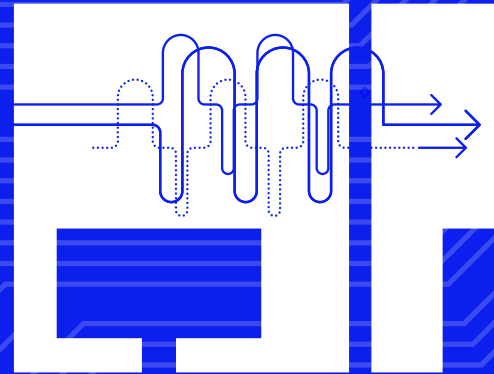
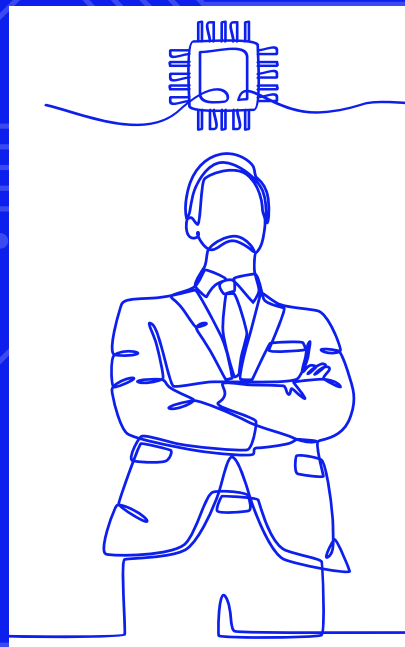


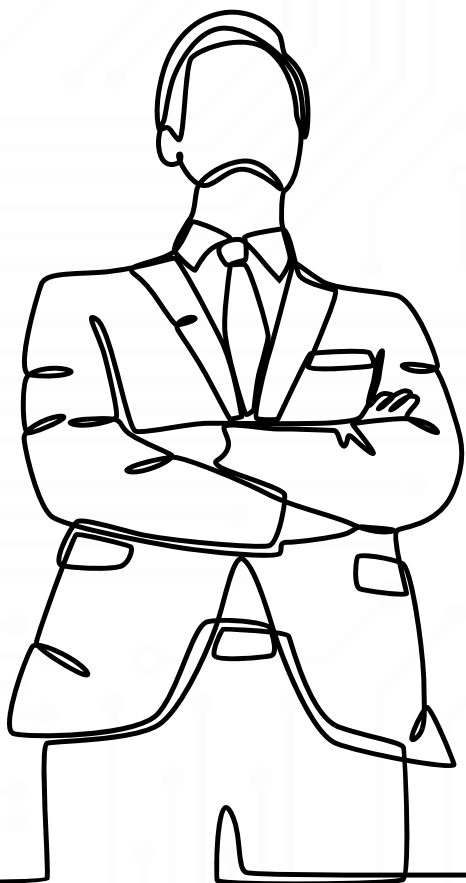
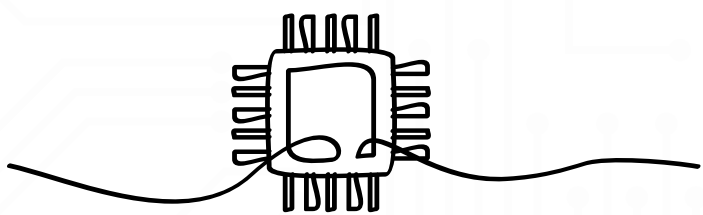
INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EFECTOS EN LA PRODUCTIVIDAD LABORAL

Evidencia
de las empresas
españolas



COTEC

iseak
CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y TRANSFERENCIA



INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EFECTOS EN LA PRODUCTIVIDAD LABORAL

Evidencia
de las empresas
españolas

Este estudio ha sido realizado
por **Ainhua Osés** (Iseak).

Con el apoyo técnico
del Departamento
de Economía de Cotec

Francisco Javier García
Análisis y visualización de datos

Ignacio Gordo
Analista de Economía

Aleix Pons
Director de Economía

COTEC

iseak



Este trabajo de acceso abierto está licenciado bajo una Licencia Creative Commons Attribution 4.0 Internacional (CC BY 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), que permite el uso, distribución y reproducción sin restricciones en cualquier medio, siempre que se cite debidamente el trabajo original.



AGRADECIMIENTOS

Este estudio se ha elaborado en colaboración con la Fundación Cotec para la Innovación en 2025. La autora agradece el apoyo y supervisión de Sara de la Rica, así como los comentarios y sugerencias proporcionadas por Aleix Pons, Ignacio Gordo y Francisco Javier García, del equipo de Cotec, así como por Odra Quesada. Por último, la autora agradece al INE la puesta a disposición de los microdatos de la de la Encuesta sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas (ETICCE).

ÍNDICE



RESUMEN EJECUTIVO	8
INTRODUCCIÓN	10
DATOS Y TIPOLOGÍAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL	14
¿QUÉ FACTORES PREDICEN LA DECISIÓN DE ADOPTAR LA IA?	19
Metodología	20
Especificación del modelo	20
Selección muestral	21
Resultados	21
Resultados descriptivos	21
Resultados de las estimaciones de los modelos	25
¿CÓMO AFECTA EL USO DE LA IA A LA PRODUCTIVIDAD LABORAL DE LAS EMPRESAS?	27
Metodología	28
Especificación del modelo	28
Técnica <i>Inverse Probability Weighting</i>	29
Selección muestral	30
Resultados	30
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	33
REFERENCIAS	38
ANEXOS	
Anexo 1: Características de las empresas	39
Anexo 2: Alcance de la IA en España y por sector de actividad	43
Anexo 3: Alcance de la IA en países europeos y por sector de actividad	52
Anexo 4: Tamaño muestral en función de diferentes restricciones	60
Anexo 5: Características de las empresas en el año base según adopción futura de IA	64
Anexo 6: Efectos de la IA en la productividad laboral	71



RESU MEN EJE CUTI VO

El avance de tecnologías como la inteligencia artificial (IA) está transformando los procesos productivos y ofrece oportunidades significativas para aumentar la productividad empresarial. Sin embargo, si su adopción se concentra en determinados tipos de empresas, especialmente las de mayor tamaño, existe el riesgo de que se profundicen las desigualdades existentes en el tejido productivo, afectando tanto a la eficiencia económica como a la equidad entre empresas. En el contexto español, marcado por un estancamiento de la productividad en las últimas décadas, resulta clave analizar el papel de la IA en este proceso de transformación. A pesar de su relevancia en el debate público, aún se conoce poco acerca de su alcance en el tejido empresarial, así como su impacto sobre la productividad de las empresas.

