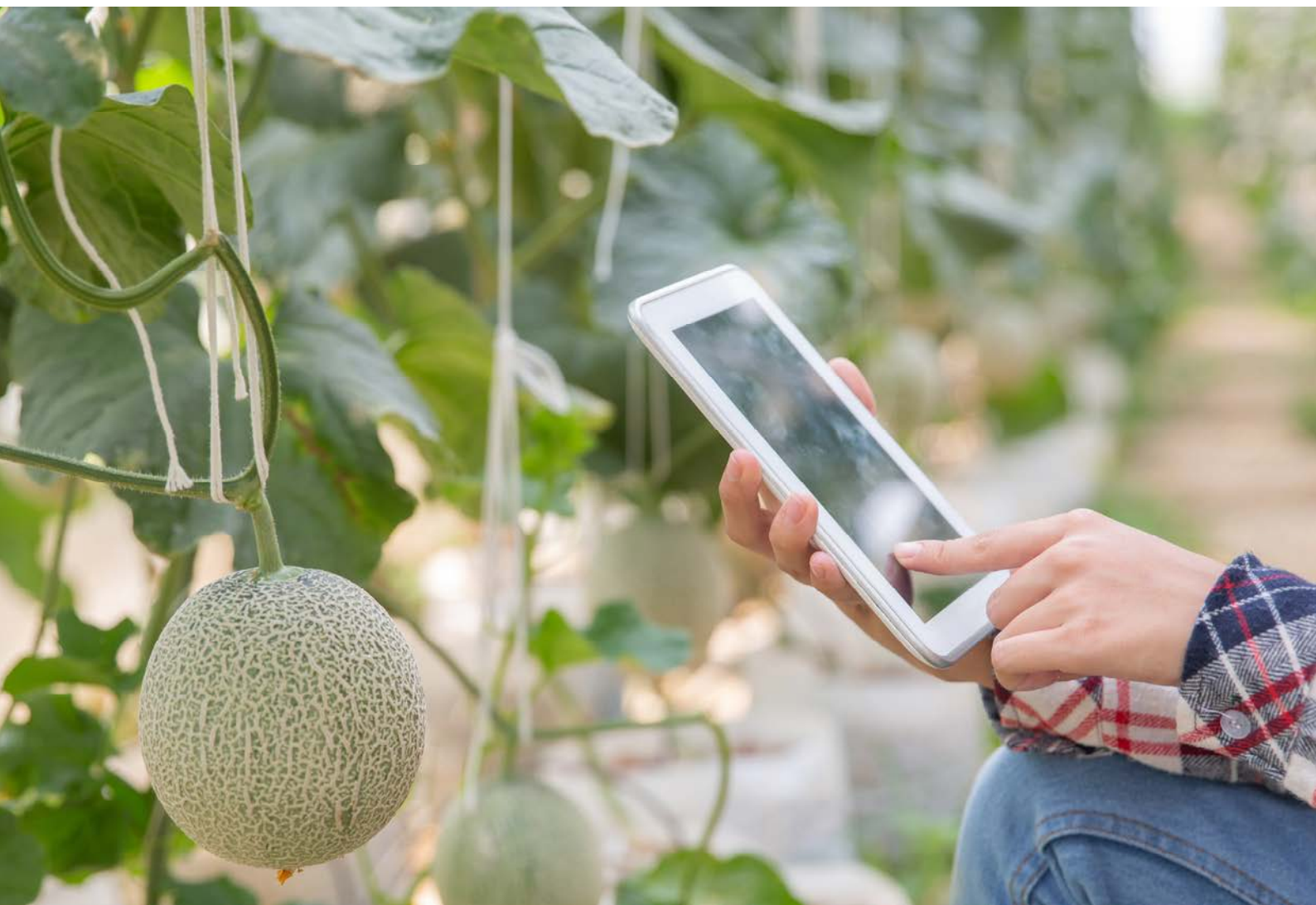
En contrapartida, las ocupaciones que registran una menor probabilidad de verse en un escenario de automatización son los “Trabajadores de pesca y acuicultura” y los “Trabajadores forestales”, situándose ambas ocupaciones por debajo del 10% de probabilidad de automatización. Estos trabajos son difícilmente sustituibles puesto que se basan en actividades mayoritariamente manuales, y una tecnología conversacional no puede suplir esta función. La única parte en la que la tecnología GPT puede aportar en estos casos es en la planificación de las tareas y en la repartición de la carga de trabajo, pero en términos de ejecución, sin presencia de robots, esta Inteligencia Artificial resulta muy poco útil. Si nos fijamos en el resto de la muestra, vemos que, como parece lógico, esto ocurre en todas las ocupaciones basadas en trabajos manuales y, muchas veces, repetitivos. De esta manera, resulta interesante realizar un análisis en el que se observe la relación entre el nivel de formación y su potencial automatización con tecnología GPT. Para ello, establecemos tres niveles de formación, tal y como se hace en Capítulo 3. En cuanto al enfoque del análisis, utilizamos los tres niveles de formación ya definidos previamente en el apartado 3.4.

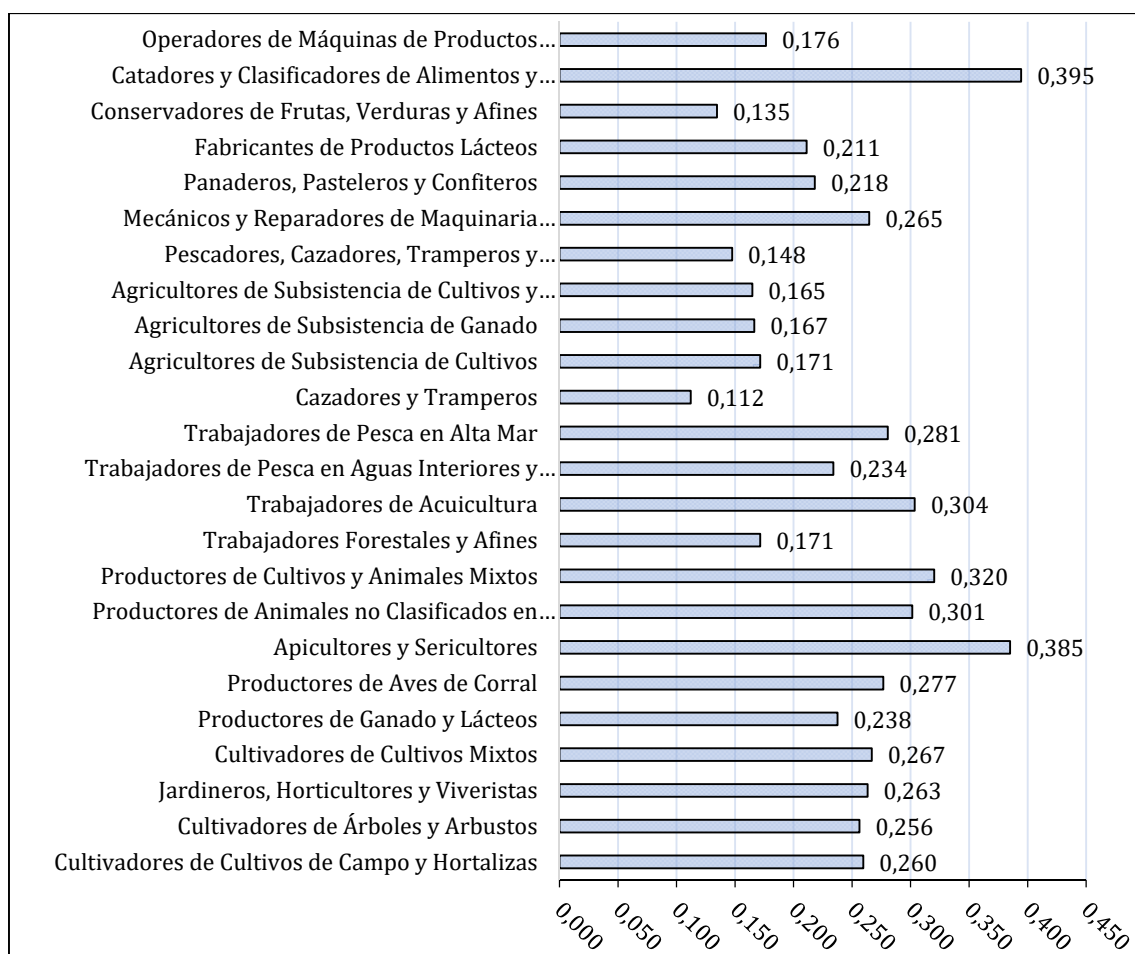
Figura 4.2. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 1 de formación según la clasificación ISCO-08



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

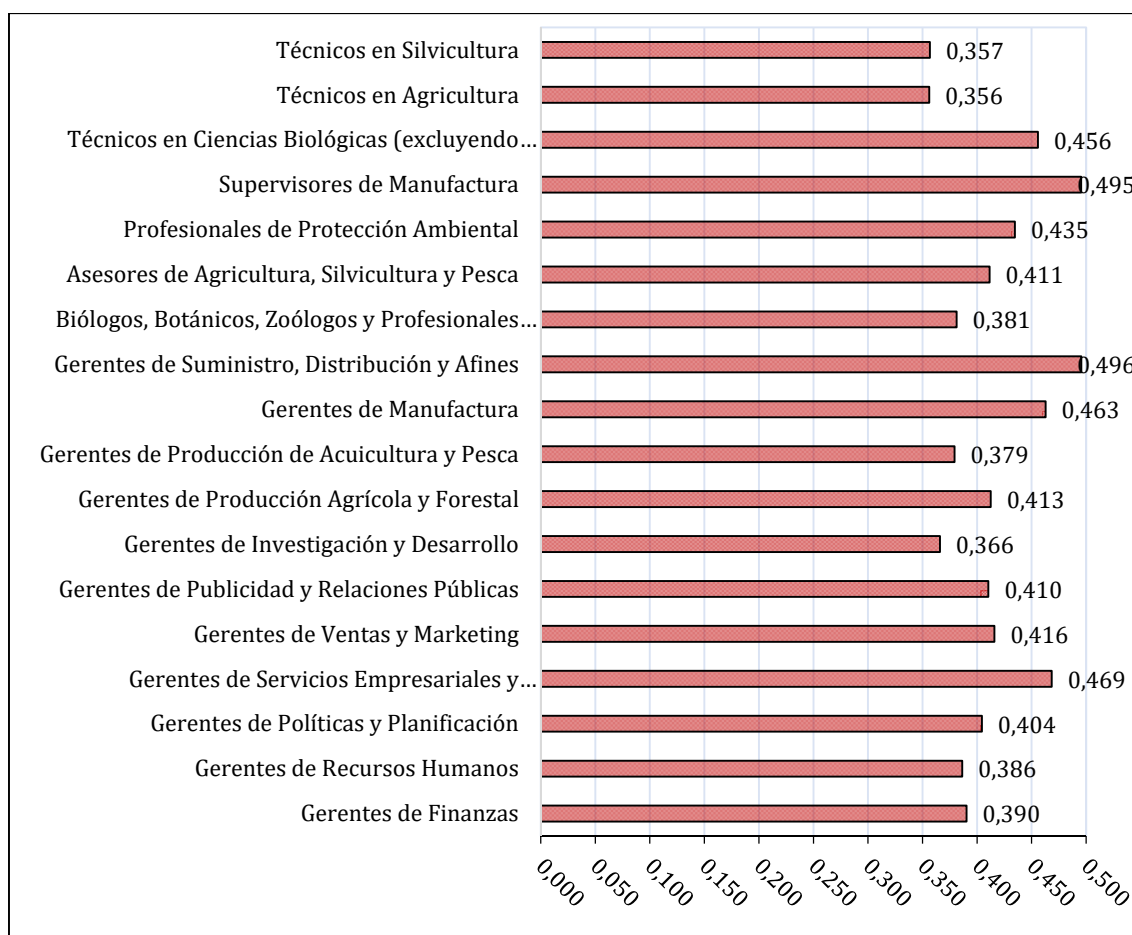
Figura 4.3. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 2 de formación según la clasificación ISCO-08





Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Figura 4.4. Scores de automatización con tecnología GPT en ocupaciones del nivel 2 de formación según la clasificación ISCO-08



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Al observar los resultados, vemos que existe una clara relación inversa entre el nivel de formación y el puntaje asignado a la probabilidad de ser automatizado con la tecnología GPT. En el grupo de formación más alta los resultados oscilan por encima del 30%, emplazándose la mayoría de las ocupaciones entre el 40 y el 50%. Estas ocupaciones, como se adelantaba anteriormente, se basan en gran parte en la ordenación y planificación de las tareas del resto de trabajadores de la plantilla, además de la evaluación de la producción y la gestión de presupuestos. Estas funciones, a día de hoy, ya se pueden realizar de forma muy eficiente con la tecnología disponible, por lo que, a medida que esta vaya avanzando, tendrá una mayor capacidad de cubrir este tipo de trabajos, pudiendo desplazar, de esta forma, a las personas trabajadoras que se encuentran en estos puestos actualmente. Por su parte, en el nivel 2 de formación encontramos una mayor heterogeneidad. Este grupo es el que mayor número de ocupaciones engloba y en el que se encuentran los empleos específicos del sector agrícola, por lo que la naturaleza del empleo y de la propia formación dista mucho

entre las distintas ocupaciones. Podemos encontrar empleos muy poco automatizables, como el de los “Cazadores y tramperos”, que basan la realización de su trabajo en la ejecución manual, y otros muchos más sustituibles como los “Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas”, que realizan un trabajo de análisis y ordenación que puede ser cubierto por la IA. Sin embargo, se observa que, en media, estas ocupaciones registran una automatización potencial muy por debajo de los resultados obtenidos en el nivel más alto de formación. Por último, en el grupo de menor formación los scores obtenidos son indudablemente más bajos, ya que la mayoría se encuentran por debajo del 20% - a excepción de los “Reponedores de estantes”- e incluso algunos se sitúan por debajo del 10%, señal de que estas ocupaciones con una naturaleza más mecánica y basadas en esfuerzos físicos, difícilmente se pueden automatizar a través de esta tecnología.

En cómputo global, estos resultados muestran un escenario distinto al que estamos acostumbrados a observar. Históricamente, desde la revolución industrial, el avance de la tecnología ha ido ligada a la sustitución de tareas mecánicas y repetitivas, que generalmente se vinculan a ocupaciones donde se requiere una baja formación. Este tipo de automatización ha acostumbrado a expulsar a estos trabajadores del mercado laboral, llevándolos a reintegrarse a través de la formación en los nuevos empleos que aparecían a partir de estas tecnologías. De esta manera, el capital humano ha ido aumentando a medida que se desarrollaba la capacidad tecnológica, transformando continuamente el mercado de trabajo hacia un modelo más eficiente, sirviéndose de las sinergias presentes entre estos factores de producción. Sin embargo, en el presente análisis se encuentra que la incidencia de la Inteligencia Artificial afecta de una manera significativa a las labores de gestión y creación, tareas de naturaleza más intelectual, que hasta ahora se presumían insustituibles. Por ello, aunque las anteriores innovaciones tecnológicas no han supuesto una masiva destrucción de empleo, gracias a la creación de nuevos puestos de trabajo basados en el conocimiento, en este caso, se presenta un escenario de incertidumbre, puesto que este nuevo avance cuenta con la capacidad de suplir a los más formados.

4.4. Cálculo de los scores por tareas y comparación con la descripción

Para lograr una aproximación más ajustada, se realiza un ejercicio similar a la realizada anteriormente, teniendo en cuenta todas las tareas que conforman cada una de las ocupaciones de la muestra. De nuevo, siguiendo la metodología utilizada por la OIT (2023), se estima la probabilidad de automatización de cada tarea estipulada de forma individual. De esta manera, la IA puede ser más precisa a la hora de interpretar su capacidad de realizarla. Con estos resultados podemos llevar a cabo un análisis de robustez, al compararlos con el epígrafe anterior, además de identificar cuáles son los casos en los que la tecnología GPT sobre o infraestima estos *scores* de automatización, según el nivel de concreción de la información que se proporciona.

Dentro de nuestra muestra de 54 ocupaciones se recogen 480 tareas en total. Algunas de estas tareas se repiten en diversas ocupaciones de la misma naturaleza, pero dentro de cada uno de los empleos toman un cariz distinto. Por ello, el cálculo se realizará para cada una de las tareas, informando a la IA cuál es la ocupación en la que se encuadra. De esta manera, intentamos lograr que el resultado obtenido sea más preciso y represente más fielmente la capacidad de la tecnología para cubrir las tareas estudiadas.

Dado que la orden utilizada en el apartado anterior logró ajustar de una manera exitosa los resultados, adaptaremos esta metodología para cada una de las tareas de la muestra. En este sentido, el guion que proporcionamos a la IA es el siguiente:

prompt = {

"role": "system",

"content": "You are a skills and AI specialist. You will provide a score of potential automation with GPT technology for a given task. Follow instructions closely."

user_prompt = {

"role": "user",

*"content": f"Look at this job task: {task} It is related to ISCO code: {isco08}
Provide a score of potential automation of this task with GPT technology, given that the job is located in Spain, within the agri-food sector. The score should range 0-1.
Provide a score in one line. Do not provide any other commentary, only the score. Do not give any ranges just one score for each task."*

A través de esta orden, obtenemos una puntuación para cada tarea registrada para las ocupaciones de nuestra muestra. De nuevo, repetimos la operación 20 veces para comprobar la robustez de los resultados. Para obtener la automatización potencial de la ocupación realizamos la media de los puntajes obtenidos en las tareas que la conforman. Dado que no podemos establecer ponderaciones de inversión de tiempo en cada una de ellas, se realiza la media aritmética, tal y como se explica en el Capítulo 3. A modo de ejemplo, se puede visualizar la siguiente tabla, en la que se calcula la potencial automatización de los “Conductores de vehículos de mano y a pedales”.

Tabla 4.2. Ejemplo del cálculo de scores de automatización de ocupaciones a través de las tareas de la clasificación ISCO-08

ISCO 08	Tarea	Score medio	Media de la ocupación
9331	Cargar y descargar mercancías, o ayudar a los pasajeros a subir o bajar de un vehículo	0,085	0,1885
	Desplazar el vehículo en la dirección deseada respetando el resto del tráfico y las normas de circulación	0,185	
	Inspeccionar los componentes del vehículo para identificar desgastes y daños	0,1875	
	Mantenimiento del vehículo, realización de pequeñas reparaciones e instalación de piezas de recambio.	0,185	
	Cobro de tarifas o tasas	0,3	

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

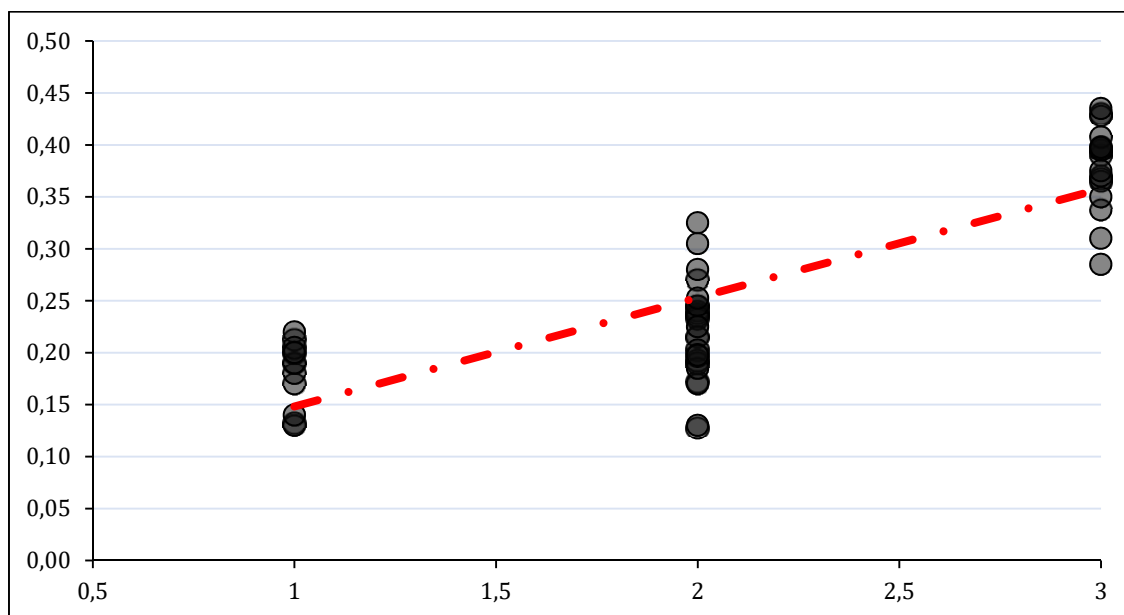
Como se puede observar en el ejemplo, al estudiar una ocupación predominantemente manual, se registra un nivel de automatización potencial relativamente bajo. Sin embargo, a diferencia de lo que obteníamos con la descripción, en este caso, podemos observar la heterogeneidad presente en cada una de las ocupaciones. En la Tabla 4.2. vemos que cuando hablamos de carga y descarga, una tarea que necesita de un trabajo físico, la puntuación se sitúa por

debajo del 10%, es decir, que la tecnología GPT difícilmente podría cubrir este tipo de trabajos. Sin embargo, las personas trabajadoras tipificadas con esta misma ocupación también deben realizar tareas muy distintas, como el “Cobro de tarifas o tasas”. Esta tarea se basa en un trabajo organizativo mayoritariamente, a la hora de ordenar los cobros, tener en cuenta los tributos a pagar y mantener la información actualizada. De esta manera, el *score* obtenido es del 30%, muy por encima del resto de tareas presentes en la ocupación. Aun así, al incluir también aptitudes sociales de relación con clientes y proveedores, el valor se mantiene en niveles relativamente bajos, algo que se repetirá a lo largo de toda la distribución de la muestra. En términos generales, los resultados esperados deben ser similares a lo obtenido anteriormente para probar la robustez del cálculo.

4.5. Comparación entre cálculo con tareas y descripción

Cuando nos fijamos en los resultados, vemos que la distribución es similar a la encontrada en el epígrafe anterior. De hecho, al hacer el análisis de nuevo en función del nivel formativo requerido en las distintas ocupaciones, observamos que existe una clara relación; los trabajos más formados serán los que más fácilmente se podrán sustituir por la tecnología GPT.

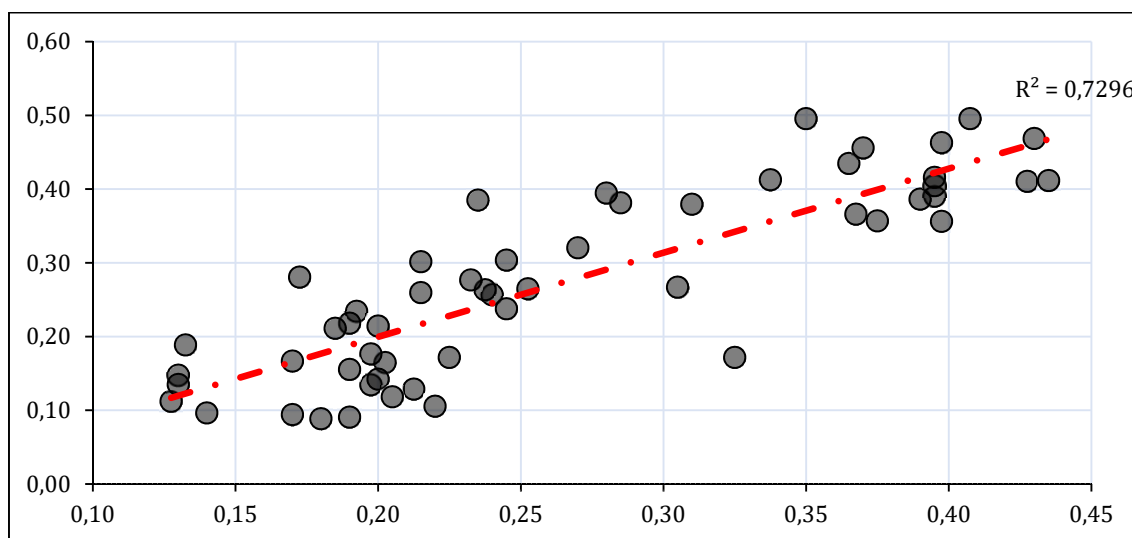
Figura 4.5. Scores de automatización por tecnología GPT calculados por tareas de cada ocupación según el nivel de formación



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

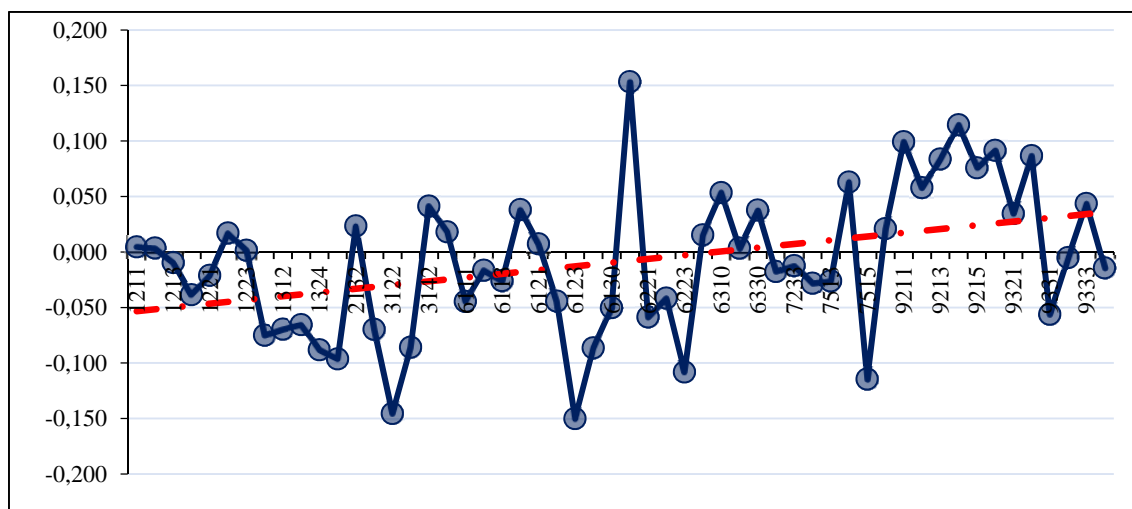
Al examinar la puntuación de automatización obtenida por descripción y por tareas, vemos que existe una importante relación entre ambas, presentando un R^2 muy alto, cercano a 0,73. Además no existe una sobreestimación clara en ninguno de los dos casos, puesto que vemos en las Figuras 4.6. y 4.7., que existe una regresión a la media, donde, en el gráfico de dispersión los valores muestran una distribución alrededor de la línea de tendencia y, en el gráfico en el que se presentan las diferencias entre ambos métodos, estas se centran en torno a 0, probando de esta forma una gran robustez de los resultados, dando veracidad a los mismo y confirmando que la metodología escogida es la correcta.

Figura 4.6. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Figura 4.7. Diferencias entre el cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones



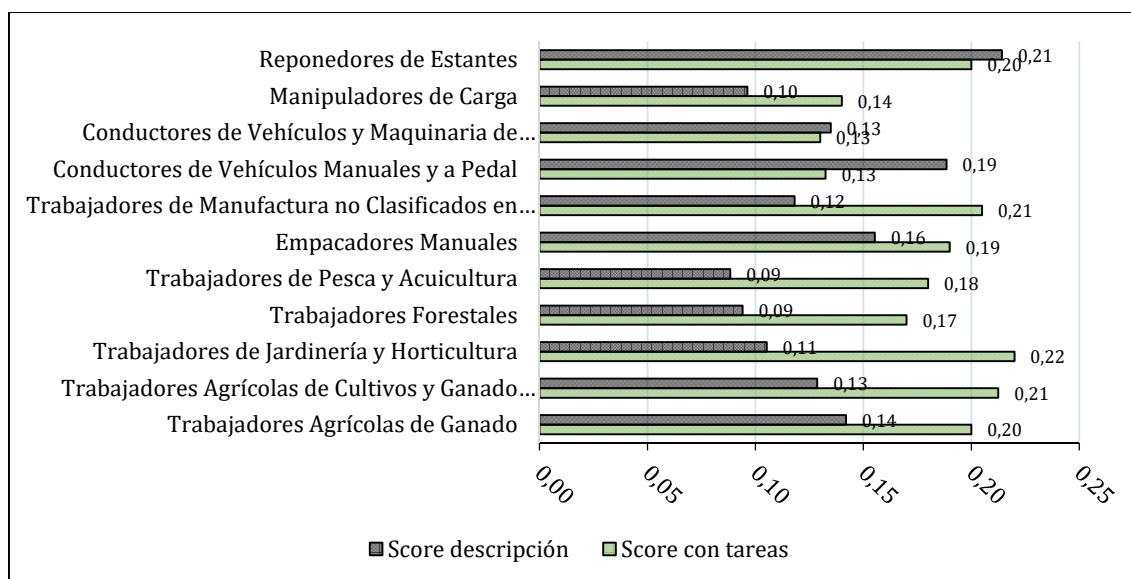
Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

A pesar de existencia de esta robustez, si analizamos la comparativa por grupos de formación, podemos ver en qué casos se obtienen mayores resultados en cada caso. Esta información es muy relevante, puesto que la desagregación por tareas puede ser distinta para cada ocupación y la IA puede sobreestimar la intervención humana para un trabajo concreto o viceversa.

Cuando observamos el grupo de formación más bajo, vemos que el cálculo desagregado obtiene valores mayores de forma general. Como se ha mostrado anteriormente, a modo de ejemplo, existe una heterogeneidad intraocupación que no se puede controlar con una mera descripción. Se puede identificar que las ocupaciones que generalmente son manuales no incluyen tareas de organización o redacción, que son la más fácilmente automatizables por esta tecnología. Por ello, cuando la tecnología GPT tiene una descripción como *input*, calcula su estimación de una forma genérica, estableciendo la necesidad mecánica como factor principal y pasando por alto las aristas que conforman el trabajo de forma efectiva.

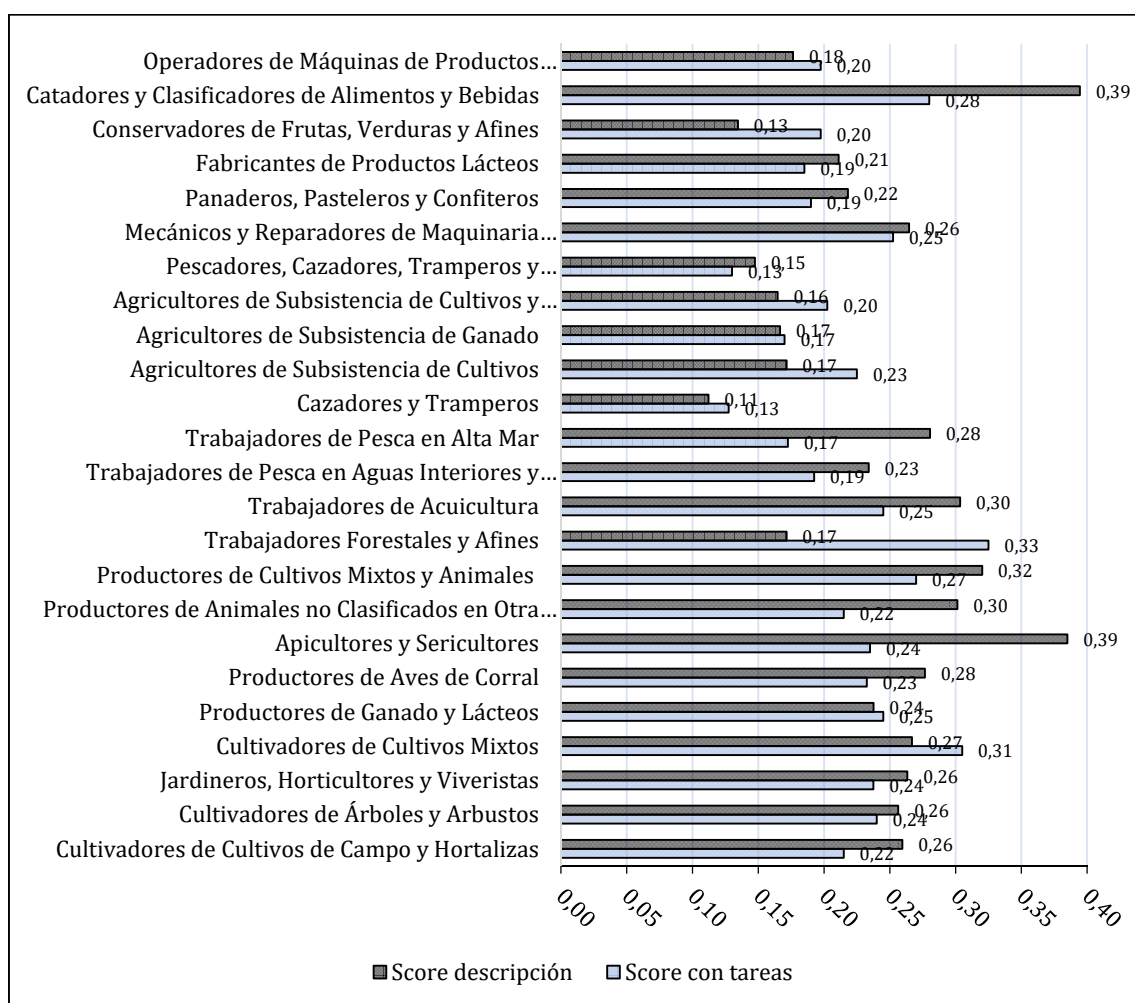
Esto se confirma al analizar el resto de grupos de formación. En el grupo de formación intermedio vemos que los resultados no muestran una deriva tan clara como la anterior, pero existe una mayoría de ocupaciones sobreestimadas a partir de la descripción. Con el análisis del último nivel de formación, la tendencia parece clara. En este caso, existe una clara sobreestimación del cálculo con la descripción frente al uso de las tareas. De nuevo, los cargos de gestión se vinculan con tareas basadas en el uso del lenguaje y la generación de informes y organización de recursos. De esta manera, la generalización lleva a tomar estos trabajos como fácilmente cumplimentables por una Inteligencia Artificial, es decir, se encuentra el caso contrario de lo observado para el grupo menos formado. Sin embargo, al incluir las relaciones interpersonales, los resultados son menores, confirmando que, para poder observar las peculiaridades de cada ocupación el cálculo necesita de sus tareas desglosadas para no tomar la parte por el todo.