Este informe aborda dos preguntas de investigación: ¿qué factores predicen la decisión de adoptar la IA? y ¿cómo afecta el uso de la IA a la productividad laboral de las empresas? Para responderlas, se analizan los microdatos de la Encuesta sobre el Uso de Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones y del Comercio Electrónico en las Empresas (ETICCE) entre 2020 y el primer trimestre de 2024. La encuesta ofrece información precisa sobre el uso de tecnologías de inteligencia artificial, así como de otras tecnologías, y sobre otras características relevantes de cada empresa.

Los datos de la ola 2023-2024 (que incluyen encuestas realizadas durante el año 2023 y el primer trimestre del 2024) muestran que el uso de IA está muy concentrado en las empresas de mayor tamaño: casi el 40% de las grandes empresas (250 o más personas asalariadas) la utiliza, frente a solo el 9% de las pequeñas (10–49). Esta desigualdad no solo refleja diferencias estructurales, sino también decisiones de adopción vinculadas a la productividad: las empresas que incorporan IA ya eran más productivas antes de adoptarla. Incluso controlando por estas diferencias, el tamaño sigue siendo un predictor robusto: las grandes empresas tienen una probabilidad de adopción 20 puntos porcentuales superior a las pequeñas.

En cuanto a los efectos de la IA, los resultados muestran que el uso de determinadas tecnologías de IA se asocia con aumentos significativos en la productividad laboral, incluso en el corto plazo. En particular, destaca el uso de algoritmos de *machine learning* para el análisis de datos, que facilita la conversión

de grandes volúmenes de información en decisiones empresariales más eficaces. Asimismo, se observa un efecto positivo en el uso de tecnologías que automatizan el movimiento físico de máquinas en función del entorno (como robots, vehículos o drones autónomos), aunque su nivel de adopción sigue siendo limitado. Estos resultados pueden interpretarse de manera causal, pues los microdatos permiten la aplicación de determinadas técnicas para aislar el impacto de las tecnologías de IA en la productividad laboral.

En conjunto, el efecto positivo de la IA sobre la productividad, sumado a su adopción más limitada entre las pymes, sugiere que estas tecnologías podrían contribuir a ampliar la brecha existente entre empresas de distinto tamaño. Esto refuerza la necesidad de diseñar e implementar una estrategia pública orientada a acelerar la transición digital, especialmente entre las pequeñas y medianas empresas. Para lograrlo, es prioritario reducir las barreras de percepción que limitan la adopción de IA, identificado áreas en las que estas tecnologías puedan responder a las necesidades específicas de las empresas. Esto podría lograrse mediante programas de formación o redes de colaboración impulsadas por cámaras de comercio, asociaciones o universidades. Asimismo, para abordar la documentada escasez de personal en el ámbito tecnológico, se requiere de la reorientación de la formación profesional, la educación superior y las políticas activas de empleo hacia competencias complementarias a la IA. Herramientas como itinerarios internos, plataformas de mapeo de habilidades y colaboración con agentes externos podrían facilitar este proceso.

IN TRO DUC CIÓN



La irrupción de la inteligencia artificial ha desatado un intenso debate sobre sus efectos económicos y sociales. Se anticipa que estas tecnologías conlleven mejoras en la productividad dada su capacidad de automatizar procesos productivos, abaratando costes y, por tanto, contribuyendo a la generación de riqueza. Sin embargo, surgen diversas inquietudes en torno a sus efectos potencialmente adversos en la cantidad y calidad del empleo, los niveles salariales, la desigualdad o los retornos económicos de la educación.

A pesar del amplio debate sobre los efectos de la inteligencia artificial en nuestras sociedades, aún se conoce poco sobre su alcance en el tejido empresarial. Esta cuestión se antoja clave en una economía como la española, donde la baja inversión en activos intangibles contribuye a la rezagada productividad del país (Mas et al., 2024). Para revertir esta situación, resulta necesario adentrarse en las entrañas del uso que, desde las empresas, se está realizando de estas tecnologías. Este diagnóstico tiene el potencial de mejorar los procesos productivos de las empresas y, en suma, contribuir al progreso de nuestro mercado laboral.

Desde el punto de vista empresarial, conocer el grado de penetración de estas tecnologías permite a las empresas anticiparse a los cambios en la organización de tareas que pueden derivar de estos movimientos disruptivos, garantizando una mejor adaptación y el aprovechamiento de las oportunidades que se deriven de estos cambios. Asimismo, esta información tiene el potencial de fomentar la eficiencia y la competitividad de las empresas mediante los siguientes mecanismos. Por un lado, permite a las empresas conocer las tendencias tecnológicas del sector y, por tanto, tomar decisiones informadas sobre inversiones tecnológicas. Por otro, fomenta la colaboración y la innovación mediante el intercambio de

prácticas exitosas en el sector, lo que puede llevar a alianzas estratégicas y proyectos conjuntos. Desde una perspectiva social, comprender cómo la adopción de tecnologías afecta a diferentes sectores de la sociedad no solo permite anticipar cambios en el mercado laboral, sino también diseñar políticas que mitiguen posibles efectos adversos y promuevan una distribución equitativa de los beneficios derivados de la innovación tecnológica. En última instancia, este estudio busca proporcionar una base de conocimiento sólida y rigurosa que permita orientar la toma de decisiones tanto a nivel empresarial como político, afrontando los desafíos existentes y aprovechando las oportunidades que emergen de la era tecnológica.

Este informe pretende dar respuesta a dos preguntas de investigación: (1) ¿Qué factores predicen la decisión de adoptar la IA? ¿Existe una desigualdad de inicio que hace a algunas empresas más propensas a su uso?; (2) ¿Qué efectos tienen las diferentes tecnologías de inteligencia artificial en la productividad laboral de las empresas?

El presente estudio trata de abordar estas cuestiones previamente inexploradas mediante el uso de la Encuesta sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas (ETICCE), elaborada por el INE. Esta encuesta ofrece una perspectiva única al proporcionar información detallada sobre la adopción de diversas tecnologías en 25.000 empresas en España al año. Entre sus ventajas, destaca el elevado grado de detalle sobre el uso de las diferentes tecnologías, incluida la inteligencia artificial. Asimismo, la información permite esbozar un perfilado preciso acerca de las características de las empresas, el sector de actividad, la Comunidad Autónoma en la que se sitúan, el tamaño de la plantilla e incluso sus resultados económicos.

En el contexto español, la evidencia empírica disponible sigue siendo escasa y fragmentada. La mayoría de los estudios existentes, tanto a nivel nacional como internacional, se han centrado en los efectos de diversas tecnologías de automatización sobre el empleo, las tareas en los puestos de trabajo, los salarios, la productividad o la innovación (Acemoglu & Restrepo, 2019, 2022; Autor & Salomons, 2018; Babina *et al.*, 2024; Czarnitzki *et al.*, 2023; Damioli *et al.*, 2021), o han analizado casos de tecnologías concretas o sectores específicos, como el uso de robots (Acemoglu & Restrepo, 2020; Koch *et al.*, 2021) o el sector industrial (Camiña *et al.*, 2020). El estudio más cercano a este trabajo por la naturaleza de los datos es el de Acemoglu *et al.* (2022), centrado en Estados Unidos, donde se analiza la relación entre tecnologías avanzadas y productividad. En cambio, no se ha documentado aún en España un análisis similar que combine una clasificación detallada de tecnologías con datos actualizados y representativos a nivel nacional.

Los resultados de la encuesta en 2023-2024 muestran, en primer lugar, que el uso de la inteligencia artificial entre las empresas españolas sigue siendo limitado. En 2023-2024,

solo una de cada ocho empresas utiliza al menos una tecnología de IA, una cifra inferior a la media europea. Esta adopción, además, presenta una brecha significativa según el tamaño de la empresa. Mientras que casi el **40% de las grandes empresas** (250 o más asalariados) ya hacen uso de estas tecnologías, la proporción desciende al **20% en empresas medianas** (50–249 asalariados), al **9% en pequeñas** (10–49 asalariados) y apenas alcanza el **7% entre las microempresas** (menos de 10 asalariados). Entre las empresas que sí adoptan IA, las tecnologías más extendidas son la minería de texto, la automatización de procesos mediante *software* con IA, el *machine learning* y la generación de lenguaje natural. Estas tecnologías, basadas en *software* y análisis de datos, suelen adoptarse de forma conjunta con notable frecuencia.

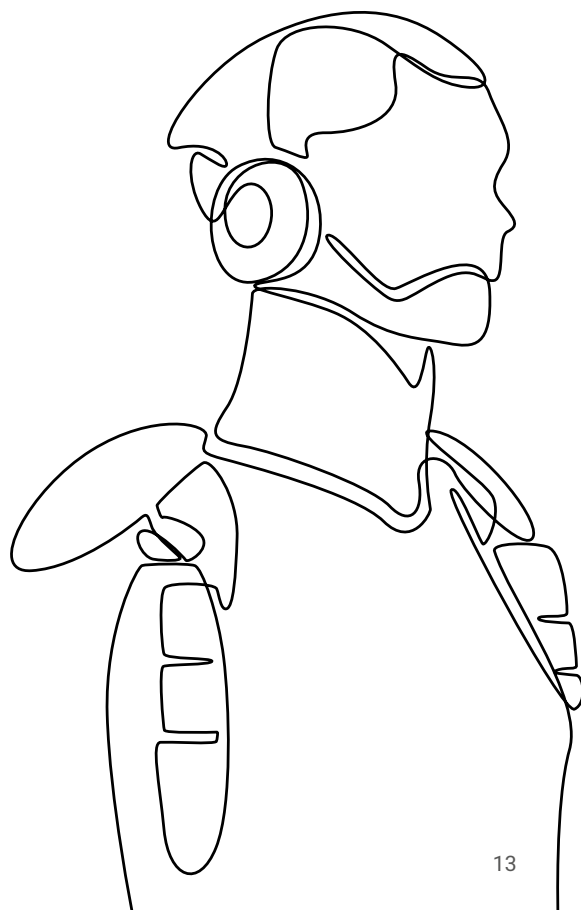
El primer bloque del análisis examina los factores que explican la probabilidad de adoptar tecnologías de inteligencia artificial. La estrategia consiste en identificar, entre las empresas que no usaban IA inicialmente, cuáles terminan adoptándola en los años siguientes y en analizar qué características las distinguen. Los resultados indican que las futuras adoptantes presentan, ya desde el inicio, niveles más altos de productividad laboral. En concreto, un aumento del 1% en la productividad laboral se asocia con un incremento medio de dos puntos porcentuales en la probabilidad de adoptar IA. Además, para un nivel dado de productividad laboral, el tamaño de la empresa es determinante: las empresas grandes presentan una probabilidad 20 puntos superior a las pequeñas de convertirse en usuarias de IA en el futuro. Los sectores de la «información y comunicaciones», así como las «actividades profesionales científicas y técnicas» también muestran una mayor propensión a adoptar tecnologías de IA en el futuro.

El segundo bloque estudia los efectos de la

adopción de tecnologías de inteligencia artificial sobre la productividad laboral. En primer lugar, se observa que el uso de la IA contribuye a explicar buena parte de las diferencias de productividad entre empresas, ya sea por sector, tamaño o localización. A continuación, se analiza el impacto más cercano a una relación causal posible, explotando la variación temporal del uso de IA dentro de las propias empresas. Este enfoque requiere disponer de empresas que figuren en varias olas de la encuesta, lo que limita el análisis a aquellas con ciertas características (por ejemplo, mayor tamaño) y reduce la generalización de los resultados. Aun así, el número de observaciones disponibles permite extraer conclusiones relevantes y hasta ahora poco exploradas en el contexto español. Los resultados muestran que la IA puede tener efectos muy positivos en la productividad laboral, incluso en el corto plazo. Las empresas que utilizan al menos una tecnología de IA presentan niveles de productividad laboral aproximadamente 24 puntos logarítmicos superiores (lo que equivale a un 27% más)

en comparación con aquellas que no las utilizan. Entre las tecnologías analizadas, el uso de *machine learning* para el análisis de datos destaca como la que más incrementa la productividad, seguida de aquellas que permiten la automatización de movimientos físicos mediante decisiones autónomas basadas en la observación del entorno, como los robots, vehículos o drones autónomos.