Figura 4.8. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 1



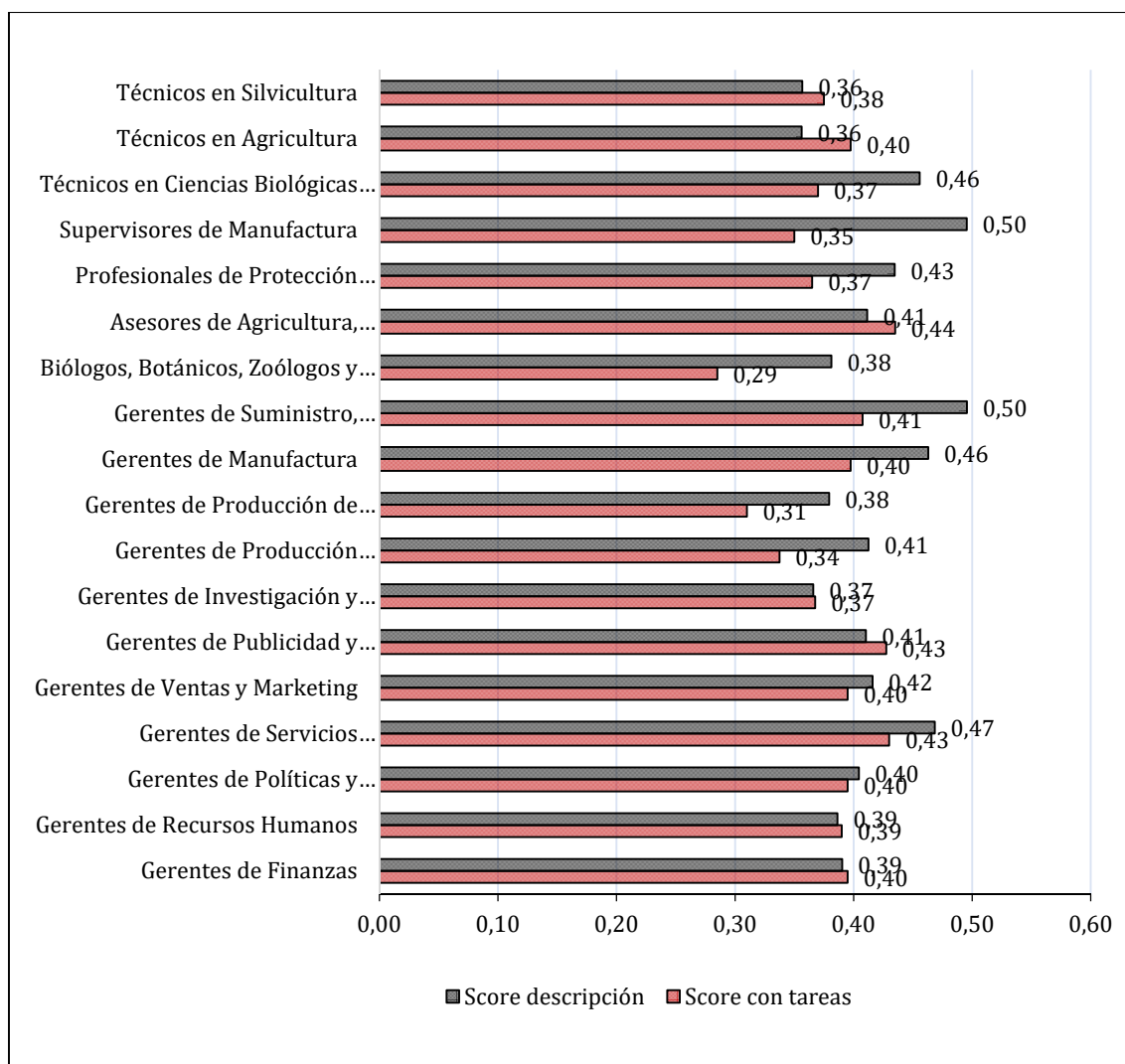
Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Figura 4.9. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 2



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Figura 4.10. Comparativa del cálculo de scores de automatización con tecnología GPT por descripción y por tareas de las ocupaciones para el grado de formación 3



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

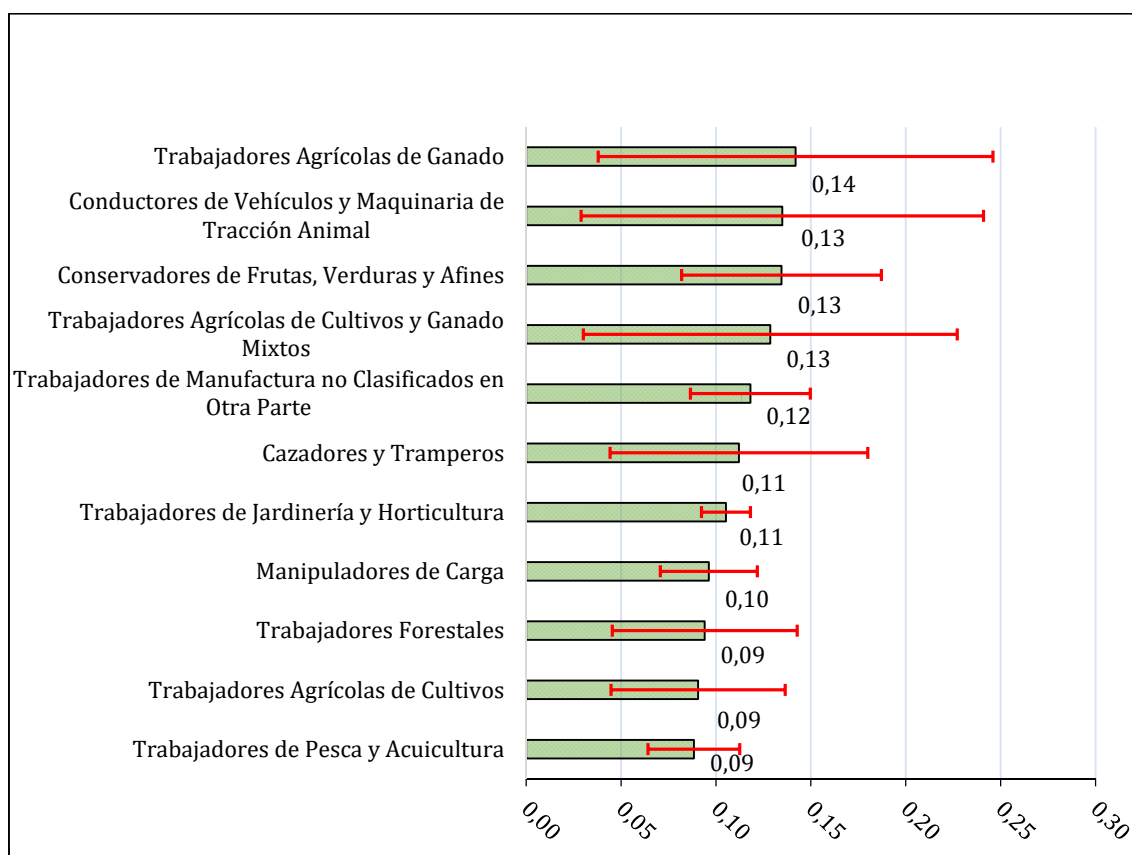
Una vez comprobada la validez de esta metodología, podemos ver cuáles son las ocupaciones con una mayor o menor puntuación de automatización potencial. Agrupando las ocupaciones en quintiles, recogemos cuáles son los trabajos más y menos automatizables.

Dentro del grupo que registran menores *scores*, vemos que la gran mayoría de las ocupaciones se relacionan con el sector agrícola y silvicultor, siendo la mayoría de ellos trabajos que necesitan de actividad física. Todas ellas se sitúan por debajo del 15%, por lo que representan actividades prácticamente imposibles de automatizar con esta tecnología.

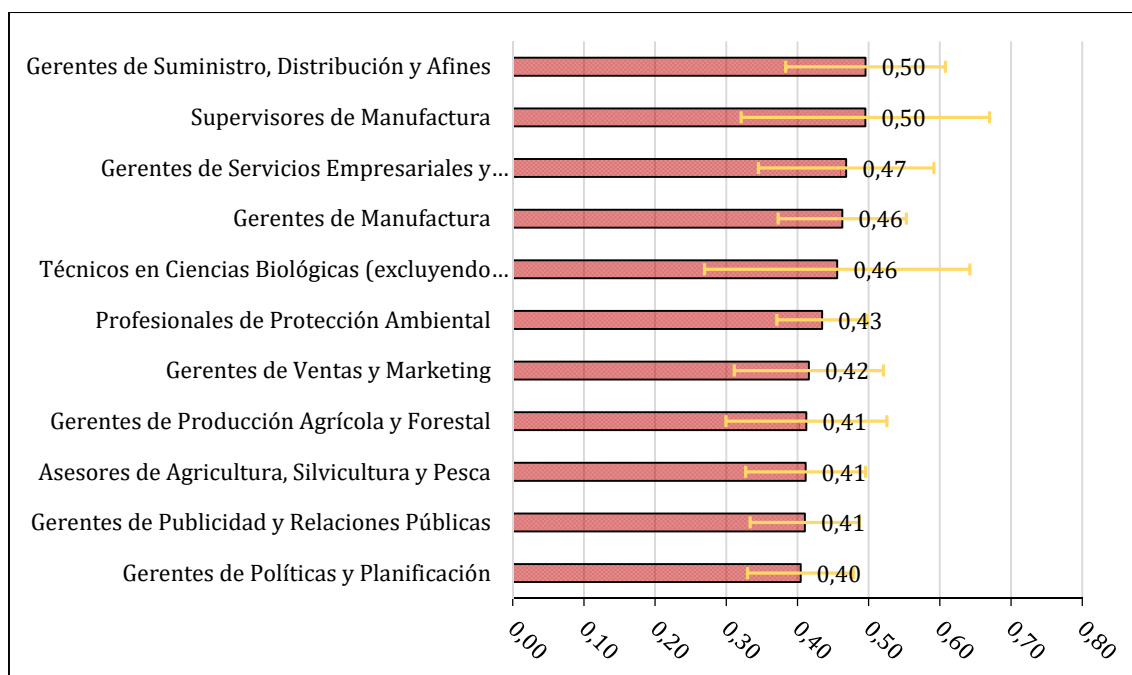
Por su parte, cuando hablamos de las ocupaciones más sustituibles, de nuevo, confirmamos que encontramos las actividades relacionadas con la gerencia y la supervisión, aunque en este caso, encontramos trabajos presentes a lo largo de toda la cadena de producción.

De forma general, los valores de las desviaciones típicas, calculadas a través de la heterogeneidad de las tareas que conforman cada ocupación, es mayor a medida que el valor de automatización potencial aumenta. Este hecho se puede explicar por el número de tareas asignadas a cada ocupación. De forma general, a medida que aumenta la formación requerida, aumenta la responsabilidad propia del empleo, y esto hace que se complejice su ejecución, incluyendo un mayor número de tareas adscritas. En el caso de las ocupaciones mayoritariamente manuales, estas se basan en la repetición de unas pocas tareas concretas que no suelen distar de una forma llamativa en términos de naturaleza de la actividad, por lo que la heterogeneidad es menor, moviéndose en valores muy bajos.

Figura 4.11. Quintil de ocupaciones con menor nivel de automatización potencial con tecnología GPT calculados por tareas



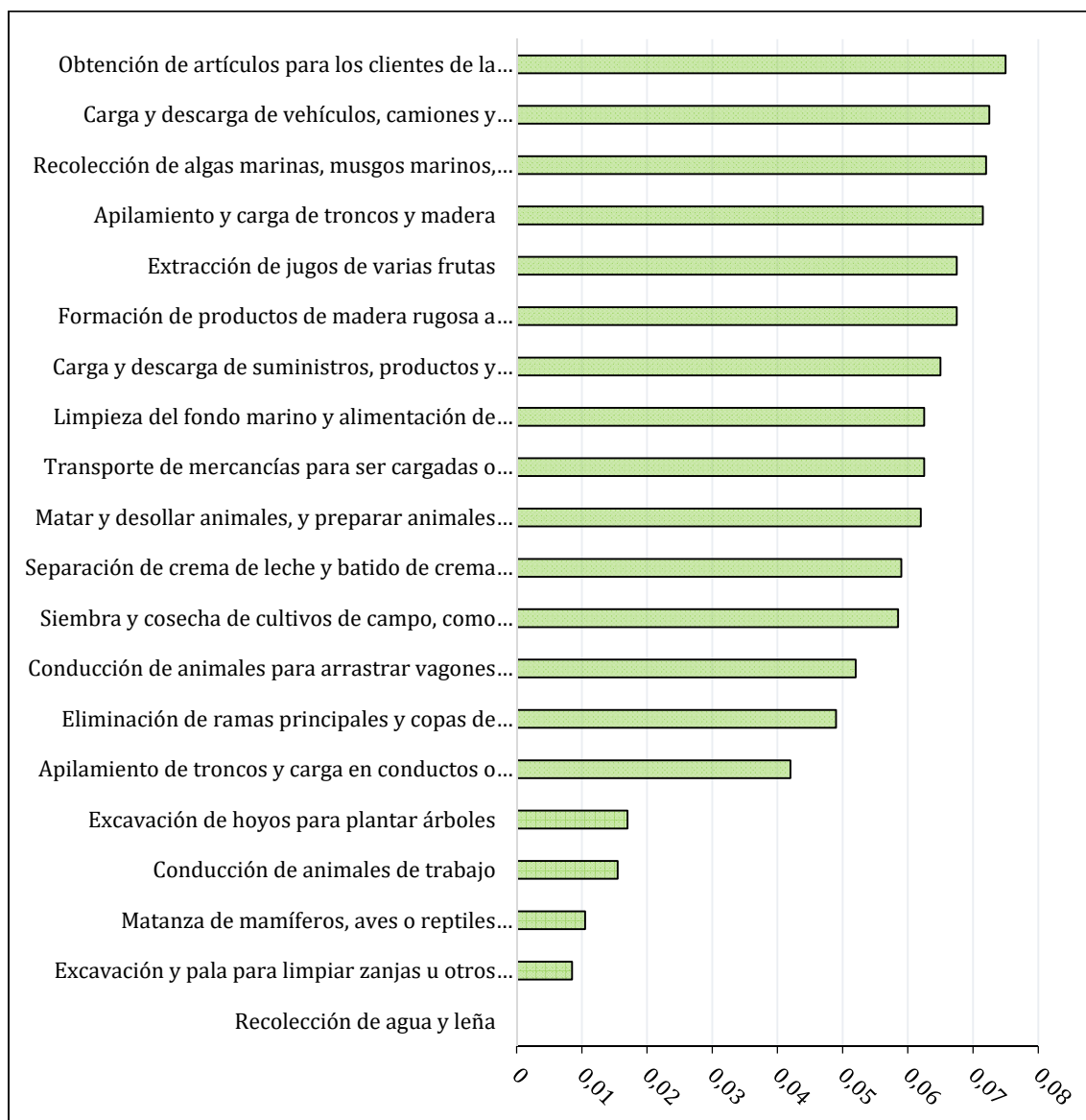
Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Figura 4.12. Quintil de ocupaciones con mayor nivel de automatización potencial con tecnología GPT calculados por tareas

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

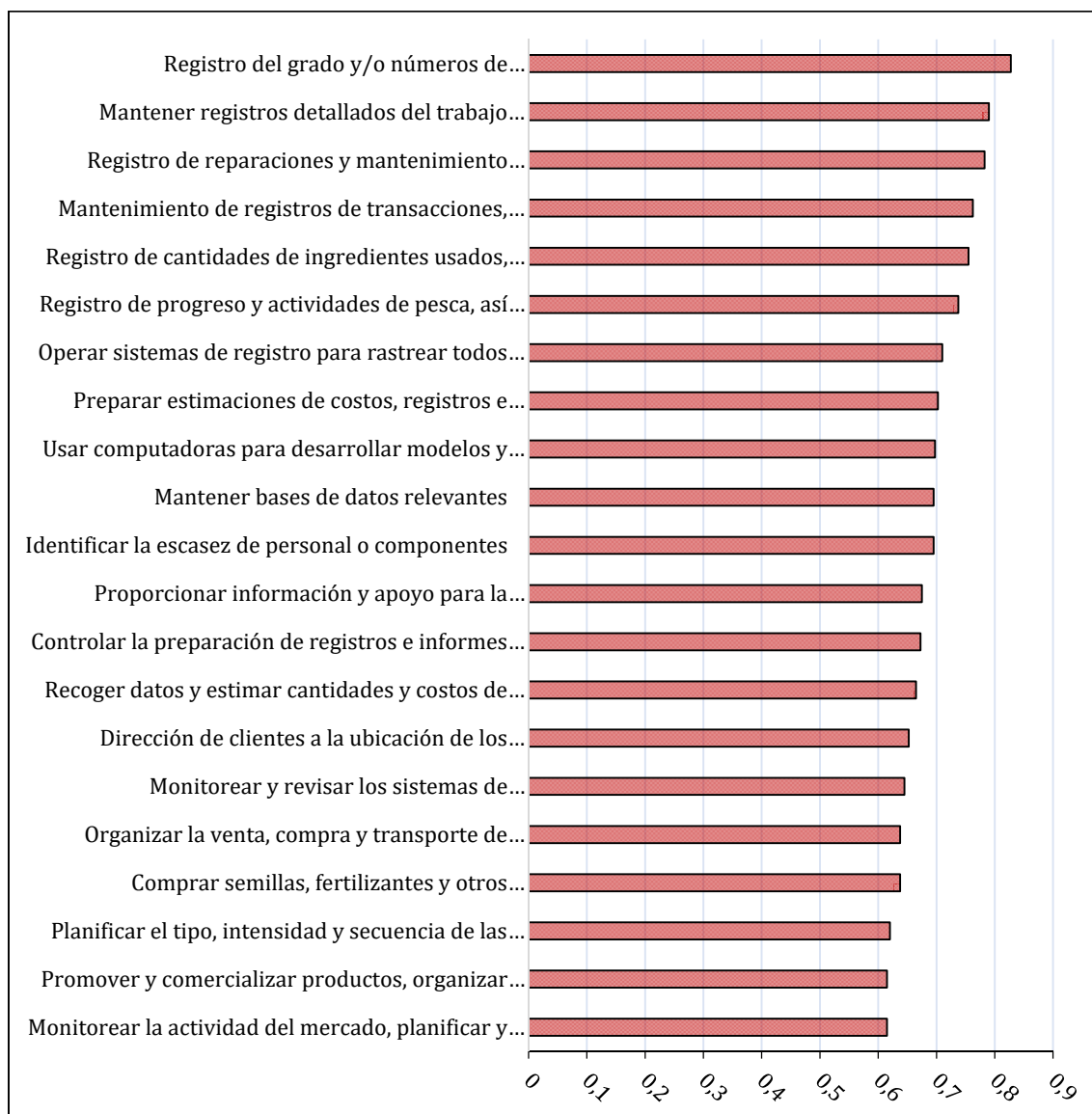
Al acercar el objetivo y analizar los resultados encontrados para las tareas concretas vemos que los resultados más extremos, registrando tareas por encima del 80% en la parte superior de la distribución y muy cercanas al 0 en la parte inferior. Incluso, en el caso de la “Recolección de agua y leña”, la IA identifica que no tiene qué aportar en esta tarea y reporta una puntuación de 0. De nuevo, esto va en línea con los resultados mostrados anteriormente y, además, demuestra la mayor concreción de los resultados por tareas. Al conocer la actividad concreta a realizar, la IA puede estimar la capacidad potencial de realizarla, diferenciando incluso las tareas anexas que provocan los distintos resultados para tareas que aparentemente pueden ser muy parecidas en términos de necesidad de acción humana.

Figura 4.13. Quintil de tareas con menor nivel de automatización potencial con tecnología GPT



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Siguiendo lo expuesto con anterioridad, las tareas más difícilmente automatizables se ubican siempre por debajo del 10% y se corresponde con actividades relacionadas con la recolección, el sector agropecuario y la logística. Por su parte, las tareas más automatizables responden a labores de registro y gestión de datos, planificación y organización.

Figura 4.14. Quintil de tareas con mayor nivel de automatización potencial con tecnología GPT

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Estos resultados nos muestran de manera muy pormenorizada qué cosas es capaz de hacer la tecnología GPT y, tal y como mostramos, a pesar de encuadrarse todas estas tareas en trabajos de alta formación, responden a un segmento muy concreto, por lo que, a pesar de que una ocupación registre una alta puntuación de automatización potencial, esta se debe a un grupo concreto de tareas. Esto abre la puerta a la cooperación y al aumento de la productividad dentro de esta actividad económica y no necesariamente a la sustitución de estos puestos de trabajo. Este punto se estudiará más adelante dentro de este capítulo.

4.6. Clasificación por heterogeneidad de tareas

Como ya se ha explicado, la heterogeneidad entre las tareas pertenecientes a una misma ocupación es un punto central dentro de nuestro análisis. Por ello, para establecer una clasificación de automatización en nuestra muestra de ocupaciones es necesario establecer una metodología que tenga en cuenta estas diferencias, más allá de la media aritmética obtenida por cada uno de los trabajos. Con este fin, se idea un método que se sirve de la separación de las tareas por quintiles y la asignación de una puntuación ordenada para cada una de ellas. De esta manera, obtenemos una clasificación que establece un máximo de 100, tal y como se describe en los siguientes párrafos.

Para calcular esta clasificación por quintiles, se emplaza cada tarea por quintil de automatización según la distribución obtenida. A cada quintil se le asigna una puntuación de 4 a 20. Siendo una puntuación de 4 para el primer quintil, 8 para el segundo, 12 para el tercero, y así sucesivamente. Puesto que cada ocupación tiene un número diferente de tareas asignadas, se calcula la proporción de tareas que se encuentran en cada quintil de la distribución y se multiplica por el valor asignado a cada uno de ellos. De esta forma, obtendremos una clasificación comprendida entre el 4 y el 100 que tendrá en cuenta la heterogeneidad de las tareas presentes en las distintas ocupaciones estudiadas. Para entender mejor este cálculo, pondremos el análisis realizado para los Gerentes financieros a modo de ejemplo.

Tabla 4.3. Ejemplo de cálculo de la puntuación de automatización por GPT según el emplazamiento de sus tareas dentro de la distribución

Tarea	Score medio
Planificación, dirección y coordinación de las operaciones financieras de una empresa u organización	0.395
Evaluación de la situación financiera de la empresa u organización, preparación de presupuestos y supervisión de las operaciones financieras	0.54
Consultar con el director ejecutivo y con los gerentes de otros departamentos o secciones	0.295
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0.45
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0.385
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0.36
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0.3675
Representar a la empresa u organización en tratos con organismos externos	0.33

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

En el ejemplo propuesto, la ocupación cuenta con 8 tareas distintas, entre las cuales encontramos distintos niveles de automatización. En concreto, hay dos tareas pertenecientes al último quintil (en rojo), tres emplazadas en el cuarto (en naranja) y una en el tercer quintil (en amarillo). Los límites que marcan los distintos quintiles de la distribución se pueden ver en la siguiente tabla:

Tabla 4.4. Límite de los quintiles de automatización por GPT en la distribución de tareas

Percentil 20	0.1150
Percentil 40	0.2000
Percentil 60	0.3200
Percentil 80	0.4295
Percentil 100	0.8275

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

De esta forma, la proporción de tareas dentro de esta ocupación sería de 12,5% para el tercer quintil, 62,5% para el cuarto y 25% para el quinto. Multiplicando por los valores anteriormente citados, el resultado obtenido será el siguiente:

$$0,125 \times 12 + 0,625 \times 16 + 0,25 \times 5 = \mathbf{82,50}$$

Realizando este ejercicio para todas las ocupaciones y tareas pertinentes, obtenemos una clasificación donde se tiene en cuenta las diferencias y peculiaridades de cada ocupación, controlando en número de tareas asignadas en cada caso.

La clasificación obtenida se muestra en la Tabla 4.5. De esta manera, se puede observar de una forma clara y ordenada cuáles son las puntuaciones teniendo en cuenta todos los factores citados. A pesar de que los resultados obtenidos son muy similares a lo analizado anteriormente, existen cambios en el orden de algunas ocupaciones, lo que reafirma la importancia del número de tareas de cada y las diferencias entre ellas.

Tabla 4.5. Clasificación de ocupaciones teniendo en cuenta la heterogeneidad de tareas

Ocupaciones	Puntuación
Trabajadores Agrícolas de Cultivos	22.50
Trabajadores de Pesca y Acuicultura	22.86
Manipuladores de Carga	23.33
Trabajadores de Jardinería y Horticultura	24.44
Trabajadores Forestales	27.50
Cazadores y Tramperos	28.00
Trabajadores Agrícolas de Cultivos y Ganado Mixtos	30.91
Conservadores de Frutas, Verduras y Afines	32.00
Conductores de Vehículos y Maquinaria de Tracción Animal	33.33
Trabajadores de Manufactura no Clasificados en Otra Parte	35.00
Trabajadores Agrícolas de Ganado	36.00
Pescadores, Cazadores, Tramperos y Recolectores de Subsistencia	37.50
Agricultores de Subsistencia de Ganado	38.33
Fabricantes de Productos Lácteos	40.00
Empacadores Manuales	40.00
Conductores de Vehículos Manuales y a Pedal	40.00
Trabajadores Forestales y Afines	42.00
Agricultores de Subsistencia de Cultivos y Ganado Mixtos	42.22
Agricultores de Subsistencia de Cultivos	42.86
Operadores de Máquinas de Productos Alimenticios y Afines	42.86
Panaderos, Pasteleros y Confiteros	47.50
Reponedores de Estantes	47.50
Trabajadores de Pesca en Aguas Interiores y Costeras	48.00
Mecánicos y Reparadores de Maquinaria Agrícola e Industrial	51.43
Productores de Ganado y Lácteos	52.31
Cultivadores de Árboles y Arbustos	54.55
Jardineros, Horticultores y Viveristas	55.00
Cultivadores de Cultivos de Campo y Hortalizas	56.36
Cultivadores de Cultivos Mixtos	56.36
Trabajadores de Pesca en Alta Mar	57.78
Productores de Aves de Corral	60.00
Productores de Animales no Clasificados en Otra Parte	60.00
Trabajadores de Acuicultura	62.00
Productores de Cultivos y Animales Mixtos	66.00

Técnicos en Agricultura	71.11
Catadores y Clasificadores de Alimentos y Bebidas	72.00
Apicultores y Sericultores	74.29
Técnicos en Silvicultura	76.00
Gerentes de Investigación y Desarrollo	77.50
Biólogos, Botánicos, Zoólogos y Profesionales Afines	77.50
Gerentes de Producción de Acuicultura y Pesca	78.46
Técnicos en Ciencias Biológicas (excluyendo Médicos)	81.54
Gerentes de Recursos Humanos	81.82
Gerentes de Finanzas	82.50
Gerentes de Ventas y Marketing	82.50
Gerentes de Políticas y Planificación	84.44
Gerentes de Producción Agrícola y Forestal	85.00
Asesores de Agricultura, Silvicultura y Pesca	85.00
Gerentes de Servicios Empresariales y Administrativos no Clasificados en Otra Parte	88.00
Gerentes de Manufactura	88.33
Profesionales de Protección Ambiental	88.57
Supervisores de Manufactura	90.00
Gerentes de Publicidad y Relaciones Públicas	92.50
Gerentes de Suministro, Distribución y Afines	93.33

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Esto pone de manifiesto la necesidad realizar una clasificación más concreta de las tareas que conforman cada ocupación, puesto que la omisión de actividades menores o la no inclusión de matices en cada tarea puede representar cambios relevantes en este tipo de estudios. Por ello, a la hora de conformar estas bases de datos, es importante la concreción en la naturaleza de cada actividad y la creación de una base más completa, en la que se incluya el uso del tiempo en cada tarea y su relevancia, tal y como ya establecen algunas bases internacionales. Esto permitiría ajustar con mayor exactitud los resultados, realizando previsiones mucho más fiables, que permitan marcar el camino de las políticas a llevar a cabo dentro del mercado laboral.

4.7. Ocupaciones en riesgo de automatización y posibles aumentos de productividad

Tal y como se comentaba con anterioridad, la inteligencia artificial puede ser vista como un peligro o como una oportunidad. La complementariedad de la labor humana con esta tecnología puede llevar a un escenario en el que las personas trabajadoras puedan liberar parte de su jornada laboral en tareas que ya no necesiten tanta atención y lo dediquen a otras que requieran de sus aptitudes sociales o creativas. De esta manera, se podrá llegar a un escenario donde se logren mayores niveles de productividad y jornadas laborales más cortas. Para establecer cuáles son las ocupaciones que se encuentran en riesgo de ser sustituidas y las que tienen potencial de crecer y lograr esta compatibilidad, se realiza una rúbrica en base a los valores de automatización potencial media y su desviación típica entre tareas.

Para la realización de esta rúbrica se utiliza una clasificación similar a la que propone la OIT (2023). Sin embargo, en nuestro caso, establecemos distintos límites, dadas las características de nuestra distribución. En el presente estudio, establecemos los siguientes supuestos:

Aumento productivo: $\mu(\text{Percentil } 40) > \mu_i$ y $\sigma_i > \sigma(\text{Percentil } 60)$

Riesgo de automatización: $\mu_i > \mu(\text{Percentil } 60)$ y $\sigma_i < \sigma(\text{Percentil } 40)$

El razonamiento detrás de estos supuestos se basa en que aquellas ocupaciones que tengan una media alta de puntuación de automatización entre sus tareas y, además, haya poca heterogeneidad entre ellas, es decir, todas las tareas que la componen son altamente automatizables, están en riesgo de automatización. Por el contrario, encontramos casos en los que la puntuación media de automatización de la ocupación es relativamente baja, pero existe una alta desviación típica entre los resultados que reportan sus tareas. En este caso, se identifica que, a pesar de ser una ocupación difícilmente automatizable, integra algunas tareas que sí que se pueden sustituir. De esta manera, las personas trabajadoras podrían invertir más tiempo en las tareas que requieren un mayor factor humano, al liberarse de las tareas que puede realizar la inteligencia artificial, aumentando así su productividad. Estas ocupaciones se situarían en el grupo de “Aumento de

productividad”, puesto que la inclusión de esta tecnología podría ser favorable para las personas trabajadoras.

Por otro lado, en el caso de tener una baja media y una baja desviación típica estaríamos ante ocupaciones que no se ven afectadas por esta tecnología, las que catalogamos como “No automatizables” y, por último, aquellas que registran altas medias y desviaciones típicas al mismo tiempo resultan difíciles de catalogar, puesto que no es evidente el camino que van a tomar estas ocupaciones que pueden encontrarse en riesgo, pero tienen algunas tareas que aún requieren una alta participación del factor humano, por lo que las citamos como “Desconocidas”. Más allá de estos cuatro posibles resultados, encontramos otras ocupaciones que oscilan en valores medios y son difíciles de etiquetar, estos trabajos aparecen bajo el nombre de “No clasificables”.

Los resultados se recogen en la Tabla 4.6., donde se establece a qué grupo de los anteriormente descritos pertenece cada ocupación, siendo las más relevantes aquellas que presentan riesgo de automatización o tienen potencial de aumentar su productividad.