El informe se organiza de la siguiente manera. En la siguiente sección, se presenta la base de datos y la definición de las tecnologías de inteligencia artificial. A continuación, se analiza empíricamente si existe alguna relación entre la tipología de las empresas y la potencial adopción de la IA. Tras este análisis, se estima el impacto de las tecnologías de inteligencia artificial en la productividad laboral de las empresas. Por último, se concluye y se ofrecen una serie de recomendaciones de políticas públicas derivadas de los resultados.



DATOS Y TIPO LOGÍAS DE INTELI GENCIA ARTIFICIAL



ENCUESTA SOBRE EL USO DE TIC Y DEL COMERCIO ELECTRÓNICO EN LAS EMPRESAS (ETICCE)

Este estudio se basa en la ETICCE, una encuesta elaborada por el Instituto Nacional de Estadística (INE), en coordinación con los Estados miembros de la Unión Europea, para medir **la implantación y el uso de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) y del comercio electrónico en el tejido empresarial**. Desde su puesta en marcha en 2001, el cuestionario se realiza con una estructura coherente que permite comparar resultados en el tiempo y entre países. El cuestionario se actualiza con periodicidad anual para incorporar nuevos fenómenos tecnológicos, como es el caso de la inteligencia artificial en sus ediciones más recientes.

La encuesta recoge, en primer lugar, información general de la empresa, como la actividad económica principal, el número de personas ocupadas o la cifra de negocios¹. A ello se añaden distintos módulos centrados en el uso de las TIC y del comercio electrónico. Para asegurar la comparabilidad internacional, la ETICCE utiliza dos periodos de referencia: las variables sobre infraestructura, equipamientos y uso de TIC se refieren al primer trimestre del año t (año de recogida de datos), mientras que las variables sobre comercio electrónico y la información general de la empresa se refieren al año $t-1$. Los datos sobre empleo se recogen como media anual del año $t-1$. Asimismo, la ETICCE modifica, actualiza o añade preguntas para capturar tendencias actuales. Por ejemplo, el módulo completo con preguntas relativas al uso de la inteligencia artificial figura, por primera vez, en la ola de 2020–21.

En este estudio, se utilizan cuatro olas de la ETICCE, comenzando desde el año de referencia 2020–2021 e incluyendo la ola publicada el año pasado (octubre 2024), 2023–2024 (que incluye el 2023 completo y solamente el primer trimestre

del 2024). Esta elección temporal se debe a que las preguntas relativas a inteligencia artificial se han mantenido estables, lo que permite un análisis comparable a lo largo del tiempo. La **Tabla 1** muestra la distribución de la muestra en función de las características de las empresas, diferenciando entre microempresas (0 a 9 personas asalariadas) y el resto de empresas (10 o más personas asalariadas). La distribución se refiere a la media de las cuatro olas consideradas, y el Anexo 1 (**Tabla 5**) muestra la distribución para cada ola, observándose un patrón de distribución relativamente constante a lo largo del tiempo en todas las dimensiones consideradas.

Las empresas pequeñas, con 10-49 personas asalariadas, representan más del 80% del total de empresas que tienen, como mínimo diez personas asalariadas. Las de tamaño medio (50-249 personas asalariadas) representan alrededor del 15%, mientras que las grandes (250 o más personas asalariadas) no alcanzan el 3%. Por comunidades autónomas, Cataluña encabeza el número de empresas participantes en la encuesta de todas las regiones consideradas, seguida de la Comunidad de Madrid. Por sector de actividad, la distribución varía en función del tamaño de las empresas. El sector de la construcción y del comercio al por mayor tiene mayor presencia entre las empresas de diez o más asalariados. En el caso de las microempresas, además de la construcción, otras actividades (como las actividades inmobiliarias, las actividades profesionales, científicas y técnicas, y el comercio al por menor) también cuentan con amplia presencia².

1. El estrato de empresas con menos de diez asalariados se trata de manera independiente, siendo este grupo un estrato considerado como opcional entre los compromisos del INE con Eurostat.

2. En el caso de las microempresas, algunos sectores de actividad se agrupan para preservar la confidencialidad de los datos. Por ejemplo, el código CNAE 68 (actividades inmobiliarias) se muestra junto con el 69-75 (actividades profesionales, científicas y técnicas). En conjunto, el peso de estos sectores es el mayor, no pudiéndose identificar el sector que más contribuye a ello.

TABLA 1. Características de las empresas (2021–2024)

	Empresas con 10 o más personas asalariadas	Empresas con 0-9 personas asalariadas
Personas asalariadas %		
Hasta 9	0.00	100.00
10–49	82.63	0.00
50–249	14.49	0.00
250 o más	2.89	0.00
CC. AA. %		
Andalucía	13.39	15.68
Cataluña	19.47	18.83
Comunidad Valenciana	11.13	10.94
Comunidad de Madrid	17.14	16.48
País Vasco	5.59	4.09
Resto de España	33.27	33.98
Sector de actividad %		
CNAE 10-33: alimentación, bebidas, tabaco, textil... coquerías y refino petróleo, prod. farmacéuticos, caucho... Metalurgia, fabricación prod. metálicos. prod. informáticos, electrónico y óptico...	24.86	6.29
CNAE 35-39: energía y agua	1.46	0.92
CNAE 41-43: construcción	15.11	17.06
CNAE 45: venta y reparación vehículos motor	3.37	3.15
CNAE 46: comercio al por mayor	12.60	8.34
CNAE 47: comercio al por menor	6.98	17.38
CNAE 49-53: transporte y almacenamiento	7.82	8.28
CNAE 55: servicios de alojamiento	3.18	1.17
CNAE 58-63: información y comunicaciones	4.90	3.02
CNAE 68: act. inmobiliarias	1.25	26.87
CNAE 69-75: act. profesion., científicas y técnicas	9.54	
CNAE 77-82: act. admin. y servicios auxiliares	8.93	7.51
Observaciones totales (2021-2024)	64.495	28.617

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: Los valores, expresados en porcentajes, se refieren a la media de las cuatro olas consideradas. Las observaciones totales se refieren al número total de empresas consideradas. Para las microempresas, las CNAE 68 y 69–75 figuran de manera agregada, por lo que la cifra se muestra para todas estas categorías en su conjunto.

TIPOLOGÍAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La ETICCE define la inteligencia artificial como **«[los] sistemas que utilizan tecnologías tales como: minería de texto, visión artificial, reconocimiento de voz, generación de lenguaje natural, machine learning y deep learning para recopilar y/o utilizar datos para predecir, recomendar o decidir, con diferentes niveles de autonomía, la mejor acción para lograr objetivos específicos»**. Desde la ola de 2020-21, la ETICCE incluye un módulo completo sobre el uso de las tecnologías de inteligencia artificial.

Los sistemas de IA pueden presentarse en dos formas principales. Por un lado, existen soluciones basadas exclusivamente en *software*, como los asistentes virtuales o *chatbots* que utilizan procesamiento de lenguaje natural, los sistemas de reconocimiento facial o de voz, los traductores automáticos, o los programas de análisis de datos que se apoyan en algoritmos de aprendizaje automático.

Por otro lado, la IA también puede estar integrada en dispositivos físicos, como los robots autónomos que automatizan tareas en almacenes o cadenas de montaje, o los drones utilizados para la vigilancia o el transporte de paquetes.

Asimismo, el uso empresarial de grandes modelos de lenguaje (LLM), como ChatGPT (OpenAI), Bard (Google), LLaMA (Meta), Bing Chat (Microsoft) o Copilot (GitHub) también se considera dentro de este módulo de tecnologías de inteligencia artificial³.

En concreto, la encuesta recoge siete tipos de tecnología relacionadas con la inteligencia artificial:

1. Tecnologías que realizan análisis del lenguaje escrito (minería de texto).
2. Tecnologías que convierten el lenguaje hablado en formato legible por máquina (reconocimiento de voz).
3. Tecnologías que generan lenguaje escrito o hablado (generación de lenguaje natural, síntesis del habla...).
4. Tecnologías que identifican objetos o personas en función de imágenes o videos (reconocimiento de imágenes, procesamiento de imágenes)
5. Aprendizaje automático o *machine learning* (p. ej. deep learning) para el análisis de datos.
6. Tecnologías que automatizan diferentes flujos de trabajo o ayudan en la toma de decisiones (automatización de procesos robóticos basados en *software* de inteligencia artificial).
7. Tecnologías que permiten el movimiento físico de las máquinas a través de decisiones autónomas basadas en la observación del entorno (robots autónomos, vehículos autónomos, drones autónomos).

Para cada tipología, las empresas deben responder si hacen uso o no de las tecnologías. Con el objetivo de tener una medida agregada, el INE considera usuaria de la IA a una empresa cuando al menos responde de manera positiva a una de las siete tecnologías recogidas.

3. En el año 2024, Google realizó un cambio de denominación en su modelo de lenguaje más avanzado (LLM), sustituyendo el nombre «Bard» por «Gemini». En 2023, «Bing Chat» de Microsoft cambió de nombre a «Copilot».

ALCANCE Y LIMITACIONES DE LOS MICRODATOS

Este análisis se basa en los microdatos anonimizados de la ETICCE, facilitados por el INE. Estos datos recogen información detallada a nivel de empresa sobre la adopción de tecnologías digitales, incluido el uso de diferentes tipos de inteligencia artificial. La unidad de observación es la empresa, y los datos constituyen una representación parcial del tejido empresarial español entre 2020 y 2024, años en los que se incluye un módulo idéntico sobre el uso de inteligencia artificial.

Los microdatos ofrecen información detallada a nivel de empresa, pero, con el fin de garantizar el secreto estadístico, parte de esta información se encuentra agregada en intervalos o categorías predefinidas, como se detalla en la **Tabla 1**. En concreto, existen tres grupos de tamaño de empresa (para el caso de las empresas de 10 o más personas asalariadas), seis grupos de CC. AA., y 15 grupos de sector de actividad (11 en el caso de las microempresas). Asimismo, los datos de las microempresas y del resto de las empresas cuentan con factores de elevación propios, por lo que su tratamiento debe realizarse de manera independiente. En lo que respecta al diseño muestral, aunque algunas empresas figuran en varias ediciones, la composición del panel varía cada año y solo una parte de las empresas cuenta con seguimiento longitudinal. Por ejemplo, las empresas de 500 o más asalariados entran en la muestra de manera cierta, con probabilidad 1. Asimismo, se incluyen en la muestra, de forma cierta o exhaustiva, otras unidades de menor tamaño, pero relevantes para la encuesta (INE, 2024).

Estas cuestiones implican ciertas limitaciones para el análisis. En primer lugar, los microdatos no recogen información sobre el porcentaje de la plantilla que utiliza IA ni sobre la intensidad de uso dentro de cada empresa. Esta carencia restringe la posibilidad de capturar con precisión la profundidad de adopción tecnológica. En segundo lugar, la cobertura parcial y no continua del panel impide un seguimiento exhaustivo del conjunto de empresas a lo largo del tiempo, lo que limita tanto la robustez como la generalización de algunos ejercicios que requieran este seguimiento a lo largo del tiempo. En tercer lugar, la información sobre el tamaño de la plantilla está agrupada en tramos, lo que impide conocer con exactitud el número de personas ocupadas en cada empresa. Como consecuencia, el análisis se limita a la dimensión empresarial y no permite estimar con precisión cuántas personas están involucradas en las diferentes dimensiones de análisis consideradas. Por último, la encuesta recoge información relativa al volumen de ventas. Para obtener un *proxy* de la productividad laboral, el INE ha facilitado, al equipo investigador, el cálculo de la ratio entre el volumen de ventas y el número de personas asalariadas en cada empresa, si bien no es posible observar por separado estos dos componentes. Esta imposibilidad de discernir cada elemento dificulta la interpretación de los mecanismos que subyacen a los cambios observados, como se muestra en las siguientes secciones.

Pese a estas limitaciones, la disposición de los microdatos permite realizar una contribución pionera al estudio de la adopción de la IA en las empresas españolas y su vínculo con la productividad laboral.

¿QUÉ FACTORES PREDICEN, LA DECISIÓN DE ADOPTAR LA IA?

Esta sección analiza el alcance de la inteligencia artificial en las empresas españolas a lo largo de los últimos años.



Esta sección examina en qué medida la decisión de adoptar estas tecnologías está asociada a características observables de las empresas. Para ello, se restringe la muestra a aquellas empresas que, en su primer año de participación en la encuesta, no utilizaban ninguna tecnología de IA. Este enfoque permite identificar qué atributos (como el tamaño, la productividad laboral, el sector de actividad o la ubicación geográfica) están vinculados a una mayor probabilidad de convertirse en usuarias de IA en el futuro.

Este análisis es útil para detectar patrones de selección en la adopción tecnológica. Una selección positiva (en la que las empresas que adoptan IA en el futuro ya presentaban mejores resultados inicialmente) indicaría que la IA está siendo incorporada principalmente por empresas con mayor capacidad, lo que puede contribuir a ampliar las brechas de productividad existentes. Por el contrario, una selección negativa (en la que empresas menos productivas deciden adoptar IA) podría sugerir dinámicas de *catch-up* tecnológico por parte de empresas rezagadas (Syverson, 2011; Koch et al., 2021). En este contexto, comprender las dinámicas de adopción es clave para diseñar políticas que promuevan una digitalización inclusiva del tejido empresarial.

METODOLOGÍA

Especificación del modelo

Para identificar qué características predicen la decisión de adoptar tecnologías de inteligencia artificial, se estima un modelo de regresión en el que la variable dependiente es un indicador 0/1 para identificar si la empresa adopta, en algún momento durante su participación en la encuesta, alguna de las tecnologías de IA consideradas. Este enfoque permite examinar la relación entre características observables en el año de entrada de la empresa en la muestra y la

probabilidad de convertirse en usuaria de IA en el futuro. El modelo se estima tanto por OLS como por probit, cuyos resultados se comparan para verificar la robustez de los resultados.

Formalmente, el modelo se especifica como sigue:

[1]

$$IA_i = \lambda T_{i0} + \gamma S_{i0} + \delta Y_{i0} + \psi (S * Y)_{i0} + \beta R_{i0} + \varepsilon_i$$

donde IA_i es una variable dicotómica que toma valor 1 si la empresa i adopta la tecnología de IA considerada en algún momento tras su entrada en la muestra, y 0 en caso contrario. El modelo se estima para cada una de las siete tecnologías, así como para la variable agregada que denota si las empresas utilizan, como mínimo, una de estas tecnologías. T_{i0} es un vector que recoge el tamaño (tres grupos) y/o la productividad laboral de la empresa en el año de entrada⁴. $S_{i0} + \delta Y_{i0}$ son efectos fijos de sector y año de entrada, respectivamente, mientras que $(S * Y)_{i0}$ representa la interacción entre ambos. R_{i0} indica la comunidad autónoma donde se ubicaba la empresa en el año de entrada. Por último, ε_i es el término de error. Todas las variables de control, excepto la de productividad laboral, son categóricas, figurando de manera agrupada como se mostraba previamente en la sección «Datos y tipología de inteligencia artificial».

4. El tamaño y la productividad laboral de las empresas se incluyen en los modelos de manera secuencial para comprobar si los coeficientes estimados se mantienen estables, dada su documentada estrecha relación.

Selección muestral

Con el objetivo de analizar qué factores predicen la adopción de tecnologías de inteligencia artificial, la muestra se restringe a aquellas empresas que, en su primer año de participación en la ETICCE, no declaran utilizar la tecnología específica considerada. Esta estrategia, alineada con la literatura reciente (Koch et al., 2021), permite fijar las características de la empresa en el momento inicial (año base) y estudiar en qué medida estas se asocian con la decisión de adoptar tecnologías de IA en los años posteriores⁵. La **Tabla 7** (Anexo 4) documenta la pérdida muestral que implica esta restricción y compara las características de las empresas seleccionadas con aquellas que ya eran adoptantes al inicio. Como se detalla en dicho anexo, la distribución por tamaño de las empresas retenidas es similar a la del conjunto total, lo que refuerza la validez de esta estrategia para garantizar la exogeneidad de las variables explicativas⁶.

Dada esta restricción, resulta necesario contar con empresas que figuren, como mínimo, en dos ediciones de la encuesta. Esto permite observar sus características en el año base y contrastarlas con su eventual adopción de tecnologías de IA en años posteriores. Dado que la ETICCE no es una encuesta de panel y no realiza un seguimiento sistemático de las empresas, salvo en casos concretos, es importante valorar en qué medida esta condición puede introducir sesgos. En primer

lugar, se comprueba que la repetición de microempresas en más de una ola es muy reducida, por lo que se excluyen del análisis⁷. Dado que los microdatos de las microempresas se tratan de manera separada respecto al resto de empresas, esta exclusión no introduce sesgos a los resultados. En segundo lugar, para el resto de las empresas, el Anexo 4 compara las características de las empresas en función del número de olas en el que figuran en la ETICCE en los últimos cuatro años. Se observa una pérdida muestral al restringir la muestra a aquellas empresas que aparecen, como mínimo, en dos ediciones de la encuesta. Esta pérdida afecta principalmente a las empresas pequeñas, que tienden a estar infrarrepresentadas a medida que aumenta el número de observaciones disponibles por empresa. No obstante, esta infrarrepresentación es menos acusada cuando se limita la muestra a empresas que figuran exactamente en dos olas. Por ello, se incluye un análisis de robustez centrado en esta subpoblación, con el fin de validar la consistencia de los resultados principales.

En la próxima subsección se detallan los resultados descriptivos, mientras que en la última subsección se presentan los resultados empíricos derivados de la estimación del modelo 1.