Tabla 4.6. Rúbrica de situación de las ocupaciones en cuanto a la tecnología GPT

Ocupación	Aumento productivo	Riesgo de automatización	No afectado	Desconocida	No clasificable
Trabajadores de Pesca y Acuicultura					
Trabajadores Agrícolas de Cultivos					
Trabajadores Forestales					
Manipuladores de Carga					
Trabajadores de Jardinería y Horticultura					
Cazadores y Tramperos					
Trabajadores de Manufactura no Clasificados en Otra Parte					
Trabajadores Agrícolas de Cultivos y Ganado Mixtos					
Conservadores de Frutas, Verduras y Afines					
Conductores de Vehículos y Maquinaria de Tracción Animal					
Trabajadores Agrícolas de Ganado					
Pescadores, Cazadores, Tramperos y Recolectores de Subsistencia					
Empacadores Manuales					
Agricultores de Subsistencia de Cultivos y Ganado Mixtos					
Agricultores de Subsistencia de Ganado					
Agricultores de Subsistencia de Cultivos					
Trabajadores Forestales y Afines					
Operadores de Máquinas de Productos Alimenticios y Afines					
Conductores de Vehículos Manuales y a Pedal					
Fabricantes de Productos Lácteos					
Reponedores de Estantes					
Panaderos, Pasteleros y Confiteros					
Trabajadores de Acuicultura					
Productores de Cultivos y Animales Mixtos					
Técnicos en Agricultura					
Técnicos en Silvicultura					
Gerentes de Investigación y Desarrollo					
Gerentes de Producción de Acuicultura y Pesca					

Ocupación	Aumento productivo	Riesgo de automatización	No afectado	Desconocida	No clasificable
Biólogos, Botánicos, Zoólogos y Profesionales Afines					
Apicultores y Sericultores					
Gerentes de Recursos Humanos					
Gerentes de Finanzas					
Catadores y Clasificadores de Alimentos y Bebidas					
Gerentes de Políticas y Planificación					
Gerentes de Publicidad y Relaciones Públicas					
Asesores de Agricultura, Silvicultura y Pesca					
Gerentes de Producción Agrícola y Forestal					
Gerentes de Ventas y Marketing					
Profesionales de Protección Ambiental					
Técnicos en Ciencias Biológicas (excluyendo Médicos)					
Gerentes de Manufactura					
Gerentes de Servicios Empresariales y Administrativos no Clasificados en Otra Parte					
Supervisores de Manufactura					
Gerentes de Suministro, Distribución y Afines					

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

En la categoría de ocupaciones con potencial de expansión y mejora tan solo encontramos dos ocupaciones. Estas son las de “Reponedor de estantes” y la de “Fabricante de productos lácteos”. Ambas son profesiones compuestas principalmente por tareas manuales, sin embargo, presentan algunas actividades vinculadas con gestiones menores, que pueden ser cubiertas por la tecnología GPT. Esto hace que las personas trabajadoras puedan librarse de estas labores de tramitación y dedicar su esfuerzo al resto de tareas asignadas, invirtiendo su tiempo de una forma más eficiente. Este razonamiento resulta ser muy intuitivo y aplicable, sin embargo, es necesario estudiar cada ocupación específicamente para vislumbrar cuál sería el futuro más factible para las personas trabajadoras de esta actividad. En el caso que estudiamos, encontramos que existe una importante diferencia, mientras que los fabricantes de productos lácteos realizan tareas manuales que responden a actividades de laboratorio y elaboración de producto, los reponedores de estantes centran gran parte de su carga de trabajo en labores de logística, lo que requiere un importante esfuerzo físico. Por ello, mientras que los fabricantes de lácteos podrán invertir más tiempo en estas tareas sin ningún perjuicio relevante, el aumento de la carga física de los reponedores, en primer lugar, menoscabará su rendimiento y, en segundo lugar, y más importante, podrá tener un impacto negativo sobre la salud de las personas trabajadoras, aumentando el riesgo de lesiones y accidentes laborales. Esto indica que la manera de proceder en ambos casos debe ser distinta. En tanto que dentro de la producción de lácteos se puede realizar una expansión de la ocupación a partir de un aumento de la productividad por las mejoras de eficiencia, la solución para los reponedores puede pasar por la reducción de la jornada laboral o la formación para el cumplimiento de otras tareas relacionadas con el trato con el cliente, u otras vinculadas a las relaciones sociales y el servicio personalizado. Dicho de otro modo, mientras una de ellas puede aumentar su productividad a través de la redistribución del tiempo en el mismo conjunto de tareas, la otra deberá sustituir estas tareas por otras, garantizando así la salud de las personas trabajadoras.

En cuanto a las ocupaciones que se identifican en peligro de automatización, todas se corresponden con puestos de gerencia. Las tareas vinculadas con estos trabajos suelen responder a perfiles con una misma naturaleza, por esta razón, normalmente, presentarán poca variación entre ellas. En este tipo de empleos el

único impedimento para automatizarlas pasa por las aptitudes sociales, no replicables por la inteligencia artificial. Por ejemplo, esta tecnología puede realizar una asignación de tareas y evaluación eficientes dentro de un grupo, pero no será capaz de tener en cuenta los distintos perfiles en términos de comportamiento, las preferencias de los individuos o las capacidades difícilmente observables de las personas trabajadoras a su cargo. Por ello, la especialización en gestión de recursos humanos en este tipo de ocupaciones será un factor muy importante de cara a justificar su imprescindibilidad. Además, las labores vinculadas con la actuación rápida en la resolución de problemas y el razonamiento lateral serán activos tomarán mayor importancia, transformando este segmento del mercado laboral a través de los perfiles demandados.

4.8. Tiempo productivo ahorrado para cada ocupación y posibles implicaciones

Una vez obtenidos los resultados que muestran el grado exposición de las ocupaciones ante una posible automatización con tecnología GPT, planteamos un análisis que va un poco más allá. Con el fin de dar un resultado más interpretable y práctico dentro de los estudios del mercado laboral, realizamos una ampliación de la metodología, aproximando el tiempo de trabajo ahorrado con la utilización de esta tecnología en cada una de las tareas. De esta manera, podremos cuantificar su impacto en una jornada laboral y las posibles implicaciones que esto pueda tener.

Para llevar a cabo este análisis, se realiza un ejercicio similar al del cálculo de la automatización potencial por tareas, sin embargo, se introduce una orden que requiere un proceso más complicado para la IA, por lo que ha requerido de muchas pruebas para lograr dar con el comando preciso para llegar a resultados consistentes. De esta forma, se amplía la metodología ya utilizada por la OIT (2023) y se obtienen resultados muy importantes dentro del mercado laboral en el segmento del sector agroindustrial. La orden introducida, en este caso, es la siguiente:

prompt = {

"role": "system",

"content": "You are a skills and AI specialist. You will provide a score of the potential time needed to perform the given task if GPT technology can be used in its execution. Follow instructions closely."

user_prompt = {

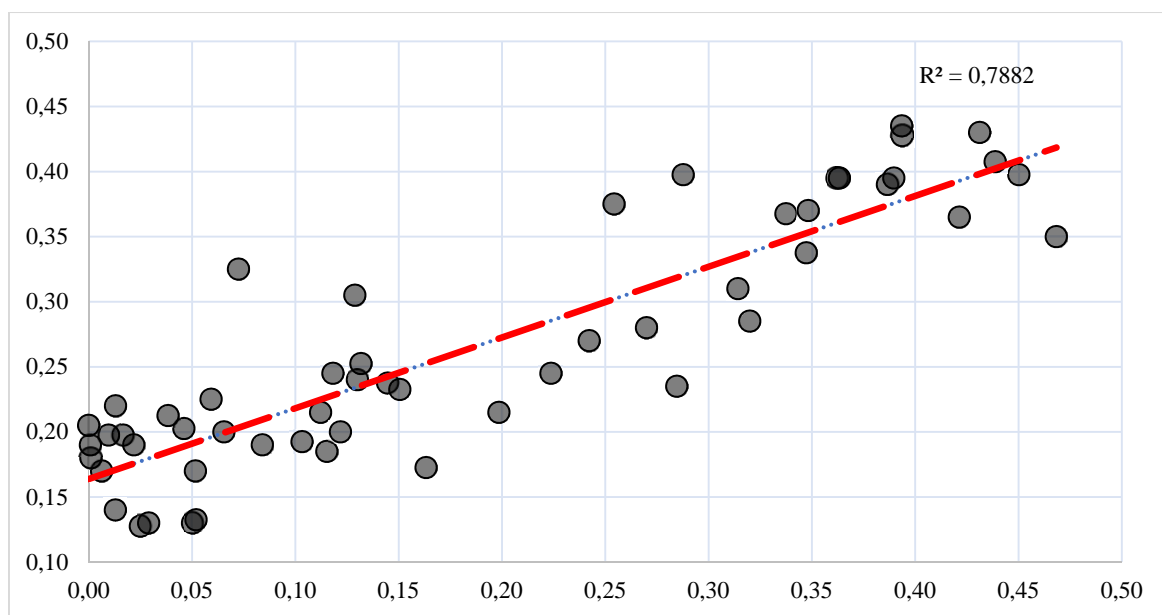
"role": "user",

content": f"Look at this job task: {task} It is related to ISCO code: {isco08} Provide a score of the potential time needed to perform the given task if GPT technology can be used in its execution, given that the job is located in Spain, within the agri-food sector. The score should range 0-1. The score will take the maximum value in case GPT technology is not used. Provide the score in one line. Do not provide any other commentary, only the score. Do not give any ranges just one score for each task."

Los resultados obtenidos muestran el tiempo invertido en cada una de las tareas, traduciendo los resultados al rango (0,1), siendo 1 el máximo, en el caso de que no sea posible implementar esta tecnología.

Como se puede observar en la Figura 4.15., tal y como esperábamos, existe una alta correlación con los resultados obtenidos en el epígrafe anterior, reportando un R^2 de 0,79. Esto indica que, a pesar de ser una operación más compleja, al tener que realizar una operación de traducción de ejecución de tareas en tiempo estimado, los resultados siguen los cánones de robustez antes mostrados.

Figura 4.15. Comparación de ahorro de tiempo productivo (sobre 1) y nivel de automatización por GPT calculado por tareas



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Los resultados por ocupación, a pesar de tener una alta correlación con los anteriores, registran valores más extremos, llegando a situarse en el valor mínimo en algunos de los casos. La razón de esta diferencia se vincula con que, en ciertas ocupaciones, la inteligencia artificial podría cubrir una parte muy pequeña del trabajo en cuestión y, en algunos de estos casos, su eficiencia no era suficiente para implementarla. Por tanto, al no ser una herramienta útil, el tiempo de ahorro de trabajo es cero, puesto que será una mejor solución no utilizar esta tecnología y seguir operando de una manera tradicional.

Figura 4.16. Proporción de tiempo productivo necesario (sobre 1) para realizar las tareas de cada ocupación utilizando tecnología GPT, según la clasificación ISCO-08



Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Por último, para conseguir datos más interpretables en términos del posible impacto sobre el empleo, traducimos los anteriores resultados a tiempo ahorrado dentro de una jornada laboral de 40 horas, en términos semanales. Podemos ver de una forma más clara la importancia de estos hallazgos sobre el futuro del empleo. Encontramos diversas ocupaciones que se sitúan por encima de las 16 horas de ahorro, lo que supone que la inteligencia artificial cubriría más de dos jornadas laborales en términos de inversión de tiempo, lo que, de cumplirse, nos llevaría a un escenario de transformación de estos puestos de trabajo, pasando por una redistribución de tareas, disminuciones de jornada o, en el peor de los casos, destrucción de empleo por un descenso de la demanda.

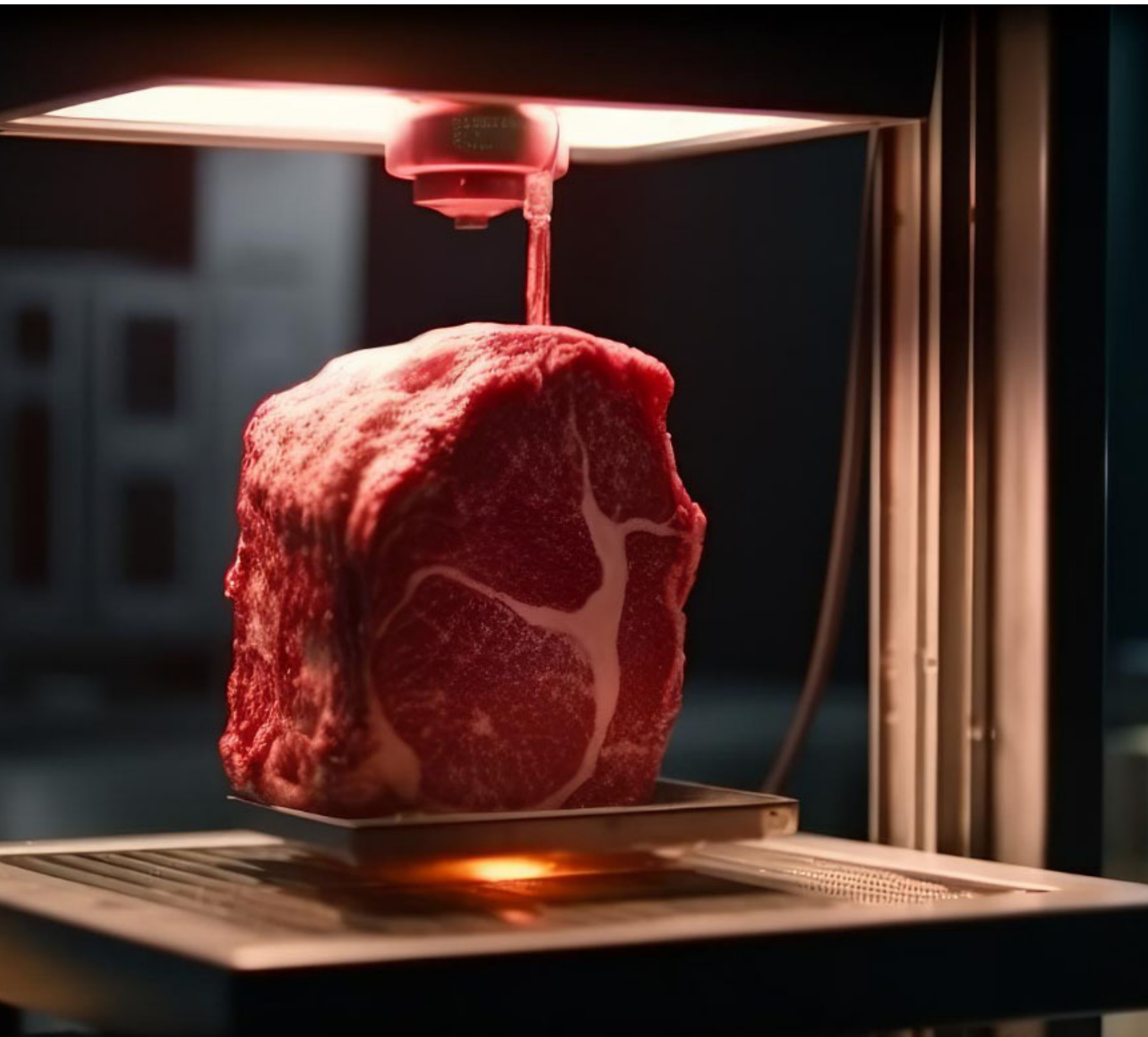
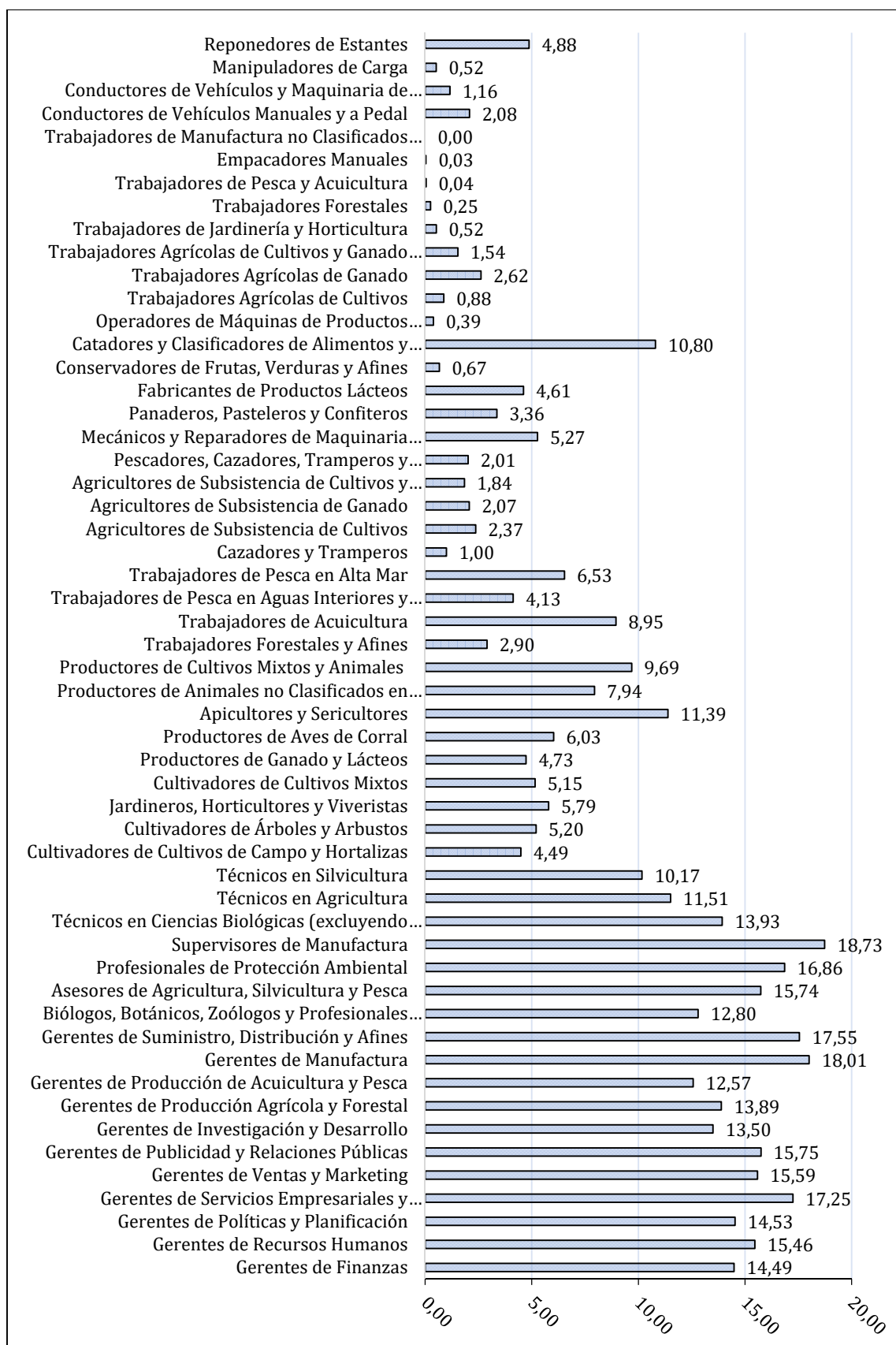
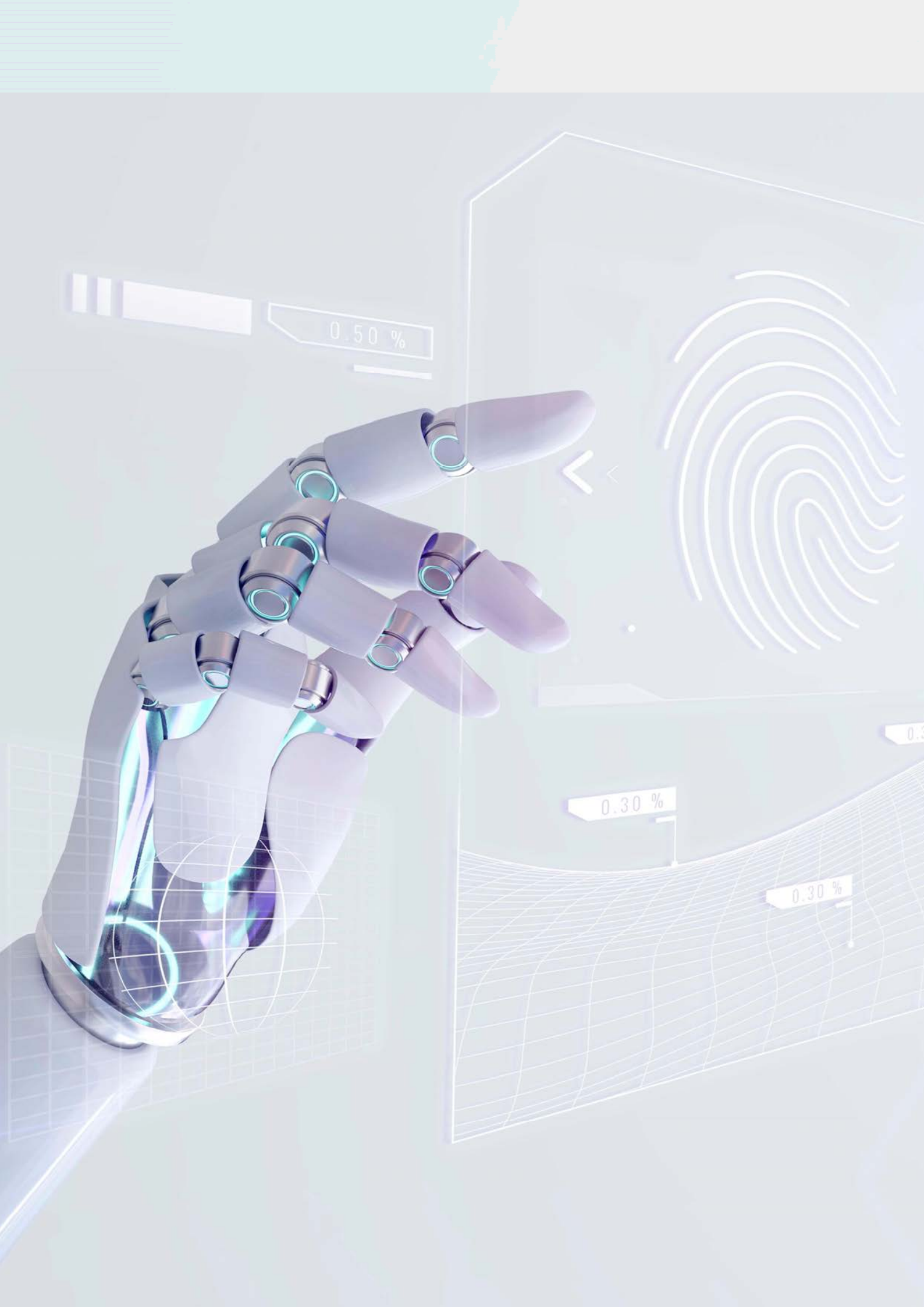


Figura 4.17. Horas de trabajo ahorradas por tecnología GPT en una jornada semanal de 40 horas

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI

Una vez realizados los cálculos por diversas metodologías, debemos comparar los resultados obtenidos y, desde una visión global, vislumbrar cuál es la situación de las distintas ocupaciones pertenecientes al sector agroalimentario. Por otra parte, también resulta interesante trasladar estos hallazgos a los datos del mercado laboral español y observar cuál sería el potencial impacto sobre el empleo si estos pronósticos se cumpliesen y se llegase a un escenario de destrucción de puestos de trabajo al ser reemplazados por estas nuevas tecnologías.





5) Una visión global sobre las nuevas tecnologías y su impacto sobre el empleo

En este capítulo se ponen en común los principales resultados obtenidos en los capítulos 3 y 4 desde un punto de vista conjunto, con el fin de abordar las similitudes y diferencias existentes entre la automatización, teniendo en cuenta distintos tipos de innovaciones, y la Inteligencia Artificial, ambas aplicadas al sector agroalimentario. Al mismo tiempo, se profundiza en otros aspectos que resultan clave en el mercado de trabajo, como son la potencial pérdida de empleos, la inclusión de una perspectiva de género y la desagregación de los resultados obtenidos para el sector industrial. Este capítulo resulta clave al constituir el punto de partida para las conclusiones y las recomendaciones de política laboral.

5.1. Complementariedad entre la automatización y la Inteligencia Artificial

Después de calcular la capacidad de sustitución potencial de la tecnología GPT y de las nuevas tecnologías generadas a partir de las patentes, es importante comparar los resultados obtenidos mediante las dos metodologías y así tener una visión más completa de la situación de cada una de las ocupaciones incluidas en la muestra. Para ello, antes de aplicar los datos al mercado laboral español y realizar una estimación de los puestos de trabajo que se pueden dejar de crear como consecuencia del cambio tecnológico, se realizará un análisis similar al de la rúbrica del capítulo anterior. En este caso, se incluirán los resultados obtenidos en las dos metodologías llevadas a cabo en los capítulos 3 y 4. De esta forma, será posible certificar cuáles son las ocupaciones que mantienen un riesgo de automatización alto en ambas fuentes de información, lo que sería un indicador de que existe un escenario real de posible sustitución de la fuerza de trabajo.

La manera de realizar esta rúbrica se basa, de nuevo, en las posiciones en las que se sitúan las ocupaciones dentro de la distribución obtenida, tomando como referencia el quintil en el que se emplazan según el *score* obtenido en cada metodología. De esta manera, se consigue establecer una clasificación que alcanza hasta un máximo de 10 puntos. Este método se justifica en que, al no ser metodologías directamente comparables, no se pueden sumar los resultados

obtenidos de manera simple, dado que cada una de ellas responde a una distribución diferente, cuyos valores no se centran en un mismo punto y, por tanto, no son de carácter homogéneo. Asimismo, tanto la robotización como la IA son dos tecnologías diferentes en cuanto a sus procesos de difusión, naturaleza y efectos ejercidos. De hecho, artículos que estudian robotización e IA simultáneamente como Webb (2020) consideran ambas tecnologías de manera separada.

Por esta razón, los resultados originados a partir de la adición de automatización, en su definición más general, e IA no serían robustos, y darían lugar a resultados poco interpretables en términos de política laboral, que a su vez no serían explicativos de la realidad económica. Sin embargo, lo que sí que se puede comparar y valorar de forma conjunta es la posición en la que se emplaza cada ocupación en cada clasificación, de tal forma que se pueda comprobar para cada ocupación si existe un riesgo alto de reemplazo en automatización, IA, o ambos casos simultáneamente. La posibilidad de conocer esta información podrá resultar más útil para las empresas del sector agroalimentario español al adoptar una perspectiva holística que incorpore un mayor número de elementos.

Así, en este sentido, se establecen cuatro categorías de referencia que servirán para conocer el nivel de automatización global de cada ocupación:

Nivel de automatización	No automatizable si $O_i < 5$
	No clasificable si $5 \leq O_i \leq 6$
	Exposición relevante si $7 \leq O_i \leq 8$
	Gran exposición si $O_i \geq 9$

A través de esta clasificación se puede observar de manera muy intuitiva cuál es la situación de cada una de las ocupaciones estudiadas, pudiendo ordenarlas de una forma integral.

En la Tabla 5.1. se ubican todas las ocupaciones en cada una de las categorías. Como se puede observar, la gran mayoría de estas se establecen como no

clasificables, obteniendo una puntuación de 5 o 6. Sin embargo, también encontramos un gran número de ocupaciones que registran una exposición relevante. Es llamativo que, dentro de esta categoría, las que más proliferan son aquellas que necesitan de un alto nivel formativo para acceder a ellas. Esto se explica al observar resultados por metodología. Mientras que las actividades manuales siempre se encuentran en el primer quintil en la tecnología GPT y las posiciones de alta cualificación en el 5, cuando nos fijamos en el nivel de automatización en la metodología basada en patentes, encontramos que los resultados no son tan extremos, registrando puestos de gestión como altamente automatizables. Esto confirma que, a pesar de la tendencia histórica, parece que de cara a un futuro próximo los retos de la automatización irán vinculados a tareas de alta cualificación, lo que obligará adoptar políticas que reinventen la educación superior, buscando los nichos en los que aún sea indispensable la actuación humana.

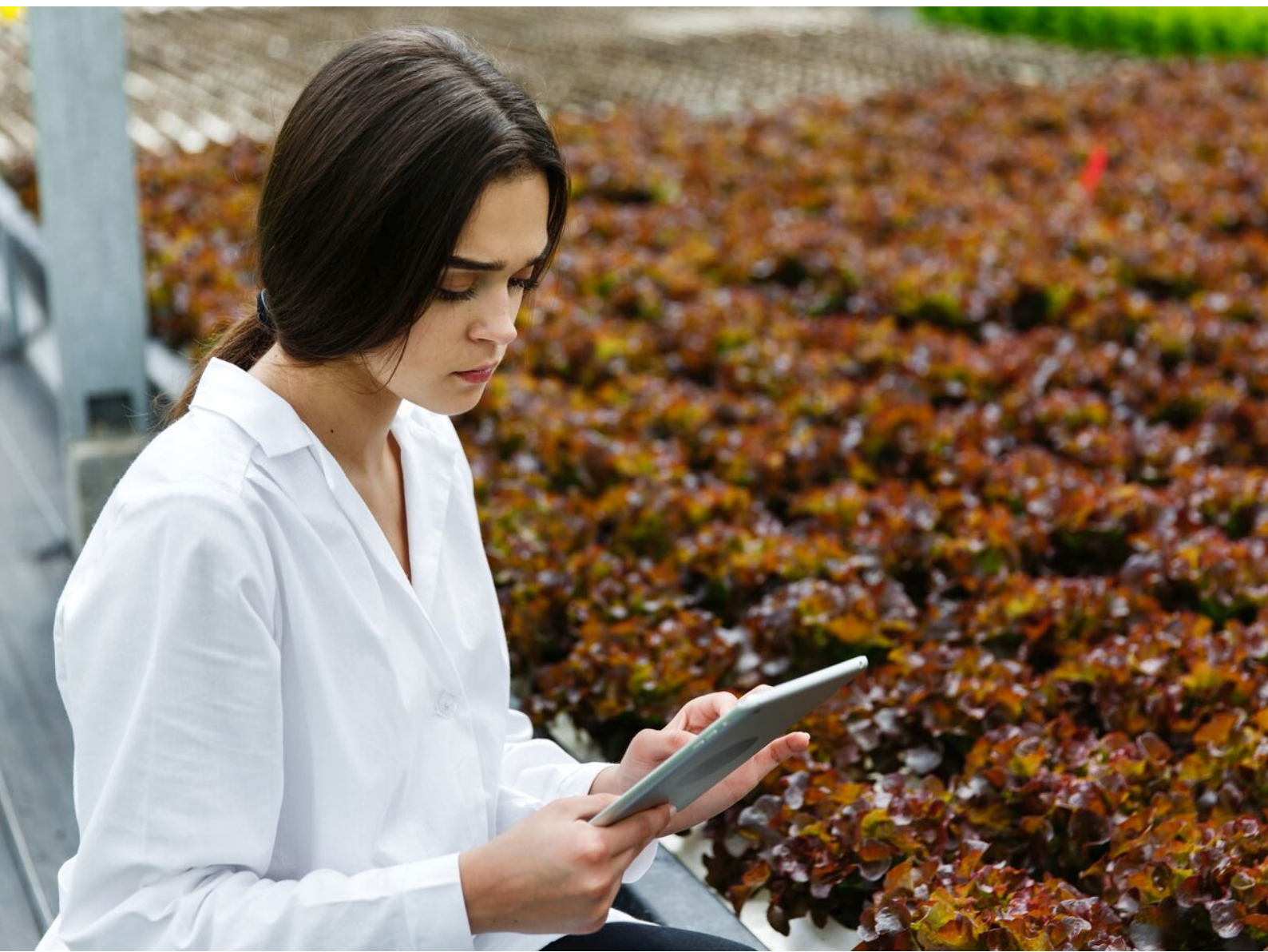


Tabla 5.1. Rúbrica de riesgo de automatización mediante la conjunción de las dos metodologías utilizadas (caps. 3 y 4)

ISCO-08	Quintil automatización	Quintil IA	Exposición conjunta a automatización	No automatizable	No clasificable	Exposición relevante	Gran Exposición
1211	1	4	5				
1212	1	4	5				
1213	3	5	8				
1219	2	5	7				
1221	4	5	9				
1222	1	5	6				
1223	4	4	8				
1311	1	5	6				
1312	1	4	5				
1321	3	5	8				
1324	2	5	7				
2131	3	4	7				
2132	1	5	6				
2133	2	5	7				
3122	1	5	6				
3141	3	5	8				
3142	2	4	6				
3143	1	4	5				
6111	5	3	8				
6112	5	3	8				
6113	5	3	8				

6114	5	3	8				
6121	4	3	7				
6122	3	3	6				
6123	5	4	9				
6129	4	3	7				
6130	5	4	9				
6210	3	2	5				
6221	2	4	6				
6222	3	3	6				
6223	3	3	6				
6224	1	1	2				
6310	5	2	7				
6320	4	2	6				
6330	5	2	7				
6340	2	2	4				
7233	5	3	8				
7512	2	2	4				
7513	1	2	3				
7514	4	1	5				
7515	3	4	7				
8160	3	2	5				
9211	4	1	5				
9212	3	1	4				
9213	4	1	5				

9214	4	1	5				
9215	4	1	5				
9216	3	1	4				
9321	4	2	6				
9329	3	1	4				
9331	2	2	4				
9332	1	1	2				
9333	5	1	6				
9334	3	2	5				

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08 y OpenAI



Las dos ocupaciones que presentan una alta probabilidad de reemplazo tanto por IA como por robotización son los códigos 1223, correspondiente a “Gerentes de investigación y desarrollo” y 6123, que corresponde, a su vez, a “Apicultores y sericultores”. En este caso, se encuentran dos ejemplos muy distintos, que por su composición de tareas resultan ser altamente automatizables. Este hecho puede responder a que son dos campos que han sido más estudiados que el resto dentro de sus correspondientes familias de ocupaciones afines, quizá porque ha habido un mayor interés en su actividad económica o porque se han identificado más puntos de mejora a través de la tecnología.

5.2. Impacto sobre el volumen de nuevos contratos laborales

Por otro lado, para entender estos resultados en un contexto socioeconómico con énfasis en las relaciones laborales, presentados en términos relativos, es importante trasladarlos al contexto actual de contratación del sector agroalimentario español y cuantificar su posible impacto sobre el número de contratos que se pueden dejar de firmar en un contexto automatizado. Para calcular este impacto, se utilizará como referencia el último dato anual disponible (2023) de contratos firmados desagregados a 4 dígitos. De esta forma, eligiendo un periodo anual, evitamos caer en errores de estacionalidad, fenómeno que está muy presente dentro del sector agroalimentario al depender en gran medida de factores externos como por ejemplo el clima. Por último, al obtener resultados procedentes de dos metodologías diferentes, la aproximación se realizará de forma distinta en cada caso.

En términos de sustitución por tecnología GPT utilizaremos los resultados relativos a la proporción de horas de jornada laboral ahorradas. Al contar con el porcentaje de jornada semanal sustituible, aplicaremos este valor al número de contratos firmados en 2023, que son los últimos datos anuales disponibles en el SEPE, y, de esta manera, llegaremos al número de contratos que se dejaría de ejecutar en cada una de las ocupaciones de nuestra muestra. Cuando tratamos la metodología propuesta por Webb (2020), no contamos con resultados en términos de horas, pero sí en porcentaje de sustituibilidad, por lo que utilizaremos estos cálculos para realizar un ejercicio similar al explicado en el caso anterior. En

ambos casos nos basamos en el supuesto de que no hay compatibilidad, y todas las tareas que se pueden sustituir se ahorrarán en términos de fuerza laboral.



Tabla 5.2. Contratos en equivalencia de jornada completa no ejecutados en un escenario de sustitución por tecnología GPT

CNO-11	Ocupación	Proporción de jornada ahorrada con GPT	Contratos no ejecutados por GPT	Score de automatización	Contratos no ejecutados por automatización
1211	Directores financieros	36	1227	5.99	203
1212	Directores de recursos humanos	39	757	5.36	105
1219	Directores de políticas y planificación y de otros departamentos administrativos no clasificados bajo otros epígrafes	36	1716	13.35	630
1221	Directores comerciales y de ventas	39	3775	16.94	1641
1222	Directores de publicidad y relaciones públicas	39	557	5.36	76
1223	Directores de investigación y desarrollo	34	803	17.54	417
1311	Directores de producción de explotaciones agropecuarias y forestales	35	85	6.33	16
1312	Directores de producción de explotaciones pesqueras y acuícolas	31	8	3.35	1
1313	Directores de industrias manufactureras	45	477	12.88	137
1315	Directores de empresas de abastecimiento, transporte, distribución y afines	44	1087	10.12	251
1329	Directores de otras empresas de servicios profesionales no clasificados bajo otros epígrafes	43	960	8.78	195
2421	Biólogos, botánicos, zoólogos y afines	32	2771	11.81	1022
2422	Ingenieros agrónomos	39	508	7.25	94
2424	Ingenieros técnicos agrícolas	29	481	9.59	160
2425	Ingenieros técnicos forestales y del medio natural	25	195	7.33	56
2426	Profesionales de la protección ambiental	42	330	8.57	67
3142	Técnicos agropecuarios	29	357	9.59	119
3143	Técnicos forestales y del medio ambiente	25	264	7.33	76
3203	Supervisores de industrias alimenticias y del tabaco	47	848	4.27	77
3329	Técnicos de la sanidad no clasificados bajo otros epígrafes	35	3554	13.11	1338
6110	Trabajadores cualificados en actividades agrícolas (excepto en huertas, invernaderos, viveros y jardines)	6	5916	22.96	22907
6120	Trabajadores cualificados en huertas, invernaderos, viveros y jardines	29	8656	9.59	2883
6201	Trabajadores cualificados en actividades ganaderas de vacuno	12	110	18.73	174
6202	Trabajadores cualificados en actividades ganaderas de ovino y caprino	20	326	14.53	239

CNO-11	Ocupación	Proporción de jornada ahorrada con GPT	Contratos no ejecutados por GPT	Score de automatización	Contratos no ejecutados por automatización
6203	Trabajadores cualificados en actividades ganaderas de porcino	20	299	14.53	219
6204	Trabajadores cualificados en apicultura y sericultura	28	220	64.66	500
6205	Trabajadores cualificados en la avicultura y la cunicultura	15	318	11.82	249
6209	Trabajadores cualificados en actividades ganaderas no clasificados bajo otros epígrafes	20	176	14.53	128
6300	Trabajadores cualificados en actividades agropecuarias mixtas	5	119	27.78	719
6410	Trabajadores cualificados en actividades forestales y del medio natural	1	84	12.89	1724
6421	Trabajadores cualificados en la acuicultura	22	156	9.69	68
6422	Pescadores de aguas costeras y aguas dulces	10	360	13.95	486
6423	Pescadores de altura	16	544	11.29	376
6430	Trabajadores cualificados en actividades cinegéticas	3	33	5.32	71
7403	Mecánicos y ajustadores de maquinaria agrícola e industrial	13	2546	26.19	5061
7701	Matarifes y trabajadores de las industrias cárnicas	2	624	0.00	0
7702	Trabajadores de las industrias del pescado	1	121	13.02	1630
7703	Panaderos, pasteleros y confiteros	8	2186	7.35	1912
7704	Trabajadores del tratamiento de la leche y elaboración de productos lácteos (incluidos helados)	12	841	4.66	340
7705	Trabajadores conserveros de frutas y hortalizas y trabajadores de la elaboración de bebidas no alcohólicas	2	437	16.83	4401
7709	Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas	27	1453	12.33	663
8160	Operadores de máquinas para elaborar productos alimenticios, bebidas y tabaco	1	278	13.02	3749
8321	Operadores de maquinaria agrícola móvil	4	1120	7.50	2074
9511	Peones agrícolas (excepto en huertas, invernaderos, viveros y jardines)	2	18108	15.81	130890
9512	Peones agrícolas en huertas, invernaderos, viveros y jardines	1	3241	16.28	40419
9520	Peones ganaderos	7	1079	13.79	2272
9530	Peones agropecuarios	4	4250	17.67	19554
9541	Peones de la pesca	0	2	11.58	223
9542	Peones de la acuicultura	0	3	11.58	325
9543	Peones forestales y de la caza	1	134	14.52	3116
9700	Peones de las industrias manufactureras	0	0	11.26	101180

CNO-11	Ocupación	Proporción de jornada ahorrada con GPT	Contratos no ejecutados por GPT	Score de automatización	Contratos no ejecutados por automatización
9811	Peones del transporte de mercancías y descargadores	1	3468	21.39	57421
9812	Conductores de vehículos de tracción animal para el transporte de personas y similares	5	24	7.22	34
9820	Reponedores	12	6213	11.27	5746
	Total		84.207		418.435

Fuente: elaboración propia con información de la clasificación ISCO-08, OpenAI y Google Patents



En la Tabla 5.2. se observa cómo los resultados, además de depender de su potencial sustituibilidad, dependen del volumen de contratos firmados en cada ocupación. Tal y como se ha comentado a lo largo de los capítulos anteriores, las ocupaciones más expuestas en cuanto a la tecnología GPT serían aquellas que se relacionan con cargos de gestión y, en estos ámbitos la cantidad de ocupados y nuevos contratos es muy limitado, por lo que, en términos cuantitativos el impacto será muy poco relevante. De la misma forma, los empleos manuales, que son los menos expuestos, son los que acumulan un mayor número de trabajadores para llevar a cabo su actividad, por lo que, en términos absolutos registrarán una mayor pérdida de contratos en valores absolutos, aunque en términos relativos el valor sea muy bajo. Teniendo en cuenta todo lo dicho, al acudir al resultado total en términos de Inteligencia Artificial, observamos que se dejarían de firmar 84.207 contratos, en base a nuestros supuestos, sin embargo, estos sólo representarían un 2,9% de los contratos firmados en 2023, por lo que el impacto de la tecnología no será muy significativo dentro de la agroindustria en términos globales.

Sin embargo, al mismo tiempo se observa cómo los resultados en términos de empleos afectados dependen en gran medida de la tecnología estudiada, siendo sustancialmente mayores para la automatización que para la Inteligencia Artificial. Así, se puede confirmar que los empleos afectados por la automatización resultan aproximadamente cinco veces superiores en comparación a los empleos potencialmente afectados por la Inteligencia Artificial. En este sentido, cabe destacar que la tecnología cambia de una forma rápida y es necesario tener en cuenta este hecho a la hora de estudiar su impacto sobre el desempleo (Solow, 1965). Al mismo tiempo, tal y como señalaban Agrawal et al. (2019), la Inteligencia Artificial está en una fase naciente y no se puede determinar de una forma universal sus impactos concretos. Por último, en línea con Acemoglu y Restrepo (2019) esta pérdida de empleos podría compensarse en parte por la creación de nuevos empleos al introducir las tecnologías. Por tanto, estos resultados deben tomarse como un análisis preliminar, cuyo impacto sobre el empleo puede mantenerse o variar según la etapa de la difusión de la tecnología, donde de acuerdo con el marco de análisis propuesto por Rogers (2003) para la difusión de las innovaciones, los costes de difusión van disminuyendo a lo largo del tiempo, ya que no nos encontramos ante un proceso estrictamente lineal.

Por último, a partir de estos cálculos se recupera el enfoque conjunto ya propuesto en el apartado 5.1 al comparar los empleos afectados por la automatización y la Inteligencia Artificial en el sector agroalimentario español. El análisis, mostrado en la Tabla 5.3., muestra un resumen de la Tabla 5.2. para ambas metodologías y desagrega los empleos tanto en valor absoluto como en porcentaje sobre el total de empleos.

Tabla 5.3. Contratos no ejecutados (en equivalencia a tiempo completo) por la automatización y la Inteligencia artificial en términos absolutos y en porcentaje.

Contratos / Metodología	Análisis de patentes (automatización)		Score (Inteligencia Artificial)	
	Valor absoluto	Porcentaje	Valor absoluto	Porcentaje
Total CNOs*	418 mil	14,6	84 mil	2,9
CNO 60s, 77, 80s y 95**	247 mil	15,6	53 mil	3,4

Fuente: Elaboración propia a partir del Instituto Nacional de Estadística y Google Patents.

A partir de los resultados de la Tabla 5.3, se puede observar cómo existen diferentes aspectos de semejanza y diferencias en relación a las tecnologías estudiadas y sus impactos sobre el empleo. Por una parte, se confirma que ambas tecnologías causan pérdidas de empleo en el sector agroalimentario, confirmando los resultados obtenidos por estudios previos, que asocian estos cambios a las rigideces del mercado de trabajo (Davis, 1998), el sector (Moore y Ranjan, 2005) o las instituciones del mercado de trabajo (Krugman, 1994), entre otros. Dadas las características específicas del mercado de trabajo perteneciente al sector agroalimentario español explicadas al inicio del trabajo, estos resultados estarían en línea con lo esperado.

Sin embargo, al mismo tiempo se observa cómo los resultados en términos de empleos afectados dependen en gran medida de la tecnología estudiada, siendo sustancialmente mayores para la automatización que para la Inteligencia Artificial. Así, se puede confirmar que los empleos afectados por la automatización resultan aproximadamente cinco veces superiores en comparación a los empleos potencialmente afectados por la Inteligencia Artificial. En este sentido, cabe

destacar que la tecnología cambia de una forma rápida y es necesario tener en cuenta este hecho a la hora de estudiar su impacto sobre el desempleo (Solow, 1965). Al mismo tiempo, tal y como señalaban Agrawal et al. (2019), la Inteligencia Artificial está en una fase naciente y no se puede determinar de una forma universal sus impactos concretos. Por último, en línea con Acemoglu y Restrepo (2019) esta pérdida de empleos podría compensarse en parte por la creación de nuevos empleos al introducir las tecnologías. Por tanto, estos resultados deben tomarse como un análisis preliminar, cuyo impacto sobre el empleo puede mantenerse o variar según la etapa de la difusión de la tecnología, donde de acuerdo con el marco de análisis propuesto por Rogers (2003) para la difusión de las innovaciones, los costes de difusión van disminuyendo a lo largo del tiempo, ya que no nos encontramos ante un proceso estrictamente lineal.

5.3. Explicación de los resultados obtenidos desde un enfoque de género

A continuación, se realiza un estudio de los resultados obtenidos desde un punto de vista de género. Dentro de la literatura académica, el género ha sido uno de los enfoques más estudiados a la hora de tratar las diferencias en el mercado de trabajo (Figart et al., 2005; Kabeert, 2017; entre otros).

En lo que se refiere a la economía española, cabe destacar que el género ha sido una de las principales variables que han contribuido a explicar los cambios socioeconómicos en el mercado de trabajo al aumentar la oferta de trabajo, ya que la incorporación de la mujer al mercado laboral ha elevado en gran medida las tasas de actividad (García de la Cruz y Ruesga, 2014; García-Delgado et al., 2023). Igualmente, el género resulta relevante a la hora de abordar los impactos del cambio tecnológico en el mercado de trabajo (Hornstein et al., 2005, Heathcote et al., 2010; Kogan et al., 2021; entre otros).

Así, a partir de los resultados obtenidos aplicando las metodologías descritas en los capítulos 3 y 4, se investiga si existe un patrón de género en dichos resultados. En la Tabla 5.4 se muestran los resultados obtenidos bajo las dos metodologías utilizadas.

Tabla 5.4. Resultados por género obtenidos bajo la metodología de análisis de patentes y scores por tecnología GPT (caps. 3 y 4)

CNO-11	Ocupación	Porcentaje hombres	Porcentaje mujeres	Probabilidad búsquedas	Proporción de jornada ahorrada con GPT
1211	Gerentes Financieros	51.74	48.26	0.060	36.22
1212	Gerentes de Recursos Humanos	81.36	18.64	0.054	38.66
1213	Gerentes de Política y Planificación	71.34	28.66	0.133	36.33
1219	Gerentes de Negocios y Administración no clasificados en otras categorías	37.78	62.22	0.088	38.97
1221	Gerentes de Marketing y Ventas	30.85	69.15	0.169	39.38
1222	Gerentes de Anuncios y Relaciones Públicas	72.35	27.65	0.054	33.75
1223	Gerentes de Investigación y Desarrollo	66.44	33.56	0.175	34.73
1311	Gerentes de Producción Agrícola y Forestal	55.97	44.03	0.063	31.42
1312	Gerentes de Producción Acuícola y Pesquera	86.34	13.66	0.033	45.02
1321	Gerentes de Manufacturas	94.96	5.04	0.129	43.88
1324	Gerentes de Suministro, Distribución y relacionados	92.62	7.38	0.101	43.13
2131	Biólogos, Botánicos, Zoólogos y Profesionales Afines	85.97	14.03	0.118	32.00
2132	Asesores agrícolas, forestales y pesqueros	45.85	54.15	0.072	39.35
2133	Profesionales de la protección del medio ambiente	66.98	33.02	0.086	28.78
3122	Supervisores de manufactura	79.55	20.45	0.043	25.43
3141	Técnicos en Ciencias Biológicas (excluidos los médicos)	65.71	34.29	0.131	42.14
3142	Técnicos en Agricultura	29.30	70.70	0.096	28.78
3143	Técnicos Forestales	46.56	53.44	0.073	25.43
6111	Productores de Cultivos Extensivos y Hortalizas	23.57	76.43	0.338	46.83
6112	Cultivadores de Árboles y Arbustos	72.98	27.02	0.284	34.83
6113	Jardineros, Horticultores y Viveros	78.98	21.02	0.215	5.93
6114	Productores de Cultivos Mixtos	65.13	34.87	0.377	28.78
6121	Productores de Ganado y Leche	48.09	51.91	0.187	11.83
6122	Productores Avícolas	81.82	18.18	0.118	19.86
6123	Apicultores y Sericultores	41.39	58.61	0.647	19.86
6129	Productores de Animales no clasificados en otra categoría	55.64	44.36	0.145	28.46
6130	Productores Mixtos de Cultivos y Animales	68.66	31.34	0.197	15.06
6210	Trabajadores Forestales y relacionados	32.07	67.93	0.129	19.86
6221	Trabajadores de Acuicultura	36.07	63.93	0.097	4.61
6222	Trabajadores de la Pesca en Aguas Interiores y Costeras	90.97	9.03	0.139	0.63
6223	Trabajadores de la pesca de aguas profundas	94.98	5.02	0.113	22.38
6224	Cazadores y Tramperos	24.12	75.88	0.053	10.33
6310	Agricultores de subsistencia	72.59	27.41	0.230	16.33
6320	Ganaderos de subsistencia	40.65	59.35	0.164	2.50
6330	Agricultores de Subsistencia que cultivan y crían ganado de manera mixta	29.26	70.74	0.278	13.18
6340	Pescadores, Cazadores, Tramperos y Recolectores de subsistencia	71.39	28.61	0.075	1.60

CNO-11	Ocupación	Porcentaje hombres	Porcentaje mujeres	Probabilidad búsquedas	Proporción de jornada ahorrada con GPT
7233	Mecánicos y Reparadores de Maquinaria Agrícola e Industrial	30.76	69.24	0.262	0.96
7512	Panaderos, Pasteleros y Confiteros	66.51	33.49	0.074	8.41
7513	Fabricantes de Productos Lácteos	27.72	72.28	0.047	11.53
7514	Conservantes de frutas, verduras y afines	87.64	12.36	0.168	1.67
7515	Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas	29.33	70.67	0.123	27.00
8160	Operadores de máquinas para alimentos y productos relacionados	74.31	25.69	0.130	0.96
9211	Trabajadores Agrícolas	59.34	40.66	0.158	4.05
9212	Trabajadores Agrícolas Ganaderos	74.75	25.25	0.138	2.19
9213	Trabajadores Agrícolas de Cultivos Mixtos y Ganaderos	64.89	35.11	0.177	1.31
9214	Trabajadores de Jardinería y Horticultura	13.11	86.89	0.163	6.55
9215	Trabajadores Forestales	37.43	62.57	0.145	3.84
9216	Trabajadores de la pesca y la acuicultura	66.57	33.43	0.116	0.11
9321	Empacadores manuales	52.31	47.69	0.155	0.11
9329	Trabajadores Manufactureros no clasificados en otros lugares	84.91	15.09	0.113	0.63
9331	Conductores de vehículos manuales y de pedales	69.75	30.25	0.078	0.00
9332	Conductores de Vehículos y Maquinaria de Tracción Animal	58.82	41.18	0.072	1.29
9333	Manipuladores de carga	33.16	66.84	0.214	5.20
9334	Reponedores de estantes	38.26	61.74	0.113	12.19

Fuente: Elaboración propia a partir de Webb (2020)

A la hora de explicar los resultados obtenidos, se debe tener en cuenta como punto de partida que el sector es mayoritariamente masculino. El sector primario es uno de los más longevos en términos de existencia en la economía española, con lo que la incorporación de los cambios sociales en términos de feminización resulta más lenta en comparación con otros sectores. Sin embargo, resulta crucial establecer un umbral que nos permita dictaminar si una ocupación está masculinizada o feminizada, es decir, si tiene una presencia mayoritaria de hombres o mujeres, respectivamente. Para tal fin, se toma como referencia la metodología propuesta por Smyth (2005), que establece que una ocupación concreta está masculinizada o feminizada si el porcentaje de presencia de uno de los géneros se encuentra por encima del 60%, mientras que si esto no ocurre, la ocupación se cataloga como neutra.

Los resultados obtenidos muestran que sólo hay 5 ocupaciones que podemos catalogar como feminizadas y presentan un alto grado de reemplazo por la IA, pero no en términos globales de automatización. De hecho, en términos de probabilidad de búsqueda no se puede afirmar que una ocupación altamente masculinizada o feminizada lleve aparejado una probabilidad mayor o menor. Sin embargo, sí que parece existir diferencias en las probabilidades de acuerdo a la composición por género observada en el empleo.

Así, la dimensión de género resulta un elemento clave que se deberá tener en cuenta a la hora de formular recomendaciones de política económica, debido a la alta presencia masculina en las ocupaciones analizadas del sector agroalimentario.

5.4. Explicación de los resultados desde el punto de vista de la industria

En el presente estudio se han analizado un conjunto de ocupaciones muy heterogéneo, con el fin de obtener una visión global del sector agroalimentario. Este sector engloba un conjunto de actividades de distinta naturaleza, que se emplazan dentro de las cadenas de suministro, que abarcan diferentes fases que a su vez van desde la producción de los alimentos agrícolas hasta otras fases de naturaleza heterogénea como la crianza del ganado, hasta la distribución final, pasando por la necesaria fase transformación llevada a cabo en la industria

manufacturera. Todas estas ocupaciones presentan un alto grado de interdependencia mutua y su aporte de valor añadido dentro de la cadena está sujeto a los eslabones anexos a su actividad principal. Por esta razón, el análisis no se centra exclusivamente en un sector o un conjunto de actividades concreto, aportando así una visión integral del impacto de la Inteligencia Artificial y la automatización tecnológica sobre el empleo del sector.

Dicho esto, en este epígrafe vamos a adoptar un enfoque más específico, al centrarnos únicamente en las ocupaciones pertenecientes a la industria, puesto que representan la parte más importante del sector en términos de empleo e, históricamente, han sido las personas trabajadoras más afectados por los cambios tecnológicos, convirtiendo su entorno laboral y adaptando sus puestos de trabajo a nuevos modelos productivos²³.

Para ello, consideramos una submuestra a partir de la muestra global donde seleccionamos las ocupaciones más representativas de la industria manufacturera en su rama de alimentos y bebidas, incluyendo distintos niveles de cualificación y recogiendo su distinta implicación dentro del proceso productivo. Las ocupaciones a analizar son las siguientes, según la clasificación CNO-11:

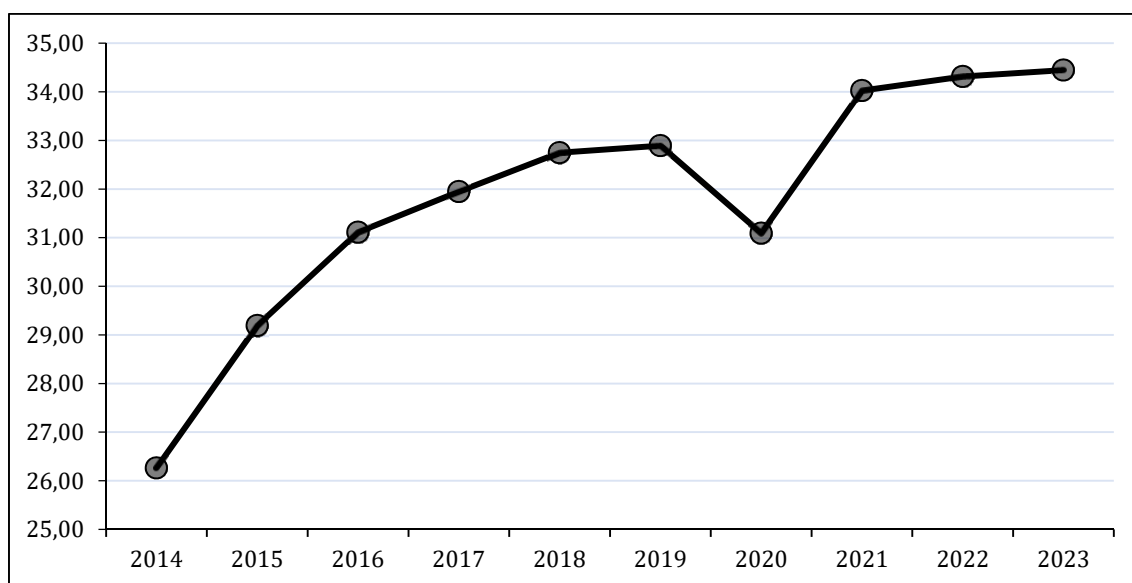
- ❖ Supervisores de industrias alimenticias y del tabaco.
- ❖ Mecánicos y ajustadores de maquinaria agrícola e industrial.
- ❖ Matarifes y trabajadores de las industrias cárnicas.
- ❖ Trabajadores de las industrias del pescado.
- ❖ Panaderos, pasteleros y confiteros.
- ❖ Trabajadores del tratamiento de la leche y elaboración de productos lácteos (incluidos helados).
- ❖ Trabajadores conserveros de frutas y hortalizas y trabajadores de la elaboración de bebidas no alcohólicas.
- ❖ Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas.

²³ A este respecto, cabe destacar la reconversión industrial española que se produce como resultado de la incorporación de España a la Unión Europea en 1986, trayendo consigo la homogeneización en términos de política de competencia y la desaparición de entidades con un fuerte contenido industrial como el Instituto Nacional de Industria, tal y como se señala en Rueda y Tamames (2022).

- ❖ Operadores de máquinas para elaborar productos alimenticios, bebidas y tabaco.
- ❖ Operadores de maquinaria agrícola móvil.
- ❖ Peones de las industrias manufactureras.

A continuación, se realiza un análisis pormenorizado del impacto del cambio tecnológico sobre las ocupaciones del sector agroalimentario asociadas con la industria teniendo en cuenta los supuestos y aspectos anteriormente mencionados. En primer lugar, la Figura 5.1 ilustra la importancia de la industria dentro del total del sector agroalimentario en términos de porcentaje del número de contratos sobre el total.

Figura 5.1. Distribución porcentual del número de contratos del sector agroalimentario pertenecientes a la industria, 2014-2023 (Media de la industria vs total)



Fuente: elaboración propia con datos del SEPE

De acuerdo con la Figura 5.1, se puede observar en términos descriptivos cómo el porcentaje de la industria evoluciona desde 2014 en términos ascendentes, exceptuando el retroceso sufrido por el cierre de las actividades no consideradas esenciales durante el COVID-19. Cabe destacar que tras el COVID-19, la recuperación del número de contratos ha sido paulatina y ha disminuido el ritmo de aceleración anterior a la pandemia. A pesar de que hay que tomar estos resultados con cautela debido al impacto del COVID-19, estos resultados están en línea con lo señalado por Acemoglu y Restrepo (2019), quienes encuentran que la

automatización reduce el peso del factor trabajo en la producción industrial y en la actividad económica en términos generales. Sin embargo, cabe destacar que las actividades de industria siguen teniendo una importancia estratégica dentro del sector agroalimentario, al abarcar más de un tercio del número total de contratos. Además, como contrapartida, Aghion et al. (2020) señalan que la automatización aumenta los beneficios industriales, argumento que estaría en línea con el señalado por Melitz (2003) en su extensión de la nueva teoría del comercio²⁴.

A continuación, en la Tabla 5.6 se estudia la industria perteneciente al sector agroalimentario en términos del promedio de automatización y el número de contratos no ejecutados.

Tabla 5.6. Promedio de los *scores* obtenidos por análisis por patentes y tecnología y número de contratos no ejecutados en la industria en comparación con el total del sector agroalimentario

Indicador / Metodología	Tecnología GPT	Análisis por patentes
Promedio de sustituibilidad en el sector agroalimentario	7,66	12,78
Promedio de sustituibilidad en la industria	11,21	10,59
Total de contratos no ejecutados en la industria	9.334	121.087
Proporción de contratos no ejecutados en la industria sobre el total (porcentaje)	11,08	28,94

Fuente: elaboración propia con datos del SEPE, OpenAI y Google Patents

De acuerdo con los datos pertenecientes a la Tabla 5.6, se puede observar cómo los resultados difieren tanto por metodología como por variable analizada. En términos de promedio de automatización, se observa cómo la industria es más sensible a la metodología GPT, si bien para el sector agroalimentario la tendencia muestra cómo el promedio de automatización es muy superior cuando la automatización se analiza por medio del análisis de patentes. En relación al número de contratos no ejecutados, se repite un patrón similar, destacando por análisis de patentes que alrededor de 1 de cada 4 contratos podrían no ejecutarse debido a la automatización. Estos resultados ponen de manifiesto la importancia de aislar el impacto de la tecnología sobre la industria y comparar sus efectos con

²⁴ Melitz (2003) considera que solamente las empresas más productivas permanecen en el mercado debido a la apertura comercial, siendo expulsadas del mercado las empresas menos productivas. En términos del cambio tecnológico, la estabilización en el crecimiento del número de contratos podría estar compensado con un aumento de la producción y por ende de la productividad de aquellas actividades industriales de mayor valor añadido.

los producidos en el sector agroalimentario en conjunto, lo que implica diferenciar a la hora de proponer recomendaciones de política específicas. Este análisis se extiende con el realizado a continuación en la Tabla 5.7, incluyendo el enfoque de género ya adoptado en la sección 5.3.

Tabla 5.7. Distribución de género en las ocupaciones asociadas a la industria perteneciente al sector agroalimentario (porcentaje)

Ocupación	Mujeres (porcentaje)	Hombres (porcentaje)
Supervisores de industrias alimenticias y del tabaco	41.80	58.20
Mecánicos y ajustadores de maquinaria agrícola e industrial	2.12	97.88
Matarifes y trabajadores de las industrias cárnicas	33.38	66.62
Trabajadores de las industrias del pescado	50.35	49.65
Panaderos, pasteleros y confiteros	46.58	53.42
Trabajadores del tratamiento de la leche y elaboración de productos lácteos (incluidos helados)	45.46	54.54
Trabajadores conserveros de frutas y hortalizas y trabajadores de la elaboración de bebidas no alcohólicas	66.57	33.43
Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas	61.22	38.78
Operadores de máquinas para elaborar productos alimenticios, bebidas y tabaco	43.22	56.78
Peones de las industrias manufactureras	37.78	62.22
Promedio en la industria	42.85	57.15
Promedio en el total del sector	30.19	69.81

Fuente: elaboración propia con datos del SEPE

Por último, la distribución de género se muestra como una variable crucial en la industria del sector agroalimentario, donde a excepción de la ocupación “Operadores de máquinas para elaborar productos alimenticios, bebidas y tabaco”, que muestra un balance de género muy compensado con un 43% y 57% de hombres y mujeres, respectivamente, el resto de las actividades cuentan con una elevada tasa de masculinización y feminización. Sin embargo, en términos de promedio la industria del sector agroalimentario sí que muestra unas cifras compensadas en términos de género, muy alejadas del promedio del total del sector, donde dos de cada tres puestos de la industria agroalimentaria están ocupadas por mujeres. Por tanto, la industria agroalimentaria es uno de los sectores donde más parece haberse notado el cambio estructural del mercado laboral español señalado por García-Delgado et al. (2023), que no es otro que el

aumento de las tasas de actividad del mercado de trabajo debido a la incorporación de la mujer.

Estos resultados muestran que el total de la industria agroalimentaria parece contar con un contexto favorable a la fuerza laboral femenina, que podría venir explicado por variables como facilidad de conciliación laboral u horarios flexibles en comparación con otros convenios laborales u ocupaciones.





6) Recomendaciones de política

Los análisis presentados en los capítulos anteriores ponen de manifiesto que la automatización y la IA suponen un reto gigantesco para el futuro de las relaciones laborales. Tanto la revisión de la literatura nacional e internacional, así como los análisis empíricos novedosos para España y para el caso del sector agroindustrial, presentados en los capítulos 3 a 5, ambos inclusive, ponen de manifiesto que estas nuevas tecnologías tienen un potencial disruptivo en la capacidad de negociación de los sindicatos, en el empleo y las condiciones laborales y, además, incrementan los riesgos físicos y psicosociales de las personas trabajadoras.

En este sentido, se está comenzando a plantear nuevas regulaciones y fórmulas de negociación que incorporen medidas sobre las problemáticas de las tecnologías vinculadas a la digitalización y la inteligencia artificial. En el ámbito europeo, uno de los ejemplos más destacados es la Ley Europea de IA (*AI Act*), que distingue entre aplicaciones de la IA prohibidas, de alto riesgo y generales, estableciendo obligaciones a cumplir en función del nivel de riesgo que presentan. Además, la nueva Regulación sobre Maquinaria de la UE, adoptada en 2023, que tiene como objetivo abordar los nuevos retos de seguridad de las tecnologías digitales, plantea los requisitos, principios y objetivos de seguridad de las personas trabajadoras. Esta legislación dota de instrumentos de evaluación de riesgos en el trabajo, e incluye obligaciones como las medidas de prevención, la formación, la información o la consulta a las personas trabajadoras en materia de salud y seguridad. Igualmente, en los acuerdos colectivos más recientes, tales como el V Acuerdo para el Empleo y la Negociación Colectiva (V AENC) firmado por la CEOE, CEPYME, CCOO y UGT el pasado mayo de 2023, ya se está empezando a incluir cláusulas específicas sobre la IA.

En primer lugar, tal y como se ha explicado en la revisión de literatura, estas tecnologías parecen haber facilitado el desarrollo de grandes empresas tecnológicas, con posibles posiciones oligopolistas en los mercados. Esto implicaría una pérdida, tanto de los estados como de los movimientos sindicales, de capacidad negociadora a la hora de establecer regulaciones o medidas sobre la IA y la digitalización.

En segundo lugar, el uso de tecnologías digitales también está asociada a riesgos de pérdida de empleo y al empeoramiento de las condiciones de trabajo. Tal y como hemos observado en los resultados obtenidos en este estudio, la capacidad de sustitución de las nuevas tecnologías es cada vez mayor y abarca un rango más amplio de ocupaciones. Hasta el momento, la evolución histórica de los datos muestra que estas mejoras tecnológicas han resultado en aumentos de productividad, pero esto no se ha traducido en incrementos en salarios reales o reducciones de la jornada laboral, tal y como dicta la teoría económica. Dichas tecnologías están vinculadas, sobre todo, a una mayor intensidad laboral, una menor autonomía, una mayor vigilancia y prevalencia del trabajo en solitario. Para evitar que la inclusión de la IA dentro del mercado laboral termine causando estos resultados adversos, es indispensable abogar por una complementariedad efectiva que permita avanzar en la reducción del tiempo de trabajo y no se traduzca en la ampliación del número de tareas asignadas a cada puesto de trabajo.

Finalmente, aunque la automatización y la IA son capaces de desempeñar tareas más peligrosas y complejas que las anteriores tecnologías, reduciendo el número de accidentes y lesiones, a su vez siguen existiendo riesgos físicos. Estos riesgos están relacionados con el mal comportamiento de los robots, los fallos en las comunicaciones o cuestiones de ciberseguridad (Leso et al., 2018). Estas cuestiones no se resolverán a partir de la IA, puesto que, tal y como se observa en el Capítulo 4, la capacidad de cobertura de esta tecnología se centra en actividades que no suponen un riesgo desde el punto de vista físico. Es más, considerando la posible sustitución de las actividades intelectuales, en el caso de avanzar hacia una reasignación de tiempo en términos de tareas, también se debe tener en cuenta que un aumento de las horas dedicadas a trabajos manuales que impliquen un esfuerzo físico puede llevar a un incremento de los accidentes laborales y las lesiones en el puesto de trabajo. Esto supone un reto desde el punto de vista de la prevención de riesgos laborales.