RESULTADOS

Resultados descriptivos

En primer lugar, se analiza la distribución de la productividad laboral en el año base de las empresas que, en los años posteriores, terminan adoptando tecnologías de inteligencia artificial frente a aquellas que no lo hacen. A continuación, se examinan otras características iniciales que podrían diferenciar a ambos grupos de empresas.

5. Cabe destacar que la información de la empresa en el año de referencia se refiere al año anterior a la realización de la encuesta, como se detallaba en la sección anterior. Esto implica asumir que los datos del año base no se ven afectados por un uso anterior de la IA, lo cual podría suceder, pero se desconoce esta información.

6. Existe una minoría de empresas que, figurando en las cuatro olas, siguen el siguiente patrón en el uso de la IA: no uso en el año $t+0$ (por construcción), uso en $t+1$, no uso en $t+2$ y uso en $t+3$. Siguiendo la metodología de Koch et al. (2021), se eliminan de la muestra las empresas que siguen este patrón por la dificultad de comprender sus cambiantes dinámicas.

7. En concreto, el 98% de las microempresas figuran en una única ola.

Los resultados muestran que las empresas que adoptan IA en años posteriores ya presentaban, desde el inicio (cuando todavía no utilizaban estas tecnologías), niveles más elevados de productividad laboral. La **Figura 1** muestra un claro predominio de la productividad del trabajo en el año base de las empresas usuarias de la IA respecto a aquellas que no lo son. La productividad laboral (en log) se calcula como la ratio entre el volumen de ventas de la empresa (en términos reales) y el personal ocupado de la empresa; a esta ratio se le sustrae la media específica de cada sector en cada año correspondiente, siguiendo la metodología de Koch *et al.* (2021). Dado que se calcula la medida de producción en relación con la media sectorial específica de cada año, las diferencias en el tamaño de las empresas entre sectores no están detrás de este patrón. No obstante, podría ser que estas diferencias se debieran al dispar tamaño de las empresas. Para comprobarlo, el Anexo 5 (**Figura 13**) desagrega esta información por tamaño de empresa, constatando un patrón similar. Por otro lado, las empresas que ya utilizaban las respectivas tecnologías de IA en el año base no se incluyen en la figura, por lo que las diferencias no se explican por los efectos de haber adoptado previamente dichas tecnologías.

Este patrón es común a todas las tecnologías consideradas, poniendo de relieve que, independientemente de la tecnología, las futuras usuarias⁸ de la IA parten de una mayor productividad laboral media que las no usuarias. Como se mostraba anteriormente, incluso limitando el análisis por tamaño de empresa, se observa un patrón similar donde las empresas más productivas de base tienden a adoptar la IA en mayor medida que las empresas menos productivas del mismo tamaño. No obstante, la tasa de adopción de las empresas varía notablemente en función del tamaño, como se muestra a continuación, lo que sugiere que tanto los niveles de productividad como el tamaño de la empresa son relevantes a la hora

de comprender la adopción de tecnología de inteligencia artificial. Esta relación se analizará, de manera empírica, en la siguiente subsección.

La mayoría de las empresas que no adoptan ninguna tecnología de inteligencia artificial son pequeñas (siete de cada diez), mientras que las empresas medianas y grandes tienen una mayor presencia comparativa entre las que sí adoptan la IA (en conjunto, casi el 60%), como se muestra en la **Tabla 2**. En ambos casos, estas proporciones superan el peso que las pequeñas, y las medianas y grandes, respectivamente, representan en el conjunto de la muestra analizada (véase la **Tabla 8** del Anexo 4). El Anexo 5 (**Tabla 9**) muestra estas diferencias por comunidad autónoma y sector de actividad. Se observa que las diferencias positivas en la adopción de la IA (respecto a la no adopción) en la Comunidad de Madrid son significativas.

Por sectores de actividad, las “actividades profesionales, científicas y técnicas”, así como la “información y comunicaciones” tienen una amplia representación entre las empresas que adoptan la IA (más de un 12%, respectivamente), por encima de la proporción correspondiente entre quienes no adoptan estas tecnologías. Esta diferencia es estadísticamente significativa. Para los sectores de la «construcción» y de la «metalurgia, fabricación de productos metálicos», se observa el patrón opuesto: existe una infrarrepresentación de las empresas de estos sectores entre las adoptantes de la IA, en comparación con quienes no la adoptan, y estas diferencias son asimismo estadísticamente significativas.

8. Este patrón puede intensificar lo que la literatura ha denominado el fenómeno superstar (Autor *et al.*, 2020), en el que unas pocas empresas altamente productivas y tecnológicamente avanzadas concentran una parte creciente del mercado, dejando rezagado al resto del tejido empresarial.