Además de lo mencionado, los avances tecnológicos también presentan riesgos psicosociales que están vinculados tanto al estrés relacionado con la continua vigilancia de las personas trabajadoras a través de determinadas aplicaciones digitales o de vigilancia directa, como a la ausencia de habilidades necesarias para

llevar a cabo nuevas tareas vinculadas a las tecnologías digitales o incluso la obsolescencia de sus habilidades o de sus puestos de trabajo. La posibilidad de estar continuamente vigilado, que podría denominarse a partir del término “panóptico digital” (Manokha, 2020), pone en riesgo cualquier derecho de privacidad o de protección de datos.

Según un informe de la Fundación Europea para la Mejora de las Condiciones de Vida y de Trabajo (Eurofound, 2024), las herramientas de prevención de riesgos se consideran poco flexibles, así como insuficientes en términos de efectividad. De ahí que sea de gran relevancia la prevención y gestión de riesgos. A continuación, se exponen las medidas que se proponen a partir de los capítulos desarrollados en este informe, diferenciando por tipo de riesgo, pero a la vez se asume que las medidas que se plantean pueden afectar a distintos tipos de riesgo de manera complementaria.

a. Riesgos sobre el poder de mercado y la capacidad negociadora

Entre los principales problemas que se encuentran las regulaciones sobre la información sobre los modelos de entrenamiento de los datos, no se exige que sus indicadores, parámetros y variables utilizadas sean públicos. Este hecho, además de afectar a la transparencia y la trazabilidad, puede conllevar que las empresas proveedoras de estos modelos tengan un mayor poder de mercado, aumentando la probabilidad de abuso de posición dominante²⁵. En relación con este hecho, los convenios deben incluir cláusulas específicas que obliguen a que la recolección y uso de los datos en el trabajo por parte de las aplicaciones digitales deban estar determinados a través de los acuerdos colectivos. Es decir, en estos acuerdos, además de las condiciones sobre los salarios o las horas de trabajo, también se debe negociar qué tipos de datos puede monitorizar o recoger la empresa y cómo dichos datos deben ser usados de tal forma que beneficie al interés colectivo. Además, sería conveniente involucrar a los sindicatos para que tengan acceso a esta información, de tal forma que mejoren sus habilidades de negociación. En un informe reciente de la Organización Internacional del Trabajo (OIT) se ha evaluado

²⁵ Cabe destacar que el ordenamiento jurídico español sanciona específicamente el abuso de posición dominante, tal y como se contempla en la Ley 15/2007 del 3 de julio de Defensa de la Competencia.

que los efectos de la tecnología en las condiciones laborales pueden ser positivos o negativos, si bien esto depende en gran medida de su presencia en el diseño, uso e implementación de la tecnología (OIT, 2023). De esta forma, las personas trabajadoras pueden dar forma al desarrollo y aplicación de las nuevas tecnologías digitales en su espacio de trabajo, así como redistribuir el poder entre trabajadores y directivos, reduciendo las desigualdades jerárquicas existentes y a su vez ofreciendo protecciones en la relación laboral.

Dado el impacto previsto de la IA en el entorno laboral, otra medida muy a tener en cuenta es la completa transparencia de los sistemas que conforman esta herramienta. Esto permitiría entender cómo afecta esta tecnología de manera específica sobre el trabajador. Se podría recolectar todo el conjunto de información sobre cómo la IA y los sistemas de datos funcionan, así como de todo el conjunto de decisiones que ha tomado el dispositivo o la aplicación. Así se podría conocer de manera accesible y rápida cómo funcionan los sistemas operativos y sus efectos sobre las condiciones laborales.

Por otro lado, se ha incluido en el artículo 65 de la Ley Europea de IA (*AI Act*), que estará vigente en agosto de 2026, la creación de un Consejo Europeo de Inteligencia Artificial a partir del establecimiento de un foro consultivo dedicado a esta tecnología, cuyo objetivo es proporcionar conocimientos técnicos y de asesoramiento al Consejo y a la Comisión Europea. Uno de los puntos interesantes es que este foro está formado tanto por empresas de la industria (grandes, emergentes y PYMES), como por la sociedad civil y del mundo académico, lo que fomentaría la transferencia de conocimiento entre todos los agentes de la sociedad, dentro del modelo conocido como triple hélice. Esto implica que los intereses comerciales no tienen por qué ser los principales, debido al alto grado de diversidad de actores que componen el foro. Sin embargo, no se incluye de manera explícita a los sindicatos o los representantes de las personas trabajadoras en este foro. Por lo tanto, desde el movimiento sindical deberían realizarse las gestiones pertinentes para formar parte de manera explícita, siendo partícipes en la toma de decisiones.

En ese ámbito regulador, la Ley Europea de IA implica la creación de agencias nacionales de supervisión, que, en el caso de España es la Agencia Española de

Supervisión de la Inteligencia Artificial (AESIA)²⁶. Conviene, por lo tanto, que los sindicatos formen parte activa de la estructura de este organismo para asegurar que los sistemas de supervisión tengan en cuenta los intereses y los derechos de las personas trabajadoras.

La participación de los sindicatos tanto en el foro consultivo como en la AESIA facilitaría el desarrollo de posterior legislación y del sistema de vigilancia y supervisión, limitando a su vez la concentración económica de la coordinación de derechos en un grupo reducido de agentes, beneficiando a la sociedad en su conjunto.

Además, dado que las principales empresas tecnológicas no son europeas, sino que provienen de Estados Unidos y de China, la política laboral debería replantearse a nivel de las cadenas de suministro a nivel global, ya que se estarían descentralizando las relaciones laborales. De esta forma, el establecimiento de obligaciones de rendición de cuentas en materia de tecnologías digitales y de IA favorecería la capacidad de establecer mejoras concretas en términos laborales y sociales en el conjunto de los segmentos productivos.

Por otra parte, una recomendación crucial es el establecimiento de cláusulas en los convenios colectivos encaminadas a garantizar la responsabilidad en el uso de la IA y las tecnologías inteligentes. Los sindicatos deben presionar para que se adopten marcos claros que definan la responsabilidad de las empresas en casos de decisiones erróneas tomadas por sistemas de inteligencia artificial, como despidos injustos, errores en la evaluación de desempeño, o asignación de tareas peligrosas. Estos marcos también deben incluir protecciones para las personas trabajadoras en casos de violaciones de privacidad o uso indebido de sus datos.

En esta misma línea, se debería exigir la existencia de una plataforma de datos pública de código abierto en la que se muestre la información del sector de referencia en relación con el entorno. Dado que el acceso a las nuevas tecnologías digitales puede constituir una barrera de entrada para muchas empresas, sobre todo las pequeñas, una plataforma pública ofrecería oportunidades para reducir

²⁶ Véase apartado 2.2.6 de las principales estrategias políticas en relación con la inteligencia artificial y la automatización.

estas barreras. Así, las empresas emergentes tendrían muchas más facilidades para acceder a los mercados con barreras de entrada derivadas del acceso a las tecnologías digitales y diversificaría la estructura empresarial a través de la IA. A partir de esta iniciativa se promoverían las pequeñas explotaciones, o la agrupación de pequeñas explotaciones en régimen de cooperativas, que se beneficiarían de la adopción de tecnologías y mejoras de eficiencia en la producción.

Por ejemplo, en el sector agroalimentario sería beneficioso que existiera una plataforma de datos sobre la información de variables del entorno económico tanto a nivel micro como macro, tales como las condiciones meteorológicas, las empresas que conforman el sector, la gestión del agua, los precios de los insumos en el mercado, o el rendimiento de los terrenos contiguos. El acceso a la información permitiría reducir los costes de transacción y, por tanto, la incertidumbre que pueden tener los pequeños agricultores a la hora de gestionar sus cultivos. De manera similar a la iniciativa *Buy from Women*, ya comentada en la revisión de literatura, esta plataforma permitiría conectar diferentes canales de información, financiación y mercados a lo largo de toda la cadena de suministro agroalimentaria. Esto, a su vez, serviría para reducir las dinámicas de control y monopolización de las empresas tecnológicas o las macrogranjas, y las barreras de entrada vinculadas a la falta de medios para acceder a la información. De esta forma, se favorecería que las pequeñas empresas, o incluso los pequeños agricultores, puedan aprovecharse de las tecnologías digitales de una forma mucho más accesible.

El acceso a la información también está intrínsecamente relacionado con la perspectiva de género. A partir de los datos de la Unión Internacional de Telecomunicaciones, se encuentra que existe una brecha de género en el acceso a la información para el caso de Internet, donde, a nivel mundial, un 62% de los hombres tiene acceso a Internet comparado con un 57% de las mujeres en 2023 ²⁷. Cabe destacar que Internet es una tecnología ampliamente difundida y utilizada a

²⁷ <https://www.itu.int/en/mediacentre/backgrounders/Pages/bridging-the-gender-divide.aspx#:~:text=According%20to%20ITU's%20latest%20data,gender%20gap%20stands%20at%208%25.>

nivel global y, aun así, se encuentra la persistencia de una brecha de género. En el análisis realizado para la automatización y la IA, los resultados confirman la existencia de una brecha de género en el sector agroalimentario para ambos tipos de tecnología. Por tanto, la prevalencia de estas diferencias de género se confirma no sólo a nivel sectorial, sino por tipo de tecnología manejada, ya sea automatización o IA. Para tal fin, resultaría necesario que los sindicatos tengan en cuenta el papel del género al analizar el impacto de la IA y la automatización en el sector agroalimentario, de tal forma que las políticas laborales formuladas sean de carácter inclusivo.

b. Riesgos sobre el empleo y las condiciones laborales

Aunque en los acuerdos de negociación colectiva más recientes, como el V AENC, se incluyen cláusulas sobre IA, estas apenas se limitan a cláusulas vinculadas a la desconexión digital. A partir de este informe, se recomiendan más medidas relacionadas con las tecnologías digitales y que resultan necesarias para mejorar las condiciones laborales y la capacidad de negociación. Una de las recomendaciones es que las cláusulas relacionadas con la desconexión digital no solo tienen que vincularse al establecimiento de horarios de trabajo en los que el trabajador deba estar conectado o disponible a través de algún dispositivo digital. Se deben establecer a su vez sistemas de evaluación del impacto del uso de la IA en la organización del trabajo, no sólo en términos de productividad, sino también en cuestiones éticas, de seguridad y de salud laboral. En este sentido, teniendo en cuenta el gran impacto previsto en términos de productividad gracias a la IA, sería conveniente redactar de manera concreta las tareas adscritas a cada puesto de trabajo, garantizando que no se produzca una sobrecarga de actividades que lleve a la persona empleada a situaciones en las que no sea capaz de realizar sus funciones dentro de su horario laboral. En este sentido, esta capacidad de concreción en términos de fijación de tareas también podría evitar abusos en términos de despidos, clarificando cuáles son las actividades que son competencia del trabajador e impidiendo así la consecución de posibles falsos despidos procedentes que se amparen en la justificación de un bajo rendimiento.

También es necesario mejorar la capacidad de negociación colectiva a través de la participación en consejos de administración para poder priorizar el

establecimiento de mejores salarios y de la negociación de horas de trabajo en las agendas. Es cierto que la inclusión de personas trabajadoras en los consejos de administración de empresas como Amazon o Google facilitaría la democratización en el desarrollo de la IA. Sin embargo, como ya se ha explicado en el presente informe, la complejidad de las cadenas de suministro del conjunto del sector puede hacer que resulte insuficiente la representación y participación de las personas trabajadoras a nivel empresa. Deberían desarrollarse Acuerdos Macro, similares a los ya establecidos en sectores como el textil²⁸, en los que hubiese una junta permanente de supervisión con una amplia representación de la sociedad civil y de las principales federaciones sindicales a nivel internacional.

Por otro lado, la Ley Europea de IA califica de alto riesgo los sistemas de IA que se utilizan en los ámbitos del empleo, la gestión de las personas trabajadoras y el acceso al autoempleo. Esta misma ley obliga a proporcionar la información técnica sobre el desarrollo de los algoritmos y deben ser supervisados para minimizar los riesgos. Puesto que los resultados obtenidos en este informe muestran que una de las actividades que registran una automatización potencial más alta son las relacionadas con la gestión de recursos humanos, resulta de vital importancia establecer un marco regulatorio que proteja a las personas trabajadoras ante los posibles abusos que pueden aparecer a partir de la sustitución del factor trabajo por la IA. En este sentido, sería positivo promover la participación de los sindicatos en el establecimiento de las instrucciones de los algoritmos para definir las reglas de contratación y condiciones laborales.

Resulta importante también que los sindicatos promuevan la igualdad de género y la diversidad en la gestión de los algoritmos de las tecnologías inteligentes. A partir de la revisión de literatura y los resultados obtenidos, queda probado que una gestión no adecuada de la IA puede perpetuar o incluso exacerbar sesgos existentes en el lugar de trabajo. Por ejemplo, los algoritmos de selección de personal podrían discriminar a grupos históricamente desfavorecidos. Los sindicatos deben establecer en los convenios exigencias para que las empresas

²⁸ Véase el *Accord* de Bangladesh tras el sonado accidente industrial de Rana Plaza de 2013. <https://theconversation.com/con-la-globalizacion-industrial-vamos-hacia-una-negociacion-colectiva-transnacional-170148>

adopten medidas específicas para garantizar que las tecnologías digitales no perpetúen desigualdades de género, raza o cualquier otra forma de discriminación. Además, deben abogar por la participación equitativa de mujeres y minorías en los programas de formación y reentrenamiento en tecnologías digitales, asegurando que estos grupos no queden excluidos de los beneficios de la digitalización. Tal y como se ha comentado con anterioridad, los resultados obtenidos para ambas tecnologías, es decir, automatización e IA, demuestran que el género resulta todavía una variable de carácter crucial y seguirá jugando un papel fundamental de cara al futuro. A tal fin, será necesario prestar atención a las iniciativas institucionales que puedan surgir tras la finalización de la Agenda 2030.

De manera complementaria, los sindicatos deberían desarrollar o formar a delegados sindicales especializados en el manejo de tecnologías inteligentes. Este argumento estaría en línea con el desarrollo de habilidades digitales contemplado en la Agenda Digital de la Unión Europea, facilitando a su vez a las personas trabajadoras recibir asesoramiento en lo relativo a los problemas vinculados con la inteligencia artificial o las tecnologías digitales. De igual manera, en los convenios colectivos debería crearse un comité especializado en vigilancia ética de la inteligencia artificial. Estos mismos comités podrían encargarse de marcar las pautas concretas sobre el entrenamiento de los datos de manera colectiva. Así, se incluiría un marco regulatorio de acceso de datos para facilitar que los algoritmos y el entrenamiento de los datos cumplan con determinadas preferencias en beneficio de las personas trabajadoras.

A través del comité de vigilancia se promovería la creación de sistemas de auditoría y supervisión de la IA a nivel sectorial o dentro de las empresas. Estos sistemas deben ser gestionados conjuntamente por las organizaciones y los sindicatos, para garantizar una evaluación continua del impacto que la inteligencia artificial tiene sobre las personas trabajadoras. Los sindicatos deben negociar la inclusión de estas auditorías en los convenios colectivos, así como asegurar que los resultados de estas evaluaciones sean transparentes y accesibles para las personas trabajadoras.

En relación con el riesgo que existe en la sustitución o eliminación de puestos de trabajo, deberían iniciarse negociaciones bilaterales entre los empleadores y las

personas trabajadoras para que este último colectivo sea incluido en la gestión del proceso de transición, priorizando aspectos como la redistribución y la capacitación sobre la pérdida de empleos. En este sentido, la Convención de Protección del Empleo de la OIT (No. 158, 1982) incluye disposiciones sobre la finalización de empleos por razones tecnológicas. En línea con recomendaciones similares, se deberían consultar a los representantes sindicales en caso de despidos colectivos, minimizar los despidos y establecer criterios de finalización y priorizar la recontratación. Conviene tener en cuenta que, si bien tanto la automatización como la IA afectan al empleo tal y como sugieren los resultados, en términos del número de empleos afectados la IA parece tener un menor impacto que la automatización, previsiblemente porque el número de ocupaciones afectadas es más reducido, ya que estamos hablando de una tecnología de carácter más específico y con una difusión más reciente. En este sentido, los sindicatos deberían desarrollar diferentes tipos de negociación teniendo en cuenta la tecnología que utilice la empresa, ya que el impacto en términos de empleo puede variar y, por tanto, requerir la formulación de estrategias adaptativas en el ámbito de las relaciones laborales.

También las negociaciones deberían estar dirigidas hacia la reducción de la jornada laboral. Este es un debate que se está manteniendo en la actualidad de manera intensa, debido a una posible reducción de la jornada laboral a cuatro días que, sin embargo, demandará una mayor productividad de la persona trabajadora. Al mismo tiempo, esta reducción de la jornada laboral podría abordar retos clave de carácter estructural para la economía española, tales como la caída de la fuerza de trabajo y el reto de la sostenibilidad demográfica, materializada en un progresivo envejecimiento poblacional. La automatización o la IA podrían sustituir los puestos de trabajo, pero también incluso reducir las horas que componen la jornada laboral para liberar trabajo a la sociedad y, por tanto, avanzar en la conciliación. Igualmente, como prioridad complementaria a la reducción de la jornada laboral, las tecnologías se deben enfocar en la mejora de la calidad de los puestos de trabajo que permanecen, aumentando su valor añadido en términos económicos, pero también en términos sociales, siguiendo la línea ya mencionada.

c. Riesgos físicos y psicosociales

En relación con los riesgos físicos y psicosociales, una de las recomendaciones deriva de la incorporación activa de los sindicatos en la provisión de cursos de formación para el uso de nuevas tecnologías que incluyan de manera específica, y en función de las particularidades del sector o las actividades en las que se especialice cada empresa, un conjunto de programas que prevengan los riesgos físicos y psicosociales.

En los convenios colectivos se deben incluir medidas de protección de datos para restringir las medidas a partir de las cuáles las aplicaciones digitales puedan monitorizar el uso de las tecnologías por parte del trabajador. De forma que se especifiquen qué datos son registrados por las aplicaciones del empleador, así como el compromiso de la organización con la protección de datos y el respeto por la privacidad de las personas trabajadoras. Además, deberían prohibirse la monitorización de las personas trabajadoras o la recolección de datos de ámbito laboral fuera de los horarios y los lugares de trabajo. Esto reduciría los riesgos psicosociales.

Además, el riesgo vinculado a la pérdida de autonomía por parte de las personas trabajadoras al depender del funcionamiento de una máquina podría ser reducida al incorporar a las personas trabajadoras en el diseño y uso de las mismas o en las pruebas en la implementación de maquinaria. Hay que asegurar que las personas trabajadoras se integren de manera activa en el diseño de los sistemas robóticos o de las aplicaciones, otorga de un mayor sentido de propiedad y de confianza entre ellos y un implemento de las tecnologías más participativo.

Por ello, se deberían establecer sistemas tripartitos de consulta y negociación entre trabajadores, empleadores y legisladores, de cara a plantear los retos vinculados a las nuevas tecnologías digitales. Esto implicaría dar acceso a las personas trabajadoras al codesarrollo de los sistemas algorítmicos que conforman los procesos de toma de decisiones, el acceso al uso de datos generados por ellos durante el proceso de trabajo y a la posibilidad de vetar ciertas formas de recolección de datos que puedan infringir su privacidad, derechos o bienestar.

Además, se deben establecer sistemas de evaluación de impacto en términos de salud laboral.

Otro de los factores de prevención de riesgos psicosociales es el estrés por la ausencia de habilidades en nuevas tecnologías digitales. Para ello, los sindicatos deben participar de forma activa en el diseño e implementación de programas de educación y formación para mejorar o reorientar habilidades que estén enfocadas al uso de estas tecnologías digitales. Si las personas trabajadoras forman parte del desarrollo de estos programas, podrán entender mejor la funcionalidad de los mismos. Los programas de formación dotarían a las personas trabajadoras de mayor cualificación, pudiendo desembocar en mejores puestos de trabajo y mejores condiciones laborales.

d. Recomendaciones de orientación sobre la formación de trabajadores

De acuerdo con los resultados obtenidos, la automatización afecta en mayor medida a las ocupaciones con nivel de formación intermedio debido a que se concentra un mayor número de ocupaciones, si bien dichos resultados no se pueden universalizar porque todos los niveles de formación parecen afectados por la automatización. En cambio, la IA afecta principalmente a los trabajos con menor formación requerida. Si bien existe una heterogeneidad intra-ocupación no controlable directamente en el modelo estadístico, estos resultados sugieren que la formación tiene una gran importancia a la hora de analizar el impacto de la automatización y la IA, pero no se puede universalizar la afirmación de que los impactos de ambas tecnologías se enfocarán en una ocupación concreta. Además, estas tecnologías, especialmente la IA, están en una fase de desarrollo incipiente y resulta impredecible conocer con rotundidad su evolución futura. En términos de formación se pueden plantear las siguientes recomendaciones. En primer lugar, los sindicatos tienen que desempeñar un rol activo en la elaboración de los programas de educación y formación. Estos deben estar orientados a mejorar o reorientar las habilidades de las personas trabajadoras en el uso de tecnologías digitales aplicadas al entorno laboral. La participación sindical aseguraría que los cursos estén alineados con las necesidades, expectativas y salud de los empleados.

Se debería garantizar asimismo que todas las personas trabajadoras, con independencia de su nivel formativo previo, tengan acceso a la formación relevante para aumentar su empleabilidad. Este objetivo puede lograrse mediante la implementación de Cuentas Individuales de Aprendizaje (*Individual Learning Accounts*)²⁹, que permitirían a cada empleado gestionar su acceso a cursos y oportunidades formativas de manera flexible y adaptada a sus necesidades.

Además, se debe establecer un programa de formación continua que permita a las personas trabajadoras actualizar sus competencias a medida que las tecnologías evolucionan. Este programa debe incluir la opción de obtener certificaciones oficiales en áreas clave como inteligencia artificial, ciberseguridad, automatización industrial, análisis de datos y habilidades digitales avanzadas. La certificación ayudará a las personas empleadas a validar su conocimiento y aumentar su competitividad en el mercado laboral.

No obstante, los programas de formación deben priorizar el desarrollo de habilidades que favorezcan el desempeño en ocupaciones donde se requiera la colaboración entre humanos, robots y máquinas. Esto incluye la capacitación técnica en áreas como las mencionadas, así como en competencias sociales y de liderazgo, necesarias para gestionar equipos en un entorno de automatización creciente. Estas habilidades van a resultar clave no solo para luchar contra el cambio tecnológico directamente, sino para convivir con el mismo y adaptarse a un entorno competitivo.

También se deben implementar cursos específicos sobre la ética de la inteligencia artificial y la automatización, que permitan a los empleados conocer los dilemas éticos, la privacidad de los datos y el impacto social que puede generar el uso de estas tecnologías. Esta formación permitirá que las personas trabajadoras participen de manera crítica en la implementación de IA en sus empresas y procesos.

Esto facilita dirigir los sistemas de formación hacia un sistema de reciclaje profesional (*reskilling*) para aquellas personas trabajadoras cuyas tareas podrían

²⁹ Véase, por ejemplo, [Individual Learning Accounts: where are we now? - European Union \(europa.eu\)](https://european-council.europa.eu/media/1000000/attachment/data/00000000/16100000/1/individual-learning-accounts-where-are-we-now-2020-10-20.pdf)

ser sustituidas por la automatización, permitiéndoles formarse en nuevas áreas de crecimiento. Además, proporciona oportunidades de mejora de habilidades (*upskilling*) para quienes ya se desempeñan en roles relacionados con la tecnología, a fin de que puedan ascender a puestos más especializados.

Por último, las iniciativas formativas deben tener en cuenta los 10 pilares fundamentales del Pilar Europeo de Derechos Sociales³⁰, garantizando que se promuevan los principios de igualdad, justicia social y empleo de calidad en la transición hacia una economía digital y automatizada.

Estas propuestas buscan cubrir diversas áreas de la formación, desde lo técnico y operativo hasta lo ético y humano, para asegurar que los empleados estén preparados para afrontar los desafíos de la transformación digital. Además, se propone que las empresas asuman un rol activo en facilitar y fomentar el aprendizaje continuo de sus trabajadores.

e. Propuestas para la regulación de la inteligencia artificial y la robotización en los convenios colectivos

Considerando los resultados de este estudio y las diferentes propuestas de políticas presentadas en los epígrafes anteriores, a continuación, se proponen algunas cláusulas que se podrían incluir a los convenios colectivo del sector y, además, se presentan algunas otras (tipo adaptadas) que existen en convenios colectivos de otros sectores en España y en otros países. En todo caso, tal y como la OCDE (2023) ha demostrado, la formación y la consulta a los trabajadores a través de la negociación colectiva está asociada a mejores resultados; es decir, la participación de las personas trabajadoras en la inclusión y uso de las nuevas tecnologías en la empresa a través de la negociación colectiva, lejos de constituirse en un obstáculo al avance tecnológico y competitivo de las empresas podría ser, en realidad, un catalizador de ganancias de productividad y eficiencia productiva para las empresas con bienestar para los trabajadores.

Una de las primeras recomendaciones que se hace viene del VAENC y se refiere a la desconexión digital, cláusula que es utilizada en muchos convenios colectivos

³⁰ Véase, por ejemplo, [The European Pillar of Social Rights Action Plan \(europa.eu\)](#)

vigentes, incluso del sector agroindustrial, aunque es necesario resaltarlo. Las personas trabajadoras tienen el derecho a la desconexión digital fuera del horario de trabajo legal o convencionalmente establecido, garantizando el respeto a su tiempo de descanso, permisos, vacaciones, y su intimidad personal y familiar. La empresa debe evitar comunicarse con las personas trabajadoras fuera de su horario de trabajo salvo en circunstancias excepcionales.³¹

También deberían incluir cláusulas que tengan en cuenta que la automatización, la IA, la recolección y el análisis de datos a partir de algoritmos pueden utilizarse como herramientas de control y monitorización. Todo caso, estas herramientas deberían utilizarse bajo la supervisión y la vigilancia del comité de empresa y debería buscar objetivos específicos como productividad, seguridad o control de horas de trabajo.

Además, relacionado con el uso de algoritmos, estos deberían utilizarse en base a transparencia y vigilancia, incluyendo una evaluación ex ante y ex post de los mismos; ya que esta sería la única forma de garantizar que el uso del algoritmo se haga de forma justa, equitativa, no discriminatoria por razones de género, edad u otras capacidades relacionadas con el trabajo y el desempeño de las personas. Por tanto, los convenios deberían incluir cláusulas que permitan la evaluación de impacto del algoritmo, mediante micro-simulaciones, antes y después de su uso dentro de la empresa y en todo aquello que afecte a las relaciones laborales. Todo ello, además, exige una participación activa de los representantes de los trabajadores en ese proceso de evaluación y vigilancia.

Sobre la vigilancia, aunque no es una cuestión novedosa en la negociación colectiva, con las nuevas tecnologías la capacidad de vigilancia por parte de las empresas se ha incrementado aceleradamente, lo que incluye información personal única, íntima e intransferible. Por ello, la negociación colectiva debe tratar de regular los diferentes procesos de vigilancia que puede adoptar la empresa, como cámara de vigilancia, las llamadas telefónicas, uso del tiempo, etc. La negociación colectiva debe fortalecer las cláusulas de vigilancia y monitoreo

³¹ Cláusula extraída y adaptada del V Acuerdo para el Empleo y la Negociación Colectiva (V AENC), 2023.

existentes, tratando de evitar su uso para amonestar a las personas trabajadoras, permitiendo su uso únicamente con efecto didáctico y formativos. En todo caso, debe hacer siempre hacer alusión al Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) y la AI Act de la Comisión Europea.

También se recomienda la existencia de cláusulas que incluyan garantía de derechos laborales en procesos automatizados, es decir, que cualquier proceso automatizado que afecte a decisiones laborales, como ascensos, despidos o asignaciones de tareas, deberá ser supervisado por un comité mixto de representantes de la empresa y de las personas trabajadoras para garantizar que se respetan los derechos laborales y no se produzcan decisiones arbitrarias o injustas.

Se debería también considerar la inclusión de reglas de reparto equitativo entre la empresa y las personas trabajadoras de los beneficios derivados del uso de nuevas tecnologías, incluyendo la puesta en marcha de algoritmos, una vez que pueden reducir costes, aumentar los ingresos, mejorar la valoración bursátil de la empresa, incrementado, de esa forma, los beneficios empresariales.

Por último, las cláusulas referentes a la supervisión y vigilancia de la IA y de los algoritmos debería incluir referencias específicas a la salud mental en entornos digitales. Es importante implementar mecanismos de monitoreo y apoyo a la salud mental de las personas trabajadoras en entornos altamente digitalizados, donde el uso intensivo de tecnología pueda generar fatiga digital o estrés psicológico. Se debería, además, incluir una cláusula que obligue a la empresa a ofrecer recursos como asesoramiento, pausas específicas o medidas para gestionar la carga tecnológica.

Ejemplo de cláusulas existentes en convenios colectivos

Responsabilidad. Los efectos de los sistemas de IA sobre los trabajadores, los productos o la comunidad deben recaer exclusivamente sobre los responsables ejecutivos y de gerencia de la empresa³².

³² Guía para la negociación colectiva del sindicato [Communications Workers of America \(CWA\)](#)

Consulta y participación en la adopción de tecnologías: Cuando la empresa planifique la adopción de un sistema informático o tecnológico, se definirá claramente el área de uso. El sistema solo podrá implementarse tras consultar a los delegados sindicales. Los delegados podrán recurrir a conocimientos especializados internos y, si fuera necesario, a expertos externos, con cargo a la empresa, salvo acuerdo contrario. Antes de la decisión final, se discutirá cómo los empleados podrán participar en el desarrollo y selección de la tecnología.³³

Garantía de empleo: “Las direcciones de las tres Empresas se comprometen a que la reordenación del trabajo por causas de innovaciones tecnológicas, económicas, técnicas, organizativas o de producción, no será causa de baja en la Empresa, con carácter forzoso, mediante la aplicación de los mecanismos previstos en el artículo 51 y en el artículo 52.c) del Estatuto de los Trabajadores”³⁴

Prevención de riesgos laborales y salud laboral: “Los miembros de los Comités de Seguridad y Salud conocerán antes de su puesta en práctica, en lo referente a prevención de riesgos, los nuevos métodos de trabajo y especialmente aquellos que impliquen la utilización de nuevas tecnologías. Estos métodos de trabajo deberán ser informados en el seno del Comité de Seguridad y Salud.”³⁵

Protección de la privacidad y dignidad: La empresa garantizará la protección de la privacidad y dignidad de las personas trabajadoras en todo momento. Se informará y negociará con los delegados sindicales sobre las medidas de control de datos introducidas. Las cuestiones relativas a la conservación, almacenamiento y eliminación de datos personales se discutirán con los delegados sindicales, y los empleados serán informados de los objetivos y consecuencias de estas medidas, así como la duración prevista.³⁶

³³ Cláusula extraída y adaptada del III Convenio colectivo de empresas vinculadas para Telefónica de España, SAU, Telefónica Móviles España, SAU y Telefónica Soluciones de Informática y Comunicaciones de España, SAU, 2024 ([BOE-A-2024-3854 Resolución de 16 de febrero de 2024, de la Dirección General de Trabajo, por la que se registra y publica el III Convenio colectivo de Telefónica de España, SAU; Telefónica Móviles España, SAU y Telefónica Soluciones de Informática y Comunicaciones, SAU.](#)).

³⁴ Ibid.

³⁵ Ibid.

³⁶ Cláusula extraída y adaptada del *Second act on increasing the security of IT systems (German IT Security Act 2.0)*, 2021.

Transparencia en los sistemas de IA: Las empresas deberán informar detalladamente al comité de empresa sobre los criterios, normas e instrucciones en los que se basan los algoritmos o sistemas de inteligencia artificial que influyan en las decisiones sobre condiciones de trabajo y acceso al empleo. Esta información debe incluir los parámetros, reglas e instrucciones que puedan afectar a la toma de decisiones y la elaboración de perfiles.³⁷

Control humano de los sistemas de IA: Las empresas deberán proporcionar a los representantes de las personas trabajadoras información clara y comprensible sobre los procesos basados en inteligencia artificial, garantizando que estos no contengan prejuicios o discriminaciones. Se asegurará, además, que los sistemas de IA sigan el principio de control humano.³⁸

Protección salarial y de horas de trabajo: Se establecerán cláusulas que protejan los salarios y las horas de trabajo de los empleados en aquellos entornos donde se implementen nuevas tecnologías relacionadas con la inteligencia artificial o la robotización.³⁹

Formación profesional continua: La introducción de tecnologías vinculadas a la inteligencia artificial deberá ir acompañada de formación continua para la adaptación de los empleados, mitigando el riesgo de desempleo tecnológico. Se desarrollarán planes de formación para mejorar las competencias en los puestos actuales o para facilitar la movilidad a otros puestos.⁴⁰

Creación de un comité ético de digitalización: Se creará un grupo de trabajo o comité ético para evaluar el impacto de la digitalización, la robotización y la inteligencia artificial en el empleo. Este comité revisaría los cambios en la demanda

³⁷ Cláusula extraída y adaptada de la Ley del Estatuto de las personas trabajadoras, aprobado por el Real Decreto Legislativo 2/2015, de 23 de octubre, para garantizar los derechos laborales de las personas dedicadas al reparto en el ámbito de plataformas digitales, 2021.

³⁸ Cláusula extraída y adaptada del convenio de *Framework Agreement reached between Royal Mail and CWU*, 2020.

³⁹ Cláusula extraída y adaptada del *Collective Agreement between Technology Industry Employers of Finland and Trade Union Pro*, 2023.

⁴⁰ Cláusula extraída y adaptada del *Collective Agreement between Technology Industry Employers of Finland and Trade Union Pro*, 2023.

de conocimientos técnicos y el mantenimiento de la capacidad laboral en un contexto de transformación tecnológica.⁴¹

Derecho a la explicación de decisiones algorítmicas: Las personas trabajadoras tendrán derecho a solicitar una explicación clara y comprensible sobre las decisiones tomadas por sistemas de inteligencia artificial que afecten su situación laboral. En caso de desacuerdo o conflicto, podrán solicitar la intervención de los delegados sindicales o de un comité especializado.⁴²

Sistemas de IA revisables y auditables: La empresa deberá garantizar que los sistemas de inteligencia artificial utilizados en la gestión laboral sean revisables y auditables por entidades externas. Esta revisión permitirá detectar y corregir posibles errores o sesgos que afecten negativamente a las personas trabajadoras.⁴³

Cláusulas sobre la vigilancia: el uso de cámaras, micrófonos o cualquier otro tipo de tecnología de vigilancia y seguimiento de las personas trabajadores será considerado válido como evidencia para amonestarles en el trabajo. Su uso se debería limitar y, podrían, como mucho, utilizarse como elementos formativos y previsores de eventos futuros. Además, cualquier cambio en el uso de las tecnologías de vigilancia deben negociarse con los representantes de los trabajadores⁴⁴.

Garantía de empleo: se establece un comité para revisar los cambios tecnológicos planificados, indicando que “cualquier cambio significativo en el equipo o materiales que resulte en un cambio significativo en el trabajo, los salarios, las horas o las condiciones laborales de la cualquier clasificación de empleados o disminuya el número de trabajadores” debe notificarse con antelación a los representantes de los trabajadores. Además, “si un cambio tecnológico crea un nuevo trabajo que reemplaza, mejora o modifica el trabajo de la unidad de

⁴¹ Cláusula extraída y adaptada del Convenio colectivo de Renault España, SA, 2021.

⁴² Cláusula extraída y adaptada de Convenio de ESP Takeaway Express Spain, S.L. (Just Eat), 2021.

⁴³ Cláusula extraída y adaptada del *Collective Agreement Deutsche Telekom*, 2022.

⁴⁴ Cláusula extraída y adaptada del [National Master United Parcel Service Agreement, 2023](#)

negociación, los empleados de la unidad de negociación realizarán ese trabajo nuevo o modificado”⁴⁵.

Modificaciones laborales

“A) La Empresa deberá informar al Comité de Empresa de cualquier proyecto de introducción de nuevas tecnologías que pueda modificar las condiciones de trabajo de los distintos profesionales que integran El Norte de Castilla, S.A. antes de su puesta en práctica. En el caso de que un puesto de trabajo se vea afectado por modificaciones tecnológicas, la Dirección de la Empresa ofrecerá al trabajador que lo ocupa un curso de formación por el tiempo indispensable para su adaptación a las nuevas tecnologías.

B) La introducción de nueva tecnología no supondrá la disminución del número de trabajadores fijos en plantilla. En el supuesto de que se modifiquen las condiciones de trabajo, bien por la aplicación de nueva tecnología, bien por convenios, absorciones o asociaciones con otras empresas, o cualquier causa justificada la Empresa se compromete a no despedir a ningún trabajador fijo ni a reducir unilateralmente su jornada.”⁴⁶

Uso de algoritmos en las relaciones laborales.

“Si la empresa decidiera utilizar, en algún momento, programas o algoritmos de decisión para cualquier proceso laboral (contratación, formación, ascensos, etc.), se informará previamente al Comité de Empresa”⁴⁷.

Introducción de nuevas tecnologías.

“Cuando en una empresa se introduzcan nuevas tecnologías que puedan suponer para las personas trabajadoras una modificación sustancial de condiciones de trabajo, o bien un período de formación o adaptación técnica no inferior a dos meses, se deberán comunicar las mismas con carácter previo a la representación

⁴⁵ Cláusula extraída y adaptada del [National Master United Parcel Service Agreement, 2023](#)

⁴⁶ Convenio colectivo de la empresa «El Norte de Castilla, S.A.», con el código 78000052011996. 2021-2023, Artículo 12.

⁴⁷ Los convenios colectivos de Air Nostrum Engineering and Maintenance Operations, SLU. código de Convenio 90104642012024 (17/05/2024), en su artículo 10; y Nostrum Training Operations, SLU, para los años 2023-2025. Código: 46101932012023. (17/4/2023), artículo 8.

de las personas trabajadoras en el plazo suficiente para poder analizar y prever sus consecuencias en relación con: empleo, salud laboral, formación y organización del trabajo.

Las personas trabajadoras destinadas al puesto de trabajo modificado recibirían la formación necesaria para el desarrollo de sus funciones, bien directamente de la empresa o bien a través de planes de formación concertados con el Servicio Público de Empleo Estatal u otros Organismos competentes. En cuanto al régimen de dicha formación, se puede realizar la siguiente afirmación: las personas trabajadoras afectadas, características, duración, horario y presupuestos a ellas dedicados, se dará información a la representación legal de las personas trabajadoras.”⁴⁸

Uso de algoritmos para la toma de decisiones

El Artículo 80, XXIV Convenio colectivo del sector de la banca, de derechos digitales, es muy amplio, aunque en algunas ocasiones puede resultar poco aclaratorio, especialmente en la regulación de la desconexión digital, derecho a la intimidad y al uso de dispositivos digitales en el ámbito laboral; videovigilancia, grabación de sonidos y geolocalización en el ámbito laboral; derecho a la educación digital; derecho a la IA, con el siguiente texto:

“5. Derecho ante la inteligencia artificial.

Las nuevas herramientas basadas en algoritmos pueden aportar valor hacia una gestión más eficiente de las empresas, ofreciendo mejoras en sus sistemas de gestión. Sin embargo, el desarrollo creciente de la aportación de la tecnología requiere de una implantación cuidadosa cuando se aplica en el ámbito de las personas. Por ello, las personas trabajadoras tienen derecho a no ser objeto de decisiones basadas única y exclusivamente en variables automatizadas, salvo en aquellos supuestos previstos por la Ley, así como derecho a la no discriminación en relación con las decisiones y procesos, cuando ambos estén basados únicamente

⁴⁸ Convenio colectivo de las empresas y personas trabajadoras de perfumería y afines (Código de convenio n.º: 99004015011984), que fue suscrito con fecha 28 de noviembre de 2022 (vigencia: 2022-2025), Artículo 11. Nuevas tecnologías.

en algoritmos, pudiendo solicitar, en estos supuestos, el concurso e intervención de las personas designadas a tal efecto por la Empresa, en caso de discrepancia.

Las empresas informarán a la representación legal de los trabajadores sobre el uso de la analítica de datos o los sistemas de IA cuando los procesos de toma de decisiones en materia de recursos humanos y relaciones laborales se basen exclusivamente en modelos digitales sin intervención humana. Dicha información, como mínimo, abarcará los datos que nutren los algoritmos, la lógica de funcionamiento y la evaluación de los resultados.”⁴⁹



⁴⁹ XXIV Convenio colectivo del sector de la banca, de 17/03/2021, Código de convenio 99000585011981.



7) Conclusiones

Este trabajo ha permitido obtener una estimación del impacto de la automatización y la IA sobre el empleo del sector agroalimentario español. En lo relativo al impacto de la automatización, se ha recurrido a una metodología de análisis del texto de patentes, materializada de los verbos asociados a las tareas y las palabras de las ocupaciones. Los resultados resultan relevantes desde el ámbito de las relaciones laborales, originando un importante debate que se detallará en los siguientes párrafos.

En cuanto a ocupaciones específicas, el análisis sobre los impactos de la automatización indica que los valores más elevados se asocian habitualmente a tareas manuales, como agricultura, producción o mecánica, indicando que aquellas profesiones intensivas en mano de obra son más susceptibles de ser reemplazadas por la automatización. En cambio, los valores más bajos se concentran habitualmente en labores de supervisión y gerencia, que suelen conllevar una mayor intensidad en capital humano.

A modo de síntesis, se puede argumentar que un total de 18 ocupaciones están asociadas a un riesgo bajo de ser reemplazadas por la automatización, con una probabilidad asociada menor o igual que 0,1. En cuanto al riesgo medio, asociado a probabilidades comprendidas entre 0,1 y 0,2, se pueden encontrar un total de 27 ocupaciones, que corresponde aproximadamente a la mitad de la muestra. Por último, 9 ocupaciones muestran un riesgo alto de reemplazo por la automatización.

Otra de las partes centrales de este estudio para estudiar el impacto del cambio tecnológico sobre el empleo se basa en el cálculo del posible impacto de la tecnología GPT dentro del mercado laboral, específicamente, dentro del segmento del sector agroalimentario español. Esta tecnología ha destacado entre todas las Inteligencias Artificiales por su nivel de competencia en términos de análisis y generación de texto, así como por su accesibilidad, llegando a reemplazar a las herramientas de búsqueda utilizadas hasta ahora. En este sentido, se llegan a diversas conclusiones de especial relevancia dentro de la interpretación del cambio que puede suponer la introducción de la Inteligencia Artificial en la cotidianidad y el impacto previsto sobre el empleo.

En primer lugar, en términos metodológicos, la tecnología GPT abre una nueva puerta a la estimación prospectiva, que, hasta ahora sólo se podía realizar a partir de la opinión de los expertos en la materia. La programación a través de esta tecnología permite autoevaluar su propio impacto potencial en términos de empleo (Elondou et al., 2023; OIT, 2023). Siguiendo este método, se ha comprobado que los resultados obtenidos son robustos e interpretables, tal y como indicaban los recientes estudios. Este avance es muy significativo, puesto que permitirá llevar a cabo análisis periódicos de impacto, de forma que se pueda realizar una monitorización de los constantes cambios que registra esta tecnología, actualizando de esta manera los cambios de las previsiones en términos de impacto.

En términos de los resultados obtenidos a partir de esta metodología, se observa que aquellas ocupaciones que requieren una mayor cualificación se encuentran en un riesgo mayor de automatización por esta tecnología. Al contrario que lo observado en las revoluciones tecnológicas anteriores, son los puesto que acumulan un mayor capital humano los que se ven amenazados ante este nuevo para paradigma. Esto establece un escenario nuevo dentro del mercado laboral, dado que la posible sustitución de estas tareas no se solucionaría con mayor capital humano, sino con una formación en otro sentido. Esto, se suma al aumento masivo de la proporción de población con estudios superiores y la falta de capacidad de absorción del mercado laboral. Esta suma de fenómenos podría terminar con las tesis principales de la Teoría del Capital Humano (Becker, 1964; Mincer, 1989), llevándonos así a un cambio radical de pensamiento con respecto a las corrientes mayoritarias de los siglos XX y XXI. Además de lo expuesto, esto puede suponer un cambio en la escala de valores en términos de trabajo. Es posible que aumenten su valía aquellas labores más propias y exclusivas de los seres humanos, como los trabajos manuales y las tareas que tienen que ver con el trato personal y el trabajo de cuidados, históricamente poco reconocidas. Este cambio de reconocimiento puede tener importantes implicaciones en términos de género, dada la segregación ocupacional existente en el mercado laboral, así como en la revalorización de la formación profesional, que quedó postergada a un segundo plano tras la revolución tecnológica en España. Siguiendo este discurso, esto conllevará cambios significativos en términos de formación, dado que, en los

próximos años aparecerán nuevas competencias requeridas en el mercado laboral y las entidades formativas deben adaptarse a este cambio para poder maximizar la empleabilidad de la oferta laboral.

Por otro lado, a pesar de que se identifica cierta complementariedad, esta no se replica en la mayoría de las ocupaciones. Sin embargo, en este sentido, se deben estudiar las nuevas oportunidades que se presenten, de cara a mejorar la productividad y reducir las jornadas laborales, a partir del ahorro de tiempo que supone esta tecnología. Además, dado su fácil acceso, esto puede representar un importante avance para las PYMES ya que, mediante una inversión relativamente pequeña, pueden obtener grandes rendimientos, facilitando a su vez la capacidad de crecimiento y facilitando la reconversión, de esta forma, del tejido empresarial español, que hasta ahora ha presentado una distribución muy atomizada. Cabe destacar que aproximadamente el 95% del tejido empresarial español está compuesto por PYMES, lo que refuerza la importancia de estos resultados no sólo desde una perspectiva de política laboral, sino económica.

En contraparte, cuando se habla en términos de destrucción de empleo, la IA no parece tener un impacto tan relevante como otras tecnologías, al incidir en mayor medida en ocupaciones altamente cualificadas, puesto que en estos segmentos primarios del mercado laboral encontramos un número mucho menor de personas trabajadoras, en comparación con la base productiva. Esta conclusión coincide con los estudios realizados en este aspecto (Ellingrud et al, 2023), llegando a resultados muy similares a los obtenidos por otros autores.

Por último, en este estudio se observa que el sector agroalimentario está altamente masculinizado, presentando tan solo 5 ocupaciones con mayoría femenina dentro del total de 54 que componen la muestra utilizada, lo que responde a un caso manifiesto de segregación ocupacional. Además, en términos generales, las ocupaciones con mayor presencia de mujeres se componen de tareas mayoritariamente administrativas y, por ende, con un alto riesgo potencial de automatización en términos de IA. Por esta razón, es importante prestar atención al avance de la cuestión de género dentro del sector, dado que en la actualidad se encuentra poca representación femenina, pero esta puede ser aún menor en un escenario futuro si no se actúa en consecuencia.

Por tanto, la automatización y la IA, aunque pueden mejorar la productividad y la eficiencia de los procesos productivos, presentan numerosos desafíos que deben ser abordados. El conjunto del informe ha dado lugar a una serie de recomendaciones de políticas diferenciando en función de distintos tipos de riesgo asociados en relación con la pérdida de capacidad negociadora, con la reducción del empleo y el empeoramiento de las condiciones laborales y con los riesgos físicos y psicosociales. A continuación, se desarrollan estos argumentos con una mayor profundidad.

En primer lugar, se destacan los riesgos relacionados con el poder de mercado y la capacidad negociadora de las personas trabajadoras, ya que la concentración de poder en las grandes empresas tecnológicas puede disminuir la influencia de sindicatos y estados en las decisiones sobre la implementación de la IA. En general las recomendaciones van en la dirección de la regulación del uso de datos y con la exigencia de mayor transparencia de los sistemas de IA. Además, se sugiere que los sindicatos participen activamente en el diseño y control de estas tecnologías para garantizar una implementación equitativa y justa.

En cuanto a los riesgos laborales, tanto la IA como la automatización pueden afectar negativamente el empleo y las condiciones de trabajo. Así, se proponen iniciativas concretas como promover la inclusión de los trabajadores en los órganos de decisión, desarrollar un comité ético que se encargue de realizar auditorías y la corrección de sesgos en términos de género o diversidad en la gestión de algoritmos.

Por último, en relación con los riesgos físicos y psicosociales, se resalta la necesidad de prevenir el estrés y la pérdida de autonomía mediante la capacitación continua y la participación activa de las personas trabajadoras en el desarrollo y uso de las tecnologías. Asimismo, es esencial proteger los derechos de privacidad de las personas empleadas y limitar la recolección de datos laborales fuera del horario de trabajo, complementando los derechos de desconexión digital.

Además, en el informe se plantea la importancia de hacer énfasis en el desarrollo de la formación y, sobre todo, de la incorporación de los sindicatos a la hora de elaborar los cursos y actividades de formación empresariales. Estos cursos deben

tener en cuenta la capacitación de las personas trabajadoras, pero también los posibles riesgos asociados. Asimismo, se debería avanzar en la elaboración de cursos sobre ética en la IA y la automatización que promuevan iniciativas como la igualdad, la justicia social y el empleo de calidad, entre otros. De hecho, la formación se puede catalogar como fundamental en el ámbito comunitario, ya que en el reciente informe elaborado por Draghi (2024) para la Comisión Europea se hace hincapié en la labor de los sindicatos para diseñar vías de actualización tecnológica y habilidades que beneficien tanto a las personas trabajadoras y las empresas, garantizando a su vez un correcto desarrollo del capital humano.

Finalmente, se han planteado unas cláusulas tipo que pueden ser incorporadas en la negociación de los convenios colectivos de cara a reforzar a las personas trabajadoras. Dichas cláusulas se enfocan fundamentalmente en la negociación de los criterios de funcionamiento de los algoritmos, la transparencia, la regulación sobre el uso y los tipos de datos y la obligación de reportar y realizar auditorías para limitar los riesgos sobre las trabajadoras.

En definitiva, la integración de la IA y la automatización en el trabajo requiere de un marco regulatorio sólido y colaborativo, que garantice tanto la protección de los derechos de las personas trabajadoras como una distribución justa de los beneficios tecnológicos. De una manera más concreta, resulta de vital importancia el diálogo entre todas las partes involucradas en las relaciones laborales.

A modo de cierre, resulta importante mencionar que este informe constituye una primera aproximación al cambio tecnológico y sus impactos ya que, como afirmaba Solow (1965), el proceso de difusión tecnológica presenta un grado de complejidad elevado debido al proceso de difusión de la tecnología y la existencia de múltiples tecnologías. Es fundamental incorporar un mayor número de tecnologías, además de la automatización y la IA, de cara a proporcionar una previsión de impacto futuro y unas recomendaciones de política laboral que proporcionen una visión más completa del impacto del cambio tecnológico. Para tal fin, resulta crucial seguir trabajando en la elaboración de estadísticas sobre tecnologías, con especial énfasis en la de carácter más reciente, y que dichas estadísticas sean de acceso público, en línea con lo señalado en las recomendaciones de la última sección de este estudio.





Referencias

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation, and work. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197-236). University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30.
- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 40(S1), S293-S340.
- Acemoglu, D., Kong, F., & Restrepo, P. (2024). *Tasks At Work: Comparative Advantage, Technology and Labor Demand*. Próxima publicación, Handbook of Labor Economics.
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., & Jaravel, X. (2020). *What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France*. Sciences Po OFCE Working Paper, n° 01/2020
- Agrawal, A., Gans, J. S., & Goldfarb, A. (2019). Artificial intelligence: the ambiguous labor market impact of automating prediction. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 31-50.
- Aguirre, T. (2024). *On Labs and Fabs: Mapping How Alliances, Acquisitions, and Antitrust are Shaping the Frontier AI Industry*. Papers 2406.01722, arXiv.org, revised Jun 2024.
- Alderucci, Dean, Lee Branstetter, Heinz College, Eduard Hovy, and Andrew Runge (2021). *Quantifying the Impact of AI on Productivity and Labor Demand: Evidence from U.S. Census Microdata*. Working Paper.
- Alekseeva, Liudmila, Jos'e Azar, Mireia Gin'e, Sampsa Samila, and Bledi Taska (2021). "The Demand for AI Skills in the Labor Market". *Labour Economics* 71.
- Autor, David H and David Dorn. 2013. "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market." *The American Economic Review*, 103(5): 1553–1597.

- Autor, D. H. (2014). *Skills, education, and the rise of earnings inequality among the "other 99 percent"*. *Science*, 344(6186), 843-851. <https://doi.org/10.1126/science.1251868>
- 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.
- Autor, D., & Salomons, A. (2018). *Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share* (No. w24871). National Bureau of Economic Research.
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A., & Seegmiller, B. (2024). New frontiers: The origins and content of new work, 1940–2018. *The Quarterly Journal of Economics*, qjae008.
- Autor, D., Dorn, D., Katz, L. F., Patterson, C., & Van Reenen, J. (2020). The fall of the labor share and the rise of superstar firms. *The Quarterly Journal of Economics*, 135(2), 645-709.
- Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
- Baldwin, R. (2019). *The globotics upheaval: Globalization, robotics, and the future of work*. Oxford University Press.
- Banco de España (2012). *Capítulo 2: La crisis del área del euro*. En: Banco de España (ed). Informe Anual 2012. Banco de España, 37 – 59.
- Barro, R. J., & Sala-i-Martin, X. (1992). Convergence. *Journal of Political Economy*, 100(2), 223-251.
- BBVA Research (2018) *¿Cuán vulnerable es el empleo en España a la revolución digital?*, <https://www.bbvaresearch.com/publicaciones/cuan-vulnerable-es-el-empleo-en-espana-a-la-revolucion-digital/>
- Becker, G. (1964). *Human Capital*. 1st ed. Columbia University Press for the National Bureau of Economic Research.
- Begiristain, M, (2022). *Ni agro ni alimentario. Un análisis del PERTE agroalimentario*. XXK, ODG, OMAL y ESF.

- Berg, M. A., Buffie, M. E. F., Comunale, M., Papageorgiou, M. C., & Zanna, L. F. (2024). *Searching for Wage Growth: Policy Responses to the “New Machine Age”*. International Monetary Fund.
- Bessen, J. E. (2016). *How computer automation affects occupations: Technology, jobs, and skills*. Boston Univ. school of law, law and economics research paper, (15- 49).
- Bianchi, P. (2018). *Industria 4.0. La nuova rivoluzione industriale*. Il Mulino.
- Birner, R., Daum, T., & Pray, C. (2021). Who drives the digital revolution in agriculture? A review of supply-side trends, players and challenges. *Applied economic perspectives and policy*, 43(4), 1260-1285.
- Blanas, S., Gancia, G., & Lee, S. Y. (2019). Who is afraid of machines?. *Economic Policy*, 34(100), 627-690.
- Blanchard, O. (2023). El trabajo en las plataformas digitales: oportunidades y retos. *Dossieres EsF*, (51), 51-55.
- Bloom, D. E., Prettnner, K., Saadaoui, J., & Veruete, M. (2024). *Artificial intelligence and the skill premium* (No. w32430). National Bureau of Economic Research.
- Boustan, L., Choi, J., & Clingingsmith, D. (2024). The Political Fallout of Machine Tool Automation in the Mid-20th Century United States. *NBER Chapters*.
- Boyer, R. (1992). *La teoría de la regulación: un análisis crítico*. Institució Alfons el Magnànim-Centre Valencià d'Estudis i d'Investigació.
- Brennen, S., & Kreiss, D (2016). Digitalization. In: Jensen KB, Rothenbuhler EW, Pooley JD, et al. (eds), *The International Encyclopedia of Communication Theory and Philosophy*. Chichester, UK: Wiley, pp. 1–11.
- Briggs, Joseph and Devesh Kodnani (2023). *The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth*. Global Economic Analyst. Goldman Sachs.
- Brugal, C. A. (2023). España digital: la hoja de ruta para impulsar un país en clave de futuro. *Economistas*, (181), 352-359.

- Brusseovich, M., Dabla-Norris, M. E., & Khalid, S. (2019). *Is technology widening the gender gap? Automation and the future of female employment*. International Monetary Fund.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2011). *Race against the machine: How the digital revolution is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy*.
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy?. In *AEA papers and proceedings* (Vol. 108, pp. 43-47). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.
- Brynjolfsson E, Danielle Li y Lindsey R. Raymond (2023), Generative AI at work, NBER Working Paper 31161.
- Bulfone, F., Di Carlo, D., Bontadini, F., & Meliciani, V. (2024). *Adjusting to New Geopolitical Realities Semiconductors Industrial Policy in the US and EU*. LUHNIP Working Paper Series 2/2024.
- CaixaBank Research (2016) *¿Llegará la Cuarta Revolución Industrial a España?*, <https://www.caixabankresearch.com/es/economia-y-mercados/mercado-laboral-y-demografia/llegara-cuarta-revolucion-industrial-espana>
- Cazzaniga, Mauro, Florence Jaumotte, Longji Li, Giovanni Melina, Augustus J. Panton, Carlo Pizzinelli, Emma Rockall, and Marina Mendes Tavares (2024). *Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work*. Staff Discussion Note 2024/001. International Monetary Fund.
- Collett, C., Gomes, L. G., & Neff, G. (2022). *The effects of AI on the working lives of women*. UNESCO Publishing.
- Comunale, M., & Manera, A. (2024). *The Economic Impacts and the Regulation of AI: A Review of the Academic Literature and Policy Actions*. IMF Working Papers, (2024/065).
- Confederación Sindical de Comisiones Obreras and Union General de Trabajadores (2017) Aportaciones de las organizaciones sindicales a la Conferencia. En AAVV. *El futuro del trabajo que queremos. Conferencia Nacional Tripartita*

- con motivo de la Iniciativa del Centenario de la OIT* (pp 79-101), Madrid: Ministerio de Empleo y Seguridad Social.
- Copestake, Alexander, Max Marczinek, Ashley Pople, and Katherine Stapleton (2023). *AI and Services- Led Growth: Evidence from Indian Job Adverts*. STEG Working Paper WP060. Structural Transformation and Economic Growth.
- Cornelli, Giulio, Jon Frost, and Saurabh Mishra (2023). *Artificial Intelligence, Services Globalisation, and Income Inequality*. Working Paper 1135. Bank for International Settlements.
- Davis, D. R. (1998). Technology, unemployment, and relative wages in a global economy. *European Economic Review*, 42(9), 1613-1633.
- Dechezleprêtre, Antoine, David Hémous, Morten Olsen, and Carlo Zanella (2023): "Induced Automation Innovation: Evidence from Firm-level Patent Data," University of Zurich, Department of Economics, Working Paper.
- De la Cal Barredo, M. L., Tola, E. M., & Aurre, E. B. (2023). Brecha digital y brecha salarial de género: viejas discriminaciones en sectores de futuro. *Dossieres EsF*, (51), 40-45.
- Dietz, K., & Drechsel, F. (2021). Digital agriculture. In: Akram-Lodhi, A.H., Dietz, K., Engels, B., McKay, B. (eds). *Handbook of critical agrarian studies* (pp. 568-580). Edward Elgar Publishing, Cheltenham.
- Dios-Murcia, I., Hospido, L., Pena-Boquete, Y., & Román, C. (2021). Trabajo en plataformas digitales: ¿una oportunidad para la oferta laboral femenina?. *ICE, Revista de Economía*, (921).
- Donnelly, S. (2023). Semiconductor and ICT industrial policy in the US and EU: geopolitical threat responses. *Politics and Governance*, 11(4), 129-139.
- Draghi, M. (2024). *The future of European competitiveness Part B / In-depth analysis and recommendations*. Comisión Europea, Bruselas.
- Durand, C., & Milberg, W. (2020). Intellectual monopoly in global value chains. *Review of International Political Economy*, 27(2), 404-429.
- Ellingrud et al (2023), *Generative Ai and the future of work in America*, July 2023, McKinsey Global Institute.

- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. y Rock, D. (2023). Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models. arXiv preprint arXiv:2303.10130.
- Estrada, B. (2023). Relaciones laborales y economía digital en España. *Dossieres EsF*, (51), 27-33.
- Eurofound (2024), *Human–robot interaction: What changes in the workplace?* Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- European Commission. (2017). *CASE AT.39740. Google search (shopping) [Antitrust Procedure]*. European Commission.
- European Commission. (2021). *2030 Digital compass: The European way for the digital decade*. COM(2021).
- European Commission. (2024). *European AI Office*. European Commission. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/ai-office#:~:text=The%20AI%20Office%20is%20uniquely,for%20general%20Dpurpose%20AI%20models>
- Feigenbaum y Gross (2020)
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2019). The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization. *NYU Stern School of Business*.
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2023). Occupational heterogeneity in exposure to generative ai. *SSRN 4414065*.
- Figart, D. M., Mutari, E., & Power, M. (2005). *Living wages, equal wages: Gender and labour market policies in the United States*. Routledge.
- Foster, C., & Azmeh, S. (2020). Latecomer economies and national digital policy: An industrial policy perspective. *The Journal of Development Studies*, 56(7), 1247–1262.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- FMI (2024), [La economía mundial transformada por la inteligencia artificial ha de beneficiar a la humanidad \(imf.org\)](https://www.imf.org/en/Topics/Artificial-Intelligence)

- García De La Cruz, J., & Ruesga, S. (2014). *Economía Española*. Ediciones Paraninfo, SA.
- García-Delgado, J. L., Myro Sánchez, R., Fernández-Otheo Ruiz, C. M., Alonso Rodríguez, J. A., & López Morales, J. M. (2023). *Economía española: una introducción*. Thomson Reuters Aranzadi.
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality. *ILO Working Paper*, 96.
- Gomez-Herrera, E., & Köszegi, S. T. (2022). *A gender perspective on artificial intelligence and jobs: the vicious cycle of digital inequality* (No. 15/2022). Bruegel Working Paper.
- Graetz, G., & Michaels, G. (2018). Robots at work. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-768.
- Gray, M. L., & Suri, S. (2019). *Ghost work: How to stop Silicon Valley from building a new global underclass*. Eamon Dolan Books.
- Hackfort, S. (2021). Patterns of inequalities in digital agriculture: A systematic literature review. *Sustainability*, 13(22), 12345.
- Hancké, B., & Garcia Calvo, A. (2022). Mister Chips goes to Brussels: On the Pros and Cons of a Semiconductor Policy in the EU. *Global policy*, 13(4), 585-593.
- Heathcote, J., Storesletten, K., & Violante, G. L. (2010). The macroeconomic implications of rising wage inequality in the United States. *Journal of Political Economy*, 118(4), 681-722.
- Hornstein, A., Krusell, P., & Violante, G. L. (2005). The effects of technical change on labor market inequalities. In *Handbook of economic growth* (Vol. 1, pp. 1275-1370). Elsevier.
- Hubmer, J. (2023). The race between preferences and technology. *Econometrica*, 91(1), 227-261.
- Humlum, Anders (2020): “Robot Adoption and Labor Market Dynamics,” *Working paper*, University of Chicago.

- Huang, Yueling (2024). “Is the Impact of AI Different from That of IT?” *New Technologies, Digitalization, and AI: The Future Is Here*. IMF Research Perspectives 26.
- Kabeer, N. (2021). Gender equality, inclusive growth, and labour markets. In *Women's Economic Empowerment* (pp. 13-48). Routledge.
- Kehrig, M., & Vincent, N. (2021). The micro-level anatomy of the labor share decline. *The Quarterly Journal of Economics*, 136(2), 1031-1087.
- Kogan, L., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D., & Seegmiller, B. (2021). *Technology, vintage-specific human capital, and labor displacement: Evidence from linking patents with occupations* (No. w29552). National Bureau of Economic Research.
- Koch, Michael, Ilya Manuylov, and Marcel Smolka (2021): “Robots and Firms,” *The Economic Journal*, 131, 2553-2584.
- Krugman, P. (1994). Past and prospective causes of high unemployment. *Reducing unemployment: Current issues and policy options*, 49-80.
- Larsson, A., & Viitaoja, Y. (2019). Identifying the digital gender divide: How digitalization may affect the future working conditions for women. In *The digital transformation of labor* (pp. 235-253). Routledge.
- Leso, V., Fontana, L. and Iavicoli, I. (2018), The occupational health and safety dimension of Industry 4.0, *La Medicina del Lavoro*, 109(5), 327–338.
- Lundvall, B. Å., & Rikap, C. (2022). China's catching-up in artificial intelligence seen as a co-evolution of corporate and national innovation systems. *Research Policy*, 51(1), 104395.
- Madgavkar, A., Manyika, J., Krishnan, M., Ellingrud, K., Yee, L., Woetzel, J., Chui, M., Hunt, V., & Balakrishnan, S. (2019). *The future of women at work*. In *The future of women at work: Transition in the age of automation* (Issue June). Mckinsey.
- Mann, K., & Püttmann, L. (2023). Benign effects of automation: New evidence from patent texts. *Review of Economics and Statistics*, 105(3), 562-579.
- Mankiw, N. G. (1998). *Principles of microeconomics* (Vol. 1). Elsevier.

- Manokha, I. (2020). The implications of digital employee monitoring and people analytics for power relations in the workplace. *Surveillance and Society*, 18(4).
- Milanez, A. (2023). The Impact of AI on the Workplace: Evidence from Oecd Case Studies of AI Implementation. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* No. 289. OECD.
- Melitz, M. J. (2003). The impact of trade on intra-industry reallocations and aggregate industry productivity. *Econometrica*, 71(6), 1695-1725.
- Mincer, J. (1989). *Human capital responses to technological change in the labor market*. National Bureau of Economic Research, Working Paper 3207.
- Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (2019). *Estrategia de Digitalización del Sector Agroalimentario y Forestal y del Medio Rural*. Available online: <https://www.mapa.gob.es/es/ministerio/planes-estrategias/estrategia-digitalizacion-sector-agroalimentario/default.aspx>
- Ministerio de Industria, Comercio y Turismo (2023). *Informe sobre el estado de la situación de los PERTES industriales*. <https://www.mintur.gob.es/es-es/recuperacion-transformacion-resiliencia/Documents/Estado PERTES INDUSTRIALES.pdf>
- Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública (2024). *Estrategia de Inteligencia Artificial 2024*. <https://portal.mineco.gob.es/es-es/digitalizacionIA/Documents/Estrategia IA 2024.pdf>
- Minsait, 2023. *Las Tendencias Agroalimentarias 2023*. Fundación Europea para la Innovación y Desarrollo de la Tecnología (INTEC).
- Mooney, P. (2018). *Blocking the chain: Industrial food chain concentration, Big Data platforms and food sovereignty solutions*. ETC Group.
- Moore, M. P., & Ranjan, P. (2005). Globalisation vs skill-biased technological change: Implications for unemployment and wage inequality. *The Economic Journal*, 115(503), 391-422.
- Motta, M. (2004). *Competition Policy: Theory and Practice*. Cambridge University Press.

- Muñoz, A. A., de Toledo Rodríguez, C. F. R., & Medina, P. M. (2023). Agencia Española de Supervisión de la Inteligencia Artificial, la clave para un desarrollo tecnológico ético, justo y sostenible. *Revista española de control externo*, (7475), 32-45.
- Myshko, A., Checchinato, F., Colapinto, C., Finotto, V., & Mauracher, C. (2024). Towards twin transition in the agri-food sector? Framing the current debate on sustainability and digitalisation. *Journal of Cleaner Production*, 142063.
- Naudé, W. (2023). Late industrialisation and global value chains under platform capitalism. *Journal of Industrial and Business Economics*, 50(1), 91-119.
- Ngai, L. R., & Pissarides, C. A. (2007). Structural change in a multisector model of growth. *American Economic Review*, 97(1), 429-443.
- Noy, Shakked and Whitney Zhang (2023). "Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence". *Science* 381(6654), pp. 187-192.
- OECD, 2017. *Going Digital: The Future of Work for Women. Policy brief on the future of work*. Available at: https://read.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-pursuit-of-gender-equality/going-digital-the-future-of-work-for-women_9789264281318-26-en#page1
- OCDE (2016) https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-risk-of-automation-for-jobs-in-oecd-countries_5jlz9h56dvq7-en
- OCDE (2018) https://www.oecd-ilibrary.org/employment/automation-skills-use-and-training_2e2f4eea-en
- OCDE (2023), The impact of AI on the workplace: Main findings from OCDE AI surveys of employers and workers, [The impact of AI on the workplace: Main findings from the OECD AI surveys of employers and workers | OECD Social, Employment and Migration Working Papers | OECD iLibrary \(oecd-ilibrary.org\)](https://read.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-impact-of-ai-on-the-workplace-main-findings-from-the-oecd-ai-surveys-of-employers-and-workers_9789264281318-26-en#page1)
- OIT (1982). *Convention C158 - Termination of Employment Convention, 1982*. https://normlex.ilo.org/dyn/normlex/en/?p=NORMLEXPUB:12100:0::NO:12100:P12100_INSTRUMENT

- OIT (2023). *Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality*. OIT Working Paper, 96.
- Pagano, U. (2014). The crisis of intellectual monopoly capitalism. *Cambridge Journal of Economics*, 38(6), 1409-1429.
- Pizzinelli, Carlo, Augustus J. Panton, Ms Marina Mendes Tavares, Mauro Cazzaniga, and Longji Li (2023). Labor Market Exposure to AI: Cross-country Differences and Distributional Implications. *Working Paper 2023/216*. International Monetary Fund.
- Restrepo, P. (2023). Automation: Theory, Evidence, and Outlook. *Annual Review of Economics*, 16.
- Restrepo, Y. G. (2023). *El impacto de la tecnología en los derechos laborales de las mujeres: desafíos y oportunidades*. Estudios Latinoamericanos de Relaciones Laborales y Protección Social, (16), 73-85.
- Rikap, C. (2021). *Capitalism, power and innovation: Intellectual monopoly capitalism uncovered*. Routledge.
- Rikap, C., & Lundvall, B. Å. (2021). *Digital Innovation Race*. Cham: Springer International Publishing.
- Rikap, C., & Lundvall, B. Å. (2022). Big tech, knowledge predation and the implications for development. *Innovation and Development*, 12(3), 389-416.
- Ripani, L., Soler, N., Kugler, A., Kugler, M., & Rodrigo, R. (2017). *The future of work in Latin America and the Caribbean*. Inter-American Development Bank.
- Rogers, E.M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). New York: Free Press.
- Rotz, S., Duncan, E., Small, M., Botschner, J., Dara, R., Mosby, I., Reed, M., & Fraser, E. D. (2019). The politics of digital agricultural technologies: a preliminary review. *Sociologia ruralis*, 59(2), 203-229.
- Sadjadi, E. N., & Fernández, R. (2023). Challenges and opportunities of agriculture digitalization in Spain. *Agronomy*, 13(1), 259.
- Sáinz, M., Arroyo, L., & Castaño, C. (2020). *Mujeres y digitalización. De las brechas a los algoritmos*. Observatorio Nacional de las Telecomunicaciones y la SI.

- Sanz de Miguel, P., Casas-Cortés, M. I., Prieto Arratibel, A., y Arasanz Díaz, J. (2023). El empleo irregular tras la Ley Rider: ¿nueva regulación, idénticas estrategias empresariales?. *Revista Española de Sociología*, 32(3), a177.
- Schwab, K. (2017). *The Fourth Industrial Revolution*. Crown Currency.
- Svanberg, Maja S, Wensu Li, Martin Fleming, Brian C Goehring, and Neil C Thompson (2024). Beyond AI Exposure: Which Tasks Are Cost-Effective to Automate with Computer Vision? *Working Paper 4700751*. SSRN.
- Servoz, M. (2019). *AI, the future of work? – Work of the future! – On how artificial intelligence, robotics and automation are transforming jobs and the economy in Europe*, Publications Office.
- Smyth, E. (2005). Gender differentiation and early labour market integration across Europe. *European Societies*, 7(3), 451-479. <https://doi.org/10.1080/14616690500194084>
- Solow, R. M. (1965). Technology and unemployment. *The Public Interest*, 1, 17.
- Srnicek, N. (2017). *Platform capitalism*. John Wiley & Sons.
- Tamames, R., & Rueda, A. (2022). *Estructura económica de España-2022*. JdeJ Editores.
- UNIDO (2019). *Industrial Development Report 2020. Industrializing in the Digital Age*. United Nations Industrial Development Organization, UNIDO ID/449, Vienna
- Unión General de Trabajadores (2018). *Impacto de la automatización en el empleo en España: Recopilación y traslación de los principales estudios*. Documento de trabajo 24 de octubre de 2018.
- Vallas, S., & Schor, J. B. (2020). What do platforms do? Understanding the gig economy. *Annual review of sociology*, 46(1), 273-294.
- Warwick K (2013) *Beyond Industrial Policy: Emerging Issues and New Trends*. OECD Science, Technology and Industry Policy Papers.
- Webb, M. (2020). *The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market*. NBER Conference.

West, M., Kraut, R., & Ei Chew, H. (2019). *I'd blush if I could: closing gender divides in digital skills through education*. UNESCO.







**Facultad de Ciencias
Económicas y Empresariales**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE MADRID

EL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN Y LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL EMPLEO DEL SECTOR AGROALIMENTARIO ESPAÑOL

Resumen ejecutivo

AUTORES:

**JULIMAR DA SILVA BICHARA
JAVIER BAQUERO PÉREZ
ERNESTO RODRÍGUEZ CRESPO
MIGUEL ÁNGEL CASAÚ GUIRAO**

Resumen ejecutivo

El uso de la Inteligencia Artificial (IA) y la automatización en los procesos productivos empresariales se está incrementando de forma exponencial debido a la naturaleza tecnológica del proceso globalizador, lo que a su vez ha originado cambios profundos en las relaciones laborales. En su rol de instituciones garantes de unas relaciones laborales efectivas entre los diferentes agentes del proceso productivo, a los sindicatos les preocupa tanto la magnitud como las consecuencias de esos cambios, no solo en términos cuantitativos, sino, sobre todo, en la calidad de las relaciones laborales. Entender e interpretar estos efectos de una manera efectiva resulta crucial en el ámbito de las relaciones laborales, de cara a originar un diálogo social fructífero.

Recientemente el FMI¹ ha estimado que la IA afectará alrededor del 40% de los empleos en todo el mundo, sustituyendo a algunos empleos existentes, pero al mismo tiempo complementando a otros ya existentes al crear nuevos puestos de trabajo. No queda claro, por tanto, si la naturaleza del impacto de la IA sobre el empleo es positiva o negativa.

En lo relativo a su capacidad para sustituir al trabajo, al menos en lo que al número de tareas se refiere, el número de estudios se ha incrementado exponencialmente, llevando a considerar que las evidencias presentadas hasta 2023 podrían quedarse, de alguna forma, obsoletas, debido al rápido cambio y evolución de la IA y otras tecnologías posteriores de carácter similar.

Sin embargo, uno de los principales problemas que surgen al estudiar los efectos de la IA y la automatización sobre el empleo y las relaciones laborales no es otro que su carácter dinámico y volátil, lo que añade incertidumbre y elevados grados de imprevisibilidad. Por tanto, resulta necesario estimar la naturaleza exacta de dicho impacto.

A su vez, esta perspectiva cambiante se pone de manifiesto en las evidencias más recientes existentes en la literatura académica, que muestran que la IA tiene un impacto potencialmente más intenso en los empleos que requieren mayor formación. Es decir, mientras que, históricamente, la introducción de nuevas tecnologías en la actividad productiva ha impactado en los trabajos rutinarios y de menor cualificación. Sin embargo, una de las características diferenciadoras de la revolución tecnológica que se está

¹ <https://www.imf.org/es/Blogs/Articles/2024/01/14/ai-will-transform-the-global-economy-lets-make-sure-it-benefits-humanity>

viviendo en la actualidad, especialmente desde 2022, momento en el que se introdujo la tecnología Chat GPT, es su incidencia en trabajos de alta cualificación.

Aunque es una preocupación creciente en la sociedad española, prácticamente no existen estudios que evalúen el impacto potencial de los efectos de la automatización y IA en las relaciones laborales para España en general y, para el sector agroalimentario español, en particular.

En este contexto, esta investigación tiene por objetivo realizar un análisis de la exposición potencial de ocupaciones y tareas a la automatización y la IA Generativa (IA Gen), así como las posibles implicaciones de dicha exposición para la cantidad y calidad del empleo del sector agroalimentario español.

Los estudios previos que tratan de analizar el impacto de estas transformaciones tecnológicas en el empleo y en las relaciones laborales de la economía española resultan muy escasos, sobre todo en análisis sectoriales, como es el caso del sector agroalimentario, objeto del estudio en cuestión. Se ha analizado una muestra representativa de 54 ocupaciones típicas del sector y 405 tareas relativas a esas ocupaciones.

Desde el punto de vista metodológico, el estudio utiliza dos metodologías complementares para estimar, por un lado, el impacto en la automatización y, por el otro, el impacto de la IA, en concreto de la tecnología GPT. Cabe destacar que los resultados dependen en gran medida de la tecnología estudiada.

Con relación a la primera aproximación, es decir, la medición del impacto de la automatización; se ha recurrido a una metodología de análisis del texto de patentes, materializada en los verbos asociados a las tareas y las palabras de las ocupaciones. En cuanto a los resultados obtenidos, el análisis indica que los valores más elevados, es decir, asociados con una mayor probabilidad de reemplazo, se asocian habitualmente a tareas manuales, como agricultura, producción o mecánica, indicando que aquellas profesiones intensivas en mano de obra son más susceptibles de ser reemplazadas por la automatización. En cambio, los valores más bajos, asociados a una menor probabilidad de reemplazo por automatización, se concentran habitualmente en labores de supervisión y gerencia, que suelen conllevar una mayor intensidad en capital humano.

A modo de síntesis, se puede argumentar que un total de 18 ocupaciones están asociadas a un riesgo bajo de ser reemplazadas por la automatización, con una probabilidad asociada menor o igual de 0,1. En cuanto al riesgo medio, asociado a probabilidades comprendidas entre 0,1 y 0,2, se pueden encontrar un total de 27 ocupaciones, que corresponde aproximadamente a la mitad de la muestra. Por último, 9 ocupaciones muestran un riesgo alto de reemplazo por la automatización.

La segunda metodología se basa en el cálculo del posible impacto de la tecnología GPT en el mercado laboral, específicamente, dentro del segmento del sector agroalimentario español. Se observa que, aquellas ocupaciones que requieren una mayor cualificación registran niveles más elevados de riesgo de automatización por esta tecnología. Al contrario que lo observado en las revoluciones tecnológicas anteriores, son los puestos que acumulan un mayor capital humano los que se ven amenazados ante este nuevo paradigma. Esto establece un escenario nuevo dentro del mercado laboral, dado que la posible sustitución de estas tareas no se solucionaría con mayores niveles de cualificación, como se ha propuesto históricamente. Esto conllevará cambios significativos en términos de formación, dado que en los próximos años aparecerán nuevas competencias requeridas en el mercado laboral y las entidades formativas deben adaptarse a este cambio para poder maximizar la empleabilidad de la oferta laboral.

Por otra parte, cuando se habla en términos de destrucción de empleo, la IA no parece tener un impacto tan relevante como otras tecnologías, al incidir en mayor medida en ocupaciones altamente cualificadas. Esto se debe a que en estos segmentos primarios del mercado laboral encontramos un número mucho menor de personas trabajadoras, en comparación con la base productiva. Esta conclusión coincide con los estudios realizados en este aspecto, llegando a resultados muy similares a los obtenidos por otros autores en términos cuantitativos.

Después de comparar los resultados de las dos metodologías de forma independiente, aprovechando su complementariedad, se realiza una rúbrica conjunta que evalúa de forma global el riesgo de automatización de cada una de las ocupaciones de la muestra. Los resultados evidencian que, teniendo en cuenta ambos análisis, las ocupaciones más expuestas frente a una potencial automatización son aquellas que se relacionan con puestos de gerencia y supervisión. Esto confirma que, a pesar de la tendencia histórica, parece que, de cara a un futuro próximo, los retos de la automatización irán vinculados a

tareas de alta cualificación, lo que obligará adoptar políticas que reinventen la educación superior, buscando los nichos en los que aún sea indispensable la actuación humana.

Por último, en las cuestiones relativas al género, en este estudio se observa que el sector agroalimentario está altamente masculinizado, presentando tan solo 5 ocupaciones con mayoría femenina dentro del total de 54 que componen la muestra utilizada, lo que responde a un caso manifiesto de segregación ocupacional. Además, en términos generales, las ocupaciones con mayor presencia de mujeres se componen de tareas mayoritariamente administrativas y, por ende, con un alto riesgo potencial de automatización en términos de IA. Por esta razón, es importante prestar atención al avance de la cuestión de género dentro del sector, dado que en la actualidad se encuentra poca representación femenina, pero esta podría ser aún menor en un escenario futuro si no implementan políticas que tengan en cuenta la dimensión de género.

Por tanto, la automatización y la IA, aunque pueden mejorar la productividad y la eficiencia de los procesos productivos, presentan numerosos desafíos que deben ser abordados. El conjunto del informe ha dado lugar a una serie de recomendaciones de política diferenciando en función de los distintos tipos de riesgo asociados, en relación con la pérdida de capacidad negociadora, con la reducción del empleo y el empeoramiento de las condiciones laborales y con los riesgos físicos y psicosociales.

En primer lugar, se destacan los riesgos relacionados con el poder de mercado y la capacidad negociadora de las personas trabajadoras, ya que la concentración de poder en las grandes empresas tecnológicas puede disminuir la influencia de los sindicatos y el sector público en las decisiones sobre la implementación de la IA. En general las recomendaciones van en la dirección de la regulación del uso de datos y con una exigencia de mayor transparencia de los sistemas de IA. Además, se sugiere que los sindicatos participen activamente en el diseño y control de estas tecnologías para garantizar una implementación equitativa y justa, lo que podría materializarse a través de la creación de Comité Ético o de entidades públicas de supervisión con la participación de los sindicatos, de carácter sectorial, con esa responsabilidad.

En cuanto a los riesgos laborales, tanto la IA como la automatización pueden afectar negativamente al empleo y las condiciones de trabajo. Así, se proponen iniciativas concretas como promover la inclusión de representantes de las personas trabajadoras en

los órganos de decisión, desarrollar un comité ético que se encargue de realizar auditorías y la corrección de sesgos en términos de género o diversidad en la gestión de algoritmos.

Por último, en relación con los riesgos físicos y psicosociales, se resalta la necesidad de prevenir el estrés y la pérdida de autonomía mediante la capacitación continua y la participación de las personas trabajadoras en el desarrollo y uso de las tecnologías, que podría realizarse a partir del fortalecimiento del papel de la Unidad de Prevención de Riesgo Laboral en materia de IA y automatización. Asimismo, es esencial proteger los derechos de privacidad de las personas empleadas y limitar la recolección de datos laborales fuera del horario de trabajo, complementando los derechos de desconexión digital.

Finalmente, se han planteado un conjunto de cláusulas tipo que pueden ser incorporadas en la negociación de los convenios colectivos de cara a reforzar a las personas trabajadoras. Dichas cláusulas se enfocan fundamentalmente en la negociación de los criterios de funcionamiento de los algoritmos, la transparencia, la regulación sobre el uso y los tipos de datos, la responsabilidad sobre los efectos del uso de las nuevas tecnologías y la obligación de reportar y realizar iniciativas como auditorías y evaluación de impacto (ex ante y ex post) para limitar los riesgos sobre las personas trabajadoras.

En definitiva, la integración de la IA y la automatización en el trabajo traerá consigo una posible pérdida de empleo en el sector agroalimentario español, si bien este previsible impacto negativo se puede suavizar o anular con una participación activa de los sindicatos. De una manera más concreta, resulta de vital importancia el diálogo social como foro más adecuado para la formulación de una estrategia que promueva una transición digital justa e inclusiva.



ANEXOS

Tabla A.1. Resultados de automatización potencial de las tareas vinculadas con las ocupaciones para las metodologías de análisis de patentes y score GPT

Tarea	Score Análisis de Patentes	Score Tecnología GPT
Planificación, dirección y coordinación de las operaciones financieras de una empresa u organización	0,041	0,395
Evaluación de la situación financiera de la empresa u organización, preparación de presupuestos y supervisión de las operaciones financieras	0	0,54
Consultar con el director ejecutivo y con los gerentes de otros departamentos o secciones	0	0,295
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0,26	0,45
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0,012	0,385
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,107	0,36
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0,053	0,3675
Representar a la empresa u organización en tratos con organismos externos	0,006	0,33
Planificación, dirección y coordinación de las actividades, políticas y prácticas de personal y relaciones industriales de una empresa u organización	0,078	0,4025
Planificación y organización de los procedimientos para el reclutamiento, formación, promoción, traslado y despido de personal	0,085	0,455
Planificación y organización de negociaciones y procedimientos para la determinación de estructuras salariales y niveles y para la consulta con los trabajadores sobre las condiciones de empleo	0,085	0,405
Supervisar los programas y actividades de seguridad, salud y relacionadas	0	0,315
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0,31	0,425
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0,016	0,3975
Supervisar el desarrollo e implementación de sistemas de información gerencial	0	0,395
Asegurar el cumplimiento de las normas y legislación relacionadas con los derechos de los empleados, la salud y la seguridad, la igualdad de oportunidades y otros temas relacionados	0,016	0,4525
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal para toda la empresa u organización	0	0,3525
Consultar con la alta dirección y con los gerentes de otros departamentos	0	0,32
Representar a la empresa u organización en tratos con organismos externos	0	0,33

Desarrollar, implementar y monitorear planes estratégicos, programas, políticas, procesos, sistemas y procedimientos para alcanzar metas, objetivos y estándares de trabajo	0,46	0,39
Desarrollar, dirigir, administrar y participar en la investigación y análisis de políticas	0,356	0,455
Coordinar la implementación de políticas y prácticas	0,057	0,47
Establecer medidas de actividad y mediciones de responsabilidad	0,138	0,55
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,098	0,38
Liderar y gestionar las actividades del personal de desarrollo de políticas y planificación estratégica	0,029	0,3525
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,3825
Consultar con la alta dirección y con los gerentes de otros departamentos	0,029	0,355
Representar a la empresa u organización en negociaciones, y en convenciones, seminarios, audiencias públicas y foros	0,034	0,305
Proporcionar apoyo administrativo, planificación estratégica y operativa, investigación y asesoramiento a la alta dirección sobre temas como la gestión de instalaciones y servicios administrativos	0,216	0,535
Desarrollar y gestionar los recursos administrativos y físicos de la organización	0,071	0,39
Desarrollar e implementar declaraciones y directrices administrativas y de procedimientos para el uso del personal en la organización	0,028	0,615
Analizar problemas complejos de gestión de recursos e iniciativas que afectan a la organización, y preparar informes, correspondencia y presentaciones asociados	0,04	0,5825
Proporcionar información y apoyo para la preparación de informes y presupuestos financieros	0,216	0,675
Liderar, gestionar y desarrollar al personal administrativo para asegurar el buen funcionamiento de las operaciones comerciales y la provisión de información precisa y oportuna	0,071	0,3925
Representar a la empresa u organización en negociaciones, y en convenciones, seminarios, audiencias públicas y foros	0,019	0,31
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0,204	0,43
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,012	0,38
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,375
Planificación y organización de programas especiales de ventas y marketing basados en registros de ventas y evaluaciones del mercado	0,132	0,5375
Determinación de listas de precios, términos de descuento y entrega, presupuestos de promoción de ventas, métodos de ventas, incentivos especiales y campañas	0,158	0,5975
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos relacionados con las actividades de ventas y marketing	0,237	0,42
Liderar y gestionar las actividades del personal de ventas y marketing	0,25	0,345
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,263	0,355

Establecer y gestionar presupuestos y controlar el gasto para asegurar el uso eficiente de los recursos	0,289	0,4275
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,36
Representar a la empresa u organización en convenciones de ventas y marketing, exposiciones comerciales y otros foros	0,026	0,285
Planificación, dirección y coordinación de las actividades de publicidad y relaciones públicas de una empresa u organización	0,143	0,4325
Negociar contratos de publicidad con clientes o con periódicos, estaciones de radio y televisión, organizaciones deportivas y culturales y agencias de publicidad	0	0,39
Planificación y gestión de programas de información para informar a los legisladores, medios de comunicación y al público en general sobre los planes, logros y puntos de vista de la empresa u organización	0	0,58
Liderar y gestionar las actividades del personal de publicidad y relaciones públicas	0	0,33
Establecer y gestionar presupuestos y controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0	0,43
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0,143	0,39
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,143	0,355
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,375
Planificación, dirección y coordinación de actividades de investigación y desarrollo, internas o encargadas a organizaciones de investigación externas, para desarrollar nuevos o mejorados procesos técnicos, productos, conocimientos o utilización de materiales	0,295	0,35
Planificación del programa general de investigación y desarrollo de una empresa u organización, especificando metas y requisitos presupuestarios	0,085	0,3625
Liderar y gestionar las actividades del personal de investigación y desarrollo	0,103	0,295
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0,333	0,43
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0,231	0,395
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,288	0,4
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,385
Representar a la empresa u organización en convenciones, seminarios y conferencias	0,068	0,31
Monitorear la actividad del mercado agrícola y forestal y planificar la producción para cumplir con los requisitos del contrato y la demanda del mercado	0,037	0,545
Establecer y gestionar presupuestos, monitorear la producción y los costos, registrar información como prácticas de gestión agrícola y preparar informes financieros y operativos	0,113	0,595
Conferir con compradores para organizar la venta de cultivos y ganado	0	0,385

Contratar a agricultores o propietarios independientes para la producción de cultivos y ganado, o para la gestión de la producción	0,002	0,36
Planificar el tipo, intensidad y secuencia de las operaciones agrícolas (por ejemplo, determinar los mejores momentos para plantar, rociar y cosechar)	0,285	0,62
Analizar el suelo para determinar los tipos y cantidades de fertilizante requeridos para la producción máxima	0,009	0,32
Comprar maquinaria, equipos y suministros como tractores, semillas, fertilizantes y productos químicos	0,005	0,4425
Identificar y controlar toxinas ambientales agrícolas y forestales, malezas, plagas y enfermedades	0,202	0,38
Organizar operaciones agrícolas como el mantenimiento de edificios, sistemas de suministro de agua y equipos	0,003	0,34
Dirigir y coordinar actividades como la plantación, el riego, la aplicación de productos químicos, la cosecha y la clasificación	0,1	0,3475
Inspeccionar plantaciones y campos para determinar las fechas de maduración de los cultivos o para estimar el daño potencial de los cultivos por el clima	0,005	0,285
Supervisar la selección, formación y rendimiento de los trabajadores y contratistas agrícolas y forestales	0	0,33
Monitorear la actividad del mercado acuícola y pesquero y planificar la producción y las actividades de pesca para cumplir con los requisitos del contrato y la demanda del mercado	0,043	0,53
Establecer y gestionar presupuestos, monitorear la producción y los costos, registrar información como prácticas de gestión pesquera y preparar informes financieros y operativos	0,087	0,59
Conferir con compradores para organizar la venta de productos y capturas	0	0,4125
Contratar a patrones de pesca o propietarios de embarcaciones y granjas acuícolas para operaciones de pesca y acuicultura, o para la gestión de la producción	0,002	0,3575
Realizar y organizar exámenes de existencias acuícolas o pesqueras para identificar enfermedades o parásitos	0,011	0,295
Diseñar y coordinar actividades para mejorar las tasas de incubación y crecimiento de peces, y prevenir enfermedades en criaderos	0,006	0,3275
Monitorear entornos para mantener o mejorar las condiciones para la vida acuática	0,043	0,3725
Dirigir y monitorear la captura y desove de peces, la incubación de huevos y la crianza de alevines, aplicando conocimientos de técnicas de gestión y cultivo de peces	0,118	0,29
Coordinar la selección y mantenimiento de existencias reproductoras	0,005	0,34
Dirigir y monitorear la transferencia de peces maduros a lagos, estanques, arroyos o tanques comerciales	0,118	0,255
Comprar maquinaria, equipos y suministros como embarcaciones y redes	0,001	0,425
Organizar operaciones como el mantenimiento de barcos, embarcaciones y equipos	0,002	0,3825

Supervisar la selección, formación y rendimiento de los trabajadores y contratistas acuícolas o pesqueros	0	0,355
Determinar, implementar y monitorear estrategias, políticas y planes de producción	0,233	0,405
Planificar los detalles de las actividades de producción en términos de calidad y cantidad de salida, costo, tiempo disponible y requisitos de mano de obra	0,019	0,545
Controlar el funcionamiento de la planta de producción y los procedimientos de calidad mediante la planificación del mantenimiento, la designación de horas de operación y el suministro de piezas y herramientas	0,307	0,435
Establecer y gestionar presupuestos, monitorear la producción y los costos, y ajustar los procesos y recursos para minimizar costos	0,168	0,47
Consultar e informar a otros gerentes sobre asuntos de producción	0,34	0,425
Supervisar la adquisición e instalación de nuevas plantas y equipos	0	0,33
Controlar la preparación de registros e informes de producción	0,307	0,6725
Coordinar la implementación de requisitos de salud y seguridad ocupacional	0,011	0,425
Identificar oportunidades comerciales y determinar productos a fabricar	0,117	0,51
Investigar e implementar requisitos regulatorios y legales que afectan las operaciones de fabricación y el medio ambiente	0,042	0,515
Supervisar la provisión de cotizaciones para la fabricación de bienes especializados y establecer contratos con clientes y proveedores	0	0,4525
Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,37
Determinar, implementar y monitorear estrategias, políticas y planes de compra, almacenamiento y distribución	0,16	0,44
Preparar e implementar planes para mantener niveles de stock requeridos al costo mínimo	0,026	0,5675
Negociar contratos con proveedores para cumplir con los requisitos de calidad, costo y entrega	0	0,3875
Monitorear y revisar los sistemas de almacenamiento e inventario para cumplir con los requisitos de suministro y controlar los niveles de existencias	0,098	0,645
Supervisar el despacho de vehículos de carretera, trenes, embarcaciones o aeronaves	0	0,5
Operar sistemas de registro para rastrear todos los movimientos de mercancías, y asegurar el reordenamiento y reabastecimiento en momentos óptimos	0,043	0,71
Coordinarse con otros departamentos y clientes sobre los requisitos de mercancías salientes y el transporte asociado	0	0,5575
Supervisar el registro de transacciones de compra, almacenamiento y distribución	0	0,56
Establecer y gestionar presupuestos, controlar el gasto y asegurar el uso eficiente de los recursos	0,523	0,4325
Establecer y dirigir procedimientos operativos y administrativos	0,174	0,39
Planificación y dirección de las operaciones diarias	0,19	0,38

Supervisar la selección, formación y rendimiento del personal	0	0,3775
Realizar investigaciones en laboratorios y en el campo para aumentar el conocimiento científico de los organismos vivos; para descubrir nueva información; para probar hipótesis; para resolver problemas en áreas como el medio ambiente, la agricultura y la salud; y para desarrollar nuevos productos, procesos y técnicas para uso farmacéutico, agrícola y ambiental	0	0,3125
Diseñar y realizar experimentos y pruebas	0,13	0,3325
Recoger especímenes y datos humanos, animales, de insectos y plantas, y estudiar su origen, desarrollo, forma química y física, estructura, composición y procesos de vida y reproducción	0,019	0,2975
Examinar organismos vivos utilizando una variedad de equipos, instrumentos, tecnologías y técnicas especializadas como microscopios electrónicos, telemetría, sistemas de posicionamiento global, biotecnología, imágenes satelitales, ingeniería genética, análisis de imágenes digitales, reacción en cadena de la polimerasa y modelado por computadora	0,019	0,2575
Identificar, clasificar, registrar y monitorear organismos vivos y mantener bases de datos	0,241	0,535
Escribir artículos y informes científicos detallando la investigación y cualquier nuevo hallazgo que luego se pone a disposición de la comunidad científica en revistas científicas o en conferencias para escrutinio y debate adicional	0,019	0,5475
Diseñar y llevar a cabo evaluaciones de impacto ambiental para identificar cambios causados por factores naturales o humanos	0,185	0,36
Proporcionar asesoramiento a gobiernos, organizaciones y empresas en áreas como la conservación, la gestión de recursos naturales, los efectos del cambio climático y la contaminación	0,333	0,4075
Recoger y analizar datos y muestras relacionados con productos agrícolas, piensos, calidad del suelo, calidad del agua y otros factores que afectan la producción agrícola, forestal o pesquera	0,043	0,4025
Asesorar sobre técnicas para mejorar la producción de cultivos, ganado y peces, y opciones de producción alternativas	0	0,515
Asesorar sobre enfermedades de ganado y cultivos, control de plagas y malezas, mejora del suelo, programas de cría y alimentación animal	0	0,56
Estudiar los factores ambientales que afectan la producción comercial de cultivos, el crecimiento de pastos, la cría de animales, las existencias de peces y el crecimiento y la salud de los árboles forestales	0,087	0,3825
Estudiar los efectos de las técnicas de cultivo, los suelos, los insectos, las enfermedades y las prácticas pesqueras en el rendimiento de animales, cultivos, silvicultura y pesca	0,087	0,3875
Estudiar la migración, el crecimiento, la alimentación y el desove de peces y diseñar métodos para recoger, fertilizar, incubar y eclosionar huevos de peces	0,087	0,26
Investigar las características, la capacidad de uso y la productividad de los suelos y aplicar los hallazgos al desarrollo de prácticas agrícolas, hortícolas y forestales mejoradas	0	0,445

Desarrollar procedimientos y técnicas para resolver problemas agrícolas y mejorar la eficiencia de la producción	0,13	0,39
Gestionar recursos forestales y pesqueros para maximizar sus beneficios comerciales, recreativos y ambientales a largo plazo	0	0,335
Estudiar la propagación y el cultivo de árboles forestales, métodos para mejorar el crecimiento de las existencias y los efectos del aclareo en el rendimiento forestal	0,087	0,3625
Investigar, planificar e implementar procedimientos de gestión para hacer frente a los efectos de incendios, inundaciones, sequías, erosión del suelo, plagas y enfermedades	0,217	0,385
Preparar informes científicos y realizar sesiones informativas y conferencias para comunidades agrícolas, forestales y pesqueras y otros grupos	0,13	0,5125
Realizar investigaciones, realizar pruebas, recolectar muestras, realizar análisis de campo y laboratorio para identificar fuentes de problemas ambientales y recomendar formas de prevenir, controlar y remediar el impacto de los problemas ambientales	0,067	0,385
Evaluar el impacto probable que las actividades, proyectos y desarrollos potenciales o propuestos pueden tener en el medio ambiente, y recomendar si dichos desarrollos deben continuar	0	0,485
Desarrollar y coordinar la implementación de sistemas de gestión ambiental para permitir que las organizaciones identifiquen, monitoreen y controlen el impacto de sus actividades, productos y servicios en el medio ambiente	0	0,4
Realizar auditorías para evaluar el impacto ambiental de las actividades, procesos, desechos, ruidos y sustancias existentes	0	0,36
Evaluar el cumplimiento de una organización con las regulaciones y directrices ambientales del gobierno e internas, identificar violaciones y determinar las acciones correctivas apropiadas	0	0,53
Proporcionar asesoramiento técnico y servicios de apoyo a las organizaciones sobre cómo abordar mejor los problemas ambientales para reducir el daño ambiental y minimizar las pérdidas financieras	0,533	0,4825
Desarrollar planes de conservación	0	0,4
Coordinar y supervisar las actividades de los técnicos de control de procesos, operadores de máquinas, ensambladores y otros trabajadores de la fabricación	0,03	0,3525
Organizar y planificar el trabajo diario con respecto a los planes, la economía, el personal y el medio ambiente	0,076	0,4875
Preparar estimaciones de costos, registros e informes	0,034	0,7025
Identificar la escasez de personal o componentes	0,02	0,695
Asegurar la seguridad de los trabajadores	0,074	0,2775
Instruir y capacitar al nuevo personal	0,022	0,4575
Asistir en el diseño, configuración y realización de experimentos	0,01	0,38
Configurar, calibrar, operar y mantener instrumentos y equipos de laboratorio	0,187	0,2875
Recoger y preparar especímenes y muestras, soluciones químicas y portaobjetos y cultivar cultivos para su uso en experimentos	0,217	0,235

Realizar pruebas de campo y laboratorio de rutina	0,093	0,31
Monitorear experimentos para asegurar el cumplimiento de los procedimientos correctos de control de calidad del laboratorio y las pautas de salud y seguridad	0,036	0,365
Realizar observaciones de pruebas y analizar, calcular, registrar y reportar resultados de pruebas utilizando métodos científicos apropiados	0,121	0,5975
Preservar, clasificar y catalogar especímenes y muestras	0,023	0,4225
Mantener registros detallados del trabajo realizado	0,032	0,79
Usar computadoras para desarrollar modelos y analizar datos	0,46	0,6975
Usar equipos complejos y de alta potencia para realizar el trabajo	0,46	0,245
Participar en la investigación, desarrollo y fabricación de productos y procesos	0,007	0,3725
Pedir y almacenar suministros de laboratorio	0,041	0,5275
Mantener bases de datos relevantes	0,018	0,695
Preparar materiales y equipos para experimentos, pruebas y análisis	0,098	0,285
Recoger y preparar especímenes como suelos, células vegetales o animales, tejidos o partes de órganos animales para experimentos, pruebas y análisis	0,275	0,185
Asistir y realizar experimentos, pruebas y análisis aplicando métodos y técnicas como microscopía, histoquímica, cromatografía, electroforesis y espectroscopía	0,137	0,29
Identificar microorganismos patógenos e insectos, parásitos, hongos y malezas dañinos para cultivos y ganado, y ayudar a diseñar métodos de control	0,02	0,39
Analizar productos para establecer y mantener estándares de calidad	0,059	0,365
Realizar o supervisar programas operativos como programas de criaderos de peces, invernaderos y producción de ganado	0,059	0,3325
Analizar muestras de semillas para determinar su calidad, pureza y calificación de germinación	0,02	0,2875
Recoger datos y estimar cantidades y costos de materiales y mano de obra necesarios para proyectos	0,176	0,665
Organizar el mantenimiento y las reparaciones de equipos de investigación	0,02	0,405
Realizar inventarios forestales, encuestas y mediciones de campo siguiendo procedimientos científicos y operativos aceptados	0,067	0,265
Asistir y realizar funciones técnicas en la preparación de planes de gestión forestal y cosecha utilizando técnicas fotogramétricas y de mapeo y sistemas de información computarizados	0	0,4575
Asistir en la planificación y supervisión de la construcción de rutas de acceso y caminos forestales	0	0,33
Implementar, supervisar y realizar funciones técnicas en operaciones silviculturales que involucren la preparación del sitio, la plantación y el cuidado de cultivos de árboles	0,133	0,295

Coordinar actividades como el escalado de madera, la supresión de incendios forestales, el control de enfermedades o insectos o el aclareo precomercial de rodales forestales	0	0,3075
Supervisar y realizar funciones técnicas en operaciones de cosecha forestal	0,133	0,3
Asegurar el cumplimiento de las regulaciones y políticas relacionadas con la protección ambiental, la utilización de recursos, la seguridad contra incendios y la prevención de accidentes	0,067	0,455
Supervisar operaciones de viveros forestales	0,067	0,305
Proporcionar apoyo técnico a programas de investigación forestal en áreas como la mejora de árboles, operaciones de huertos semilleros, encuestas de insectos y enfermedades o investigación experimental de silvicultura e ingeniería forestal	0,267	0,435
Preparar planes de cultivo y corte forestal	0	0,4175
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de cultivos a cultivar y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,736	0,5125
Preparar el suelo a mano o con máquina y esparcir fertilizantes y estiércol	0,225	0,1275
Seleccionar y sembrar semillas, y plantar plántulas	0,854	0,165
Mantener cultivos mediante el cultivo del suelo, el trasplante, la poda o el aclareo de plantas, y la instalación y operación de equipos de riego	0,821	0,18
Controlar malezas, plagas y enfermedades aplicando herbicidas y pesticidas	0,216	0,185
Cosechar cultivos y destruir cultivos enfermos o superfluos	0,137	0,135
Inspeccionar, limpiar, clasificar, empaquetar, almacenar y cargar cultivos para la venta o entrega al mercado	0,204	0,185
Cuidar de animales de trabajo y mantener edificios, estructuras, equipos y sistemas de suministro de agua en la granja	0,052	0,215
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,131	0,235
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de productos y suministros y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones de la granja	0,333	0,595
Capacitar y supervisar a los trabajadores en la producción de cultivos, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,008	0,32
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de cultivos a cultivar y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,68	0,51
Preparar el suelo a mano o con máquina y esparcir fertilizantes y estiércol	0,28	0,13
Seleccionar y sembrar semillas, y plantar plántulas	0,4	0,145
Mantener cultivos mediante el cultivo del suelo, el trasplante, la poda o el aclareo de árboles y arbustos, y la instalación y operación de equipos de riego	0,6	0,1825

Controlar malezas, plagas y enfermedades aplicando herbicidas y pesticidas	0,2	0,18
Cuidar de árboles o arbustos, recolectar savia y cosechar cultivos	0,32	0,115
Inspeccionar, limpiar, clasificar, empaquetar, almacenar y cargar cultivos para la venta o entrega al mercado	0,24	0,215
Cuidar de animales de trabajo y mantener edificios, estructuras, equipos y sistemas de suministro de agua en la granja	0,08	0,1975
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0	0,245
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de productos y suministros y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones de la granja	0,32	0,585
Capacitar y supervisar a los trabajadores en la producción de cultivos, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0	0,315
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de productos vegetales, hortícolas y de vivero a cultivar y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,673	0,5625
Preparar el terreno acondicionando el suelo, nivelando el suelo e instalando y operando sistemas de riego y drenaje	0,491	0,155
Plantar árboles, setos, plantas de jardín y césped	0,636	0,12
Poda y recorte de árboles, arbustos y setos, instalación de soportes y protecciones para plantas, y rodadura, corte, aireación y bordeado de céspedes	0,018	0,1025
Construir características e instalaciones dentro de los jardines, como caminos o áreas pavimentadas, muros, rocallas, parterres, estanques y características de agua, cobertizos y cercas	0,036	0,15
Comprobar la salud de las plantas y los árboles, identificar y tratar las malezas, plagas y enfermedades, y aplicar mantillo y fertilizantes	0,018	0,33
Producir plántulas, bulbos y semillas y cultivar plantas a partir de semillas o esquejes	0,291	0,175
Cosechar cultivos e inspeccionar, limpiar, clasificar, empaquetar, almacenar y cargar productos para la venta o entrega al mercado	0,036	0,175
Mantener edificios, invernaderos y otras estructuras, equipos y sistemas de suministro de agua	0,018	0,205
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,055	0,25
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de productos y suministros y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones	0,255	0,62
Capacitar y supervisar a los trabajadores en la producción, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,055	0,315
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de cultivos a cultivar y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,678	0,515
Preparar el suelo a mano o con máquina y esparcir fertilizantes y estiércol	0,503	0,13
Seleccionar y sembrar semillas, y plantar plántulas	0,895	0,17

Mantener cultivos mediante el cultivo del suelo, el trasplante, la poda o el aclareo de cultivos, árboles y arbustos, y la instalación y operación de equipos de riego	0,434	0,19
Cultivar flores y vegetales mediante el cultivo intensivo	0,315	0,185
Producir plántulas, bulbos y semillas	0,448	0,17
Cosechar cultivos e inspeccionar, limpiar, clasificar, empaquetar, almacenar y cargar productos para la venta o entrega al mercado	0,322	0,19
Cuidar de animales de trabajo y mantener edificios, estructuras, equipos y sistemas de suministro de agua en la granja	0,056	0,215
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,147	0,255
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de productos y suministros y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones	0,343	0,6
Capacitar y supervisar a los trabajadores en la producción, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,007	0,315
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de existencias a producir, planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,215	0,575
Cultivar pastos y proporcionar y monitorear suministros de forraje y agua para mantener niveles nutricionales apropiados y la condición del ganado	0,496	0,215
Monitorear y examinar a los animales para detectar enfermedades, lesiones o enfermedades, y verificar la condición física, como la tasa de aumento de peso	0,028	0,265
Grooming, marcaje, corte, recorte, tratamiento y/o castración de animales y esquila de abrigos para recolectar pelo o lana	0,069	0,105
Arrear ganado a pastos para pastar o a balanzas, cobertizos, vehículos u otros recintos	0,061	0,0935
Ordeñar animales a mano o usando máquinas de ordeño	0,504	0,085
Mezclar alimentos, aditivos y medicamentos en porciones prescritas y distribuir o alimentar a mano a los animales para su consumo	0,224	0,215
Realizar tareas relacionadas con la reproducción del ganado, como la cría, la inseminación artificial y la asistencia en los nacimientos de animales	0,093	0,1825
Mantener y limpiar edificios, maquinaria, equipos y estructuras de la granja	0,061	0,145
Sacrificar y desollar animales y prepararlos para el mercado	0,317	0,0875
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos animales y lácteos	0,15	0,2475
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de ganado, productos y suministros, y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones de la granja	0,207	0,5425
Capacitar y supervisar a los trabajadores en procedimientos de cuidado animal, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,008	0,33

Monitorear la actividad del mercado, planificar y coordinar la producción en consecuencia, mantener y evaluar registros de actividades agrícolas	0,284	0,615
Cultivar y comprar alimentos y otros suministros necesarios para mantener niveles nutricionales apropiados y la condición de las aves de corral	0,179	0,275
Monitorear y examinar a las aves de corral para detectar enfermedades, lesiones o enfermedades y verificar la condición física, como la tasa de aumento de peso, y eliminar las aves de corral débiles, enfermas y muertas del rebaño	0,075	0,2325
Mezclar alimentos y aditivos alimentarios y llenar los recipientes de alimentos y agua	0,134	0,15
Vacunar aves de corral a través del agua potable, la inyección o el polvo del aire	0	0,11
Recoger y almacenar huevos y empaquetarlos para la venta o entrega al mercado	0,209	0,13
Determinar el sexo de los pollitos y facilitar la reproducción, la inseminación artificial y la incubación de huevos	0,149	0,255
Alquilar o invertir en, y mantener y limpiar, edificios de la granja, maquinaria, equipos y estructuras	0,09	0,2725
Sacrificar y vestir aves de corral para la venta o entrega al mercado	0,06	0,0875
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,149	0,2575
Organizar la venta, compra y transporte de existencias, productos y suministros	0,075	0,61
Capacitar y supervisar a los trabajadores en procedimientos de producción avícola, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,015	0,325
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de productos de insectos a producir y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,632	0,5625
Comprar insectos y cultivar o comprar alimentos y otros suministros	0,632	0,385
Criar, criar y cuidar insectos y recolectar sus productos	0,684	0,2
Alquilar o invertir en, y mantener y limpiar, edificios, maquinaria, equipos y estructuras	0,632	0,31
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,632	0,2725
Organizar la venta, compra y transporte de existencias, productos y suministros, y mantener y evaluar registros de actividades agrícolas	0,684	0,6375
Capacitar y supervisar a los trabajadores en procedimientos de producción, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratar y despedir a trabajadores y contratistas	0,632	0,3275
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de productos a producir, planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,233	0,5775
Criar, alimentar y cuidar animales	0,273	0,18
Monitorear y examinar a los animales para detectar enfermedades, lesiones o enfermedades, y verificar la condición física, como la tasa de aumento de peso	0,05	0,255

Realizar tareas relacionadas con la reproducción animal, como la cría, la inseminación artificial y la asistencia en los nacimientos de animales	0,115	0,17
Alquilar o invertir en, y mantener y limpiar, edificios, maquinaria, equipos y estructuras	0,078	0,2825
Sacrificar y desollar animales y preparar productos animales para el mercado	0,267	0,0875
Almacenar y realizar algún procesamiento de productos	0,127	0,245
Promover y comercializar productos, organizar la venta, compra y transporte de existencias, productos y suministros, y mantener y evaluar registros de actividades y transacciones	0,149	0,615
Capacitar y supervisar a los trabajadores en procedimientos de cuidado animal, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad	0,016	0,3
Monitorear la actividad y las condiciones del mercado, determinar los tipos y cantidades de cultivos a cultivar y animales a criar, y planificar y coordinar la producción en consecuencia	0,409	0,445
Comprar semillas, fertilizantes y otros suministros	0	0,6375
Realizar operaciones como la preparación del terreno, la siembra, la plantación, el cultivo y la cosecha de cultivos	0,078	0,1775
Producir o comprar forraje y otros suministros alimentarios	0,013	0,255
Criar, criar y cuidar animales	0,084	0,2
Matar y desollar animales, y preparar animales o productos animales para el mercado	0,695	0,062
Alquilar o invertir en, y mantener y limpiar, edificios de la granja, maquinaria, equipos y estructuras	0,117	0,265
Almacenamiento y procesamiento de productos	0,188	0,2625
Promoción y comercialización de productos, organización de la venta, compra y transporte de ganado, productos y suministros, y mantenimiento y evaluación de registros de actividades y transacciones agrícolas	0,325	0,575
Capacitación y supervisión de trabajadores en procedimientos de cuidado de animales, tareas de mantenimiento y precauciones de salud y seguridad, y contratación y despido de trabajadores y contratistas	0,058	0,3225
Evaluación de sitios para reforestación, selección de plántulas y plantación de árboles utilizando herramientas manuales de plantación y establecimiento y cuidado de rodales forestales	0,305	0,225
Localización de árboles a talar y estimación del volumen de madera	0,084	0,245
Operación de motosierra y otras sierras eléctricas para aclarar rodales jóvenes, podar, talar y cortar árboles en troncos	0,163	0,0925
Formación de productos de madera rugosa a partir de troncos en el sitio de tala	0,087	0,0675
Apilamiento de troncos y carga en conductos o flotación de ellos por ríos	0,053	0,042

Vigilancia para detectar incendios forestales, participación en operaciones de extinción de incendios, realización de informes de extinción de incendios y mantenimiento del equipo de extinción de incendios	0,069	0,3078947
Control de malezas y maleza en rodales en regeneración utilizando herramientas manuales y productos químicos	0,221	0,11
Operación y mantenimiento de un desbrozador, bulldozer u otro equipo primario para tirar de una variedad de equipos de escarificación o preparación del sitio sobre áreas a regenerar	0,163	0,14
Recolección de conos de semillas, poda de árboles, asistencia en encuestas de plantación y marcado de árboles para operaciones posteriores	0,134	0,18
Capacitación y supervisión de otros trabajadores en procedimientos forestales, incluidos trabajadores forestales y operadores de plantas	0,008	0,305
Cría, crianza y cultivo de peces, mejillones, ostras y otras formas de vida acuática como cultivos comerciales o para liberación en agua dulce o salada	0,431	0,2025
Recolección y registro de datos de crecimiento, producción y medio ambiente	0,103	0,59
Realización y supervisión de exámenes de existencias para identificar enfermedades o parásitos	0,014	0,325
Monitoreo de entornos para asegurar el mantenimiento de condiciones óptimas para la vida acuática	0,054	0,345
Dirección y monitoreo de la captura y cría de peces, incubación de huevos y crianza de alevines, aplicando conocimientos de gestión y técnicas de cultivo de peces	0,149	0,265
Limpieza, congelación, salado o enfriamiento de capturas en alta mar o en tierra, y preparación de productos pesqueros para el envío	0,125	0,1125
Mantenimiento de edificios, tanques, maquinaria, barcos y otros equipos	0,03	0,18
Entrega o comercialización de productos	0,043	0,33
Alquiler o inversión en edificios, equipos y maquinaria, y compra de alimentos y otros suministros	0,011	0,37
Supervisión y capacitación de trabajadores de apoyo en acuicultura y criaderos de peces	0,01	0,315
Preparación y reparación de redes y otros equipos de pesca	0,053	0,1425
Selección de áreas de pesca, trazado de cursos y cálculo de posiciones de navegación utilizando brújulas, cartas y otras ayudas	0,079	0,395
Operación de embarcaciones de pesca hacia, desde y en los caladeros	0,158	0,15
Cebo, colocación, operación y recuperación de equipos de pesca a mano o utilizando equipo de izado	0,289	0,145
Recolección de varias formas de vida acuática de costas y aguas poco profundas	0	0,105
Mantenimiento del equipo de pesca del motor y de otros equipos a bordo	0,053	0,1725
Mantenimiento de registros de transacciones, actividades de pesca, condiciones meteorológicas y del mar y estimación de costos y presupuestos	0,132	0,7625

Clasificación y almacenamiento de capturas en bodegas con sal y hielo	0,237	0,1
Eliminación de capturas del equipo de pesca, medición para asegurar el cumplimiento con el tamaño legal y devolución de capturas indeseables o ilegales al agua	0,211	0,1425
Dirección de operaciones de pesca y supervisión de miembros de la tripulación de pesca	0,184	0,225
Preparación y reparación de redes y otros equipos de pesca	0,056	0,1575
Comando y operación de embarcaciones de pesca hacia, desde y en caladeros de alta mar	0,177	0,1675
Determinación de áreas de pesca, trazado de cursos y cálculo de posiciones de navegación utilizando brújulas, cartas, tablas y otras ayudas	0,04	0,395
Manejo de embarcaciones y operación de instrumentos de navegación y ayudas electrónicas para la pesca	0,177	0,215
Dirección de operaciones de pesca y supervisión de actividades de la tripulación	0,121	0,235
Registro de progreso y actividades de pesca, así como condiciones meteorológicas y del mar, en el diario del barco	0	0,7375
Cebo, colocación y recuperación de equipos de pesca	0,21	0,1275
Limpieza, congelación, salado o enfriamiento de capturas en alta mar o en tierra	0,202	0,105
Selección y capacitación de tripulaciones de embarcaciones	0,032	0,385
Colocación de trampas para atrapar mamíferos, aves o reptiles	0,134	0,13
Matanza de mamíferos, aves o reptiles atrapados o libres con armas de fuego u otras armas	0,073	0,0105
Desuello y tratamiento de mamíferos, aves o reptiles muertos para obtener productos deseados para la venta o entrega	0,007	0,105
Entrega o venta de mamíferos, aves o reptiles atrapados vivos	0,005	0,115
Reparación y mantenimiento de equipos	0,046	0,2
Preparación del suelo y siembra, plantación, cuidado y cosecha de cultivos de campo	0,797	0,15
Cultivo de verduras, frutas y otros cultivos de árboles y arbustos	0,34	0,17
Recolección de agua y leña	0,016	0,0078947
Almacenamiento para uso posterior y procesamiento de productos	0,293	0,275
Construcción y mantenimiento de casas y otros refugios	0,032	0,1125
Fabricación de herramientas, ropa y utensilios para uso doméstico	0,119	0,205
Venta o trueque de algunos productos en mercados locales	0,011	0,28
Cultivo de pastos o gestión de tierras de pastoreo y monitoreo de suministros de alimentos y agua necesarios para mantener la condición del ganado	0,406	0,2175
Monitoreo y examen de animales para detectar enfermedades, lesiones o enfermedades y para verificar la condición física	0,13	0,255
Acicalamiento y marcado de animales y esquila de abrigo para recolectar pelo o lana	0,058	0,11

Conducción o conducción de ganado a pastos, tierras de pastoreo y suministros de agua	0,043	0,095
Crianza, alimentación y ordeño de animales o drenaje de sangre de ellos	0,556	0,17
Cría de animales y asistencia en nacimientos de animales	0,3	0,1725
Matanza y desuello de animales y preparación de ellos y sus productos para consumo o venta	0,159	0,1025
Procesamiento de algunos productos animales	0,072	0,195
Construcción y mantenimiento de casas y otros refugios	0,082	0,105
Fabricación de herramientas, ropa y utensilios para uso doméstico	0,097	0,17
Recolección de agua y leña	0,01	0,0055
Compra, trueque y venta de animales y algunos productos	0,058	0,4
Preparación del suelo y siembra, plantación, cuidado y cosecha de cultivos de campo	0,8	0,16
Cultivo de verduras, frutas y otros cultivos de árboles y arbustos	0,3	0,18
Recolección de frutas silvestres y plantas medicinales y otras	0	0,115
Cría, cuidado y alimentación de animales y aves de corral principalmente para obtener carne, huevos, leche, pelo, piel u otros productos	0,7	0,205
Recolección de agua y leña	0	0
Almacenamiento de productos para uso posterior y procesamiento de algunos productos	0,3	0,205
Construcción y mantenimiento de casas y otros refugios	0,1	0,1225
Fabricación de herramientas, ropa y utensilios para uso doméstico	0,3	0,2
Venta o trueque de algunos productos en mercados locales	0	0,295
Recolección de frutas silvestres, raíces y plantas medicinales y otras	0,013	0,105
Caza o captura de animales principalmente para obtener carne, leche, pelo, piel u otros productos	0	0,13
Recolección de agua y leña	0,013	0
Captura de peces y recolección de otras formas de vida acuática	0,213	0,0875
Almacenamiento o procesamiento de algunos de sus productos	0,173	0,265
Construcción y mantenimiento de casas y otros refugios	0,067	0,1225
Fabricación de herramientas, ropa y utensilios para uso doméstico	0,12	0,19
Venta o trueque de algunos productos en mercados locales	0	0,28
Instalación, revisión, servicio y reparación de motores, maquinaria y equipos mecánicos	0,611	0,19
Engrase y lubricación de motores y maquinaria estacionaria	0,5	0,11
Inspección y prueba de maquinaria nueva y equipos mecánicos para verificar su conformidad con normas y especificaciones	0,167	0,26
Desmontaje de maquinaria y equipos para extraer piezas y realizar reparaciones	0,056	0,12

Inspección de piezas para detectar defectos como roturas y desgaste excesivo	0	0,21
Operación de maquinaria y equipos recién reparados para verificar la adecuación de las reparaciones	0,444	0,18
Registro de reparaciones y mantenimiento realizados	0,056	0,7825
Fabricación de pan, pasteles, galletas, pasteles, tartas y otros productos de harina	0,216	0,185
Fabricación de confitería a mano a partir de mezclas de azúcar, chocolate y otros ingredientes utilizando herramientas manuales y algunas máquinas	0,216	0,18
Combinación de ingredientes medidos en tazones de máquinas de mezcla, batido o cocción	0,118	0,2
Comprobación de la calidad de las materias primas para asegurar que se cumplen las normas y especificaciones	0	0,275
Aplicación de glaseados, coberturas u otros adornos a productos horneados, utilizando espátulas o pinceles	0,039	0,1125
Comprobación de la limpieza del equipo y operación de las instalaciones antes de las tandas de producción para asegurar el cumplimiento de las normas de salud y seguridad ocupacional	0	0,2475
Monitoreo de temperaturas de horno y apariencia del producto para determinar los tiempos de horneado	0	0,265
Coordinación de la formación, carga, horneado, descarga, desmoldeo y enfriamiento de lotes de pan, rollos, pasteles y productos de confitería	0	0,28
Hervido o pasteurización de leche para alcanzar el contenido especificado de grasa butírica	0,061	0,16
Separación de crema de leche y batido de crema en mantequilla	0,071	0,059
Vertido de cantidades medidas de iniciador y otros ingredientes en leche	0,002	0,105
Cuajado de leche, calentamiento del cuajo hasta que alcanza la firmeza deseada, drenaje del cuajo y colocación del queso en moldes para presionarlo en forma	0,126	0,0825
Salado del queso y perforación o untado del queso con un lavado cultivado para desarrollar el crecimiento de moho	0,046	0,12
Colocación y volteo de bloques de queso en estantes para curar el queso	0,055	0,1125
Monitoreo de la calidad del producto antes del empaque mediante la inspección, toma de muestras y ajuste de las condiciones de tratamiento cuando sea necesario	0,009	0,295
Registro de cantidades de ingredientes usados, resultados de pruebas y ciclos de tiempo	0,003	0,755
Extracción de jugos de varias frutas	0,094	0,0675
Extracción de aceites de semillas oleaginosas, nueces o frutas	0,094	0,125
Cocción, salado o secado de frutas, verduras y alimentos relacionados	0,189	0,185
Mezcla y adición de ingredientes como pectina, azúcar, especias y vinagre para ayudar a la conservación y mejorar la textura, apariencia y sabor	0,45	0,19

Transferencia de alimentos conservados a frascos, botellas u otros recipientes estériles	0,014	0,105
Inspección, prueba, degustación y olfateo de productos agrícolas, alimentos y bebidas en varias etapas de procesamiento	0,198	0,22
Determinación de calidad, aceptabilidad para los gustos del consumidor y valor aproximado de los productos, y clasificación de ellos en clases apropiadas	0,13	0,52
Eliminación de productos inferiores	0,006	0,215
Registro del grado y/o números de identificación en etiquetas, hojas de recepción o ventas	0,027	0,8275
Pesado y medición de productos	0,257	0,19
Operación y monitoreo de maquinaria utilizada para inmovilizar, aturdir, sacrificar animales y recortar carcasas en cortes estándar de carne y pescado	0,014	0,16
Configuración, operación y atención de maquinaria y hornos para mezclar, hornear y preparar productos de panadería y confitería de harina	0,188	0,215
Operación de maquinaria para triturar, mezclar, maltear, cocinar y fermentar granos y frutas para producir cerveza, vinos, licores de malta, vinagre, levadura y productos relacionados	0,014	0,2325
Atención a equipos para hacer mermelada, toffee, queso, queso procesado, margarina, jarabe, pasta, helado, salchichas, chocolate, almidón de maíz, grasas comestibles y dextrina	0,001	0,1825
Operación de equipos para enfriar, calentar, secar, tostar, blanquear, pasteurizar, ahumar, esterilizar, congelar, evaporar y concentrar alimentos y líquidos utilizados en el procesamiento de alimentos	0,014	0,235
Mezcla, pulpa, molienda, batido y separación de alimentos y líquidos con equipos de batido, prensado, tamizado, molienda y filtrado	0,214	0,105
Procesamiento de hojas de tabaco por máquina para hacer cigarrillos, puros, tabaco para pipa y otros productos de tabaco	0,467	0,105
Excavación y pala para limpiar zanjas u otros fines	0,06	0,0085
Carga y descarga de suministros, productos y otros materiales	0,034	0,09
Rastrillado, lanzado y apilado de paja, heno y material similar	0,026	0,0975
Riego, raleo y deshierbe de cultivos a mano o utilizando herramientas manuales	0,547	0,095
Recolección de frutas, nueces, verduras y otros cultivos	0,06	0,09
Siembra y cosecha de cultivos de campo, como el arroz, a mano	0,427	0,0585
Clasificación, selección, agrupación y empaque de productos en contenedores	0,085	0,17
Realización de reparaciones menores en accesorios, edificios, equipos y cercas	0,026	0,115
Excavación y pala para limpiar zanjas u otros fines	0,017	0,0185
Carga y descarga de suministros, productos y otros materiales	0,138	0,065
Alimentación, riego y limpieza de animales y mantenimiento de sus cuartos limpios	0,845	0,14

Monitoreo de ganado y reporte sobre su condición	0,034	0,345
Asistencia en el mantenimiento de la salud y el bienestar del ganado	0	0,31
Asistencia en el pastoreo, arreo y separación del ganado para ordeño, esquila, transporte o sacrificio y entre pastos	0	0,1
Recolección de huevos y colocación en incubadoras	0,19	0,125
Rastrillado, lanzamiento, apilado y almacenamiento de heno, paja y otros tipos de alimento y cama para animales	0,017	0,086
Clasificación, selección, empaque de productos en contenedores	0,121	0,11
Realización de reparaciones menores en accesorios, edificios, equipos y cercas	0,017	0,12
Excavación y pala para limpiar zanjas u otros fines	0,072	0,0125
Carga y descarga de suministros, productos y otros materiales	0,048	0,0675
Rastrillado, lanzamiento y apilado de paja, heno y material similar	0,06	0,0965
Riego, raleo y deshierbe de cultivos a mano o utilizando herramientas manuales	0,382	0,111
Recolección de frutas, nueces, verduras y otros cultivos y recolección de huevos	0,036	0,0975
Siembra y cosecha de cultivos de campo, como el arroz, a mano	0,502	0,09
Alimentación, riego y limpieza de animales y mantenimiento de sus cuartos limpios	0,663	0,13
Monitoreo de ganado y reporte sobre su condición	0,04	0,4
Asistencia en el pastoreo, arreo y separación del ganado para ordeño, esquila, transporte o sacrificio, y entre pastos	0,012	0,12
Clasificación, selección, agrupación y empaque de productos en contenedores	0,036	0,175
Realización de reparaciones menores en accesorios, edificios, equipos y cercas	0,092	0,115
Carga, descarga y movimiento de suministros, productos y equipos	0,126	0,095
Preparación de sitios y parcelas de jardín utilizando herramientas manuales y máquinas simples	0,076	0,115
Asistencia en la plantación y trasplante de flores, arbustos, árboles y céspedes	0,438	0,105
Mantenimiento de jardines mediante riego, deshierbe y corte de césped	0,049	0,0975
Limpieza de jardines y eliminación de basura	0,126	0,0975
Asistencia en la propagación, plantación y maceta de semillas, bulbos y esquejes	0,549	0,1225
Cuidado de plantas mediante riego y deshierbe a mano	0,007	0,085
Cosecha y empaque de plantas para la venta y transporte	0,047	0,1075
Realización de reparaciones menores en accesorios, edificios, equipos y cercas	0,047	0,1225
Excavación de hoyos para plantar árboles	0,088	0,017
Apilamiento y carga de troncos y madera	0,052	0,0715

Limpieza de maleza en rodales forestales y aclarado de plantaciones jóvenes	0,07	0,0825
Vigilancia para detectar incendios en bosques	0,012	0,17
Eliminación de ramas principales y copas de árboles, poda de ramas y corte de troncos en troncos	0,154	0,049
Operación y mantenimiento de sierras manuales y portátiles para talar árboles y cortar árboles talados y ramas en troncos	0,375	0,12
Recolección de semillas y plantación de plántulas	0,388	0,115
Realización de reparaciones y mantenimiento menores de caminos forestales, edificios, instalaciones y equipos	0,023	0,1275
Limpieza del fondo marino y alimentación de peces y moluscos que se están cultivando	0,126	0,0625
Recolección de algas marinas, musgos marinos, almejas y otros moluscos	0,054	0,072
Preparación de redes, líneas y otros aparejos de pesca y otros equipos de cubierta	0	0,135
Operación de equipos de pesca para capturar peces y otros organismos marinos	0,27	0,1025
Limpieza, clasificación y empaque de pescado y mariscos en hielo y sal, y almacenamiento de la captura en la bodega	0,126	0,0875
Limpieza de superficies de cubierta y bodega de pescado	0,126	0,0835
Manejo de amarras durante el atraque	0,108	0,0755
Pesado, envoltura, sellado y empaque de material y varios productos a mano	0,352	0,165
Llenado de botellas, latas, cajas, bolsas y otros contenedores con productos a mano	0,11	0,081
Etiquetado de productos, paquetes y varios contenedores a mano	0,002	0,22
Transporte de mercancías, material, equipo y otros artículos a áreas de trabajo, y eliminación de piezas terminadas	0,112	0,145
Carga y descarga de vehículos, camiones y carretillas	0,114	0,0725
Eliminación de obstrucciones de máquinas, limpieza de maquinaria, equipo y herramientas	0,093	0,13
Realización de clasificación manual de productos o componentes	0,131	0,125
Carga y descarga de mercancías o asistencia a pasajeros en la subida o bajada de un vehículo	0,073	0,085
Movimiento del vehículo en la dirección deseada con el debido respeto al tráfico y las regulaciones de tráfico	0,251	0,185
Inspección de componentes del vehículo para identificar desgaste y daños	0,008	0,1875
Mantenimiento del vehículo, realización de reparaciones menores e instalación de piezas de repuesto	0,042	0,185
Recolección de tarifas o cargos	0,017	0,3
Enganches de animales y enganches a vehículos o maquinaria	0,065	0,0955
Carga o descarga de mercancías o asistencia a pasajeros en la subida o bajada de un vehículo	0,273	0,115

Conducción de animales en la dirección deseada con el debido respeto al tráfico y las regulaciones de tráfico	0	0,1175
Recolección de tarifas o cargos	0,13	0,35
Conducción de animales para arrastrar vagones en minas o canteras	0	0,052
Conducción de animales enganchados a maquinaria agrícola u otra	0	0,0865
Conducción de animales de trabajo	0	0,0155
Mantenimiento de vehículos o maquinaria, realización de reparaciones menores e instalación de piezas de repuesto	0,026	0,2675
Acicalamiento y alimentación de animales	0,156	0,115
Empaque de muebles de oficina o domésticos, máquinas, electrodomésticos y bienes relacionados para ser transportados de un lugar a otro	0,053	0,1025
Transporte de mercancías para ser cargadas o descargadas de furgonetas, camiones, vagones, barcos o aviones	0,142	0,0625
Carga y descarga de granos, carbón, arena, equipaje y otros artículos colocándolos en cintas transportadoras, tuberías y otros transportadores	0,457	0,0975
Conexión de mangueras entre las tuberías de la instalación principal en tierra y los tanques de barcas, petroleros y otros barcos para cargar y descargar petróleo, gases licuados y otros líquidos	0,446	0,09
Transporte y apilamiento de mercancías en almacenes y establecimientos similares	0,172	0,085
Clasificación de carga antes de la carga y descarga	0,013	0,14
Colocación ordenada de mercancías en contenedores y en estanterías, y apilamiento de mercancías voluminosas en pisos	0,165	0,0885
Llenado de estantes con mercancías asegurándose de que las mercancías con las fechas de uso más tempranas estén al frente de los estantes	0,042	0,16
Eliminación de mercancías con fechas de uso vencidas	0,1	0,135
Mantenimiento del orden en las estanterías eliminando stock que pertenece a otra ubicación	0,139	0,135
Notificación de lo que se ha vendido y recolección de mercancías necesarias del almacén	0,031	0,34
Obtención de artículos para los clientes de la estantería o almacén	0,14	0,075
Dirección de clientes a la ubicación de los artículos buscados	0,097	0,6525
Recepción, apertura, desempacado e inspección de daños en mercancías del fabricante o distribuidor	0,186	0,1275

Fuente: elaboración propia con datos de Google Patents, OpenAI y la clasificación ISCO-08



Orden AAA/1579/2012 de julio y orden AAA/1239/2015 de 25 de junio. Convocatoria 2024”