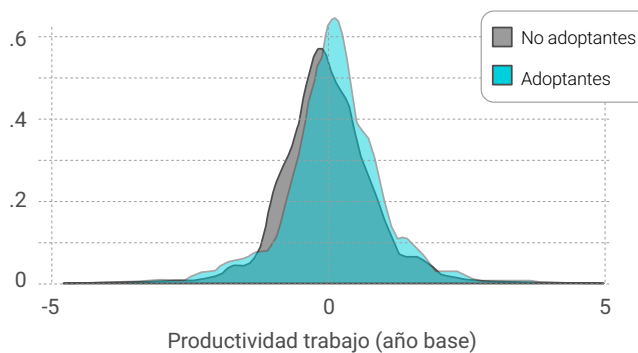
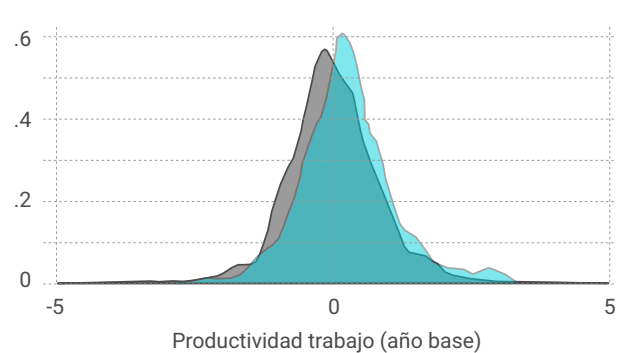
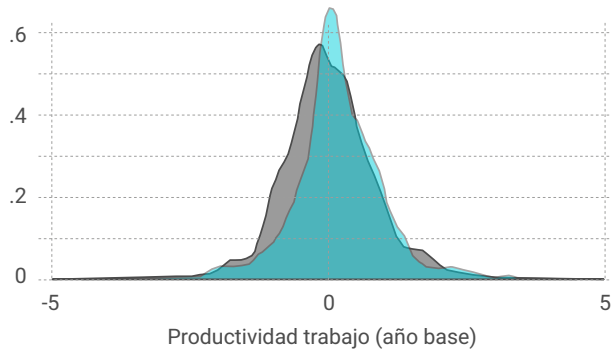
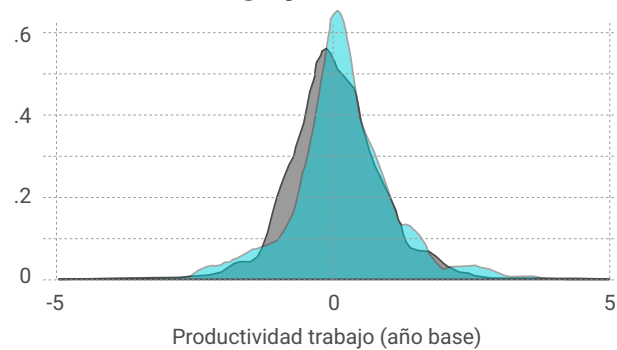
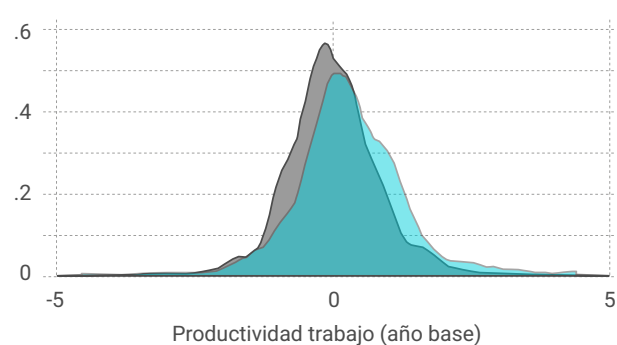
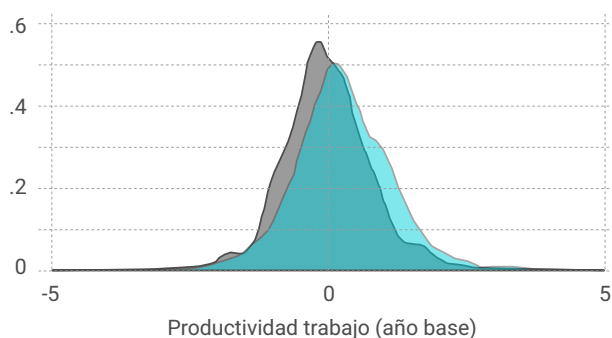
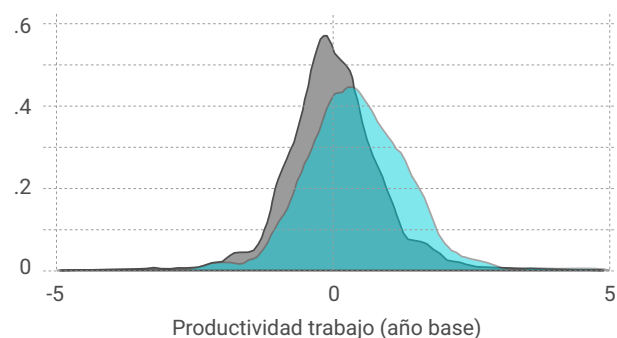
FIGURA 1. Distribución de la productividad laboral en el año base para empresas adoptantes de IA en el futuro**Al menos una actividad IA****Minería de texto****Reconocimiento de voz****Generación de lenguaje natural****Reconocimiento/Procesamiento de imágenes****Machine learning (análisis de datos)****Automatización proc. robóticos c/ software IA****Robots / Vehículos / Drones autónomos**

TABLA 2. Distribución de las características base de las empresas en función de si adoptan tecnología de inteligencia artificial en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Adopta al menos una tecnología IA	No adopta ninguna tecnología IA	Diferencia: (1) – (2)	Valor p de la diferencia
Productividad laboral inicial, media (log)	0.172 (0.036)	-0.008 (0.017)	0.180 (0.039)	0.000
Empresa pequeña	0.427 (0.032)	0.690 (0.007)	-0.263 (0.033)	0.000
Empresa mediana	0.395 (0.026)	0.263 (0.007)	0.132 (0.027)	0.000
Empresa grande	0.178 (0.012)	0.047 (0.002)	0.131 (0.012)	0.000
Observaciones	1,648	9,454	11,102	

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: Cada fila corresponde a una regresión lineal diferente con la variable dependiente indicada a la izquierda. La productividad laboral (en log) se calcula como la desviación respecto a la media sectorial específica a cada año. Las columnas (1) – (2) muestran el valor medio de los grupos de adoptantes y no adoptantes de tecnología de inteligencia artificial, y la desviación típica se sitúa debajo entre paréntesis. La columna (3) muestra los coeficientes de la regresión de cada variable sobre el indicador del grupo de adoptantes, con el valor p de la diferencia en la última columna. La muestra se limita a empresas no usuarias de la IA en el primer año en el que figuran en la encuesta.

< Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), ola 2023–24.

Nota: El gráfico se limita a empresas no usuarias de cada respectiva tecnología en el primer año en el que figuran en la encuesta. Se compara la distribución de la productividad laboral de las empresas que en algún año posterior (uno o más) son usuarias de la respectiva tecnología de IA en comparación con aquellas que no lo son en ningún momento. La productividad laboral (en log) se calcula como la desviación en relación con la media específica a cada sector.

Resultados de las estimaciones de los modelos

Tras el análisis descriptivo, en esta sección se presentan los resultados del ejercicio empírico principal. Mientras que en la sección anterior se exploraba de forma aislada la relación entre determinadas características de las empresas y la adopción futura de tecnologías de inteligencia artificial, aquí se estima un modelo multivariado que permite evaluar el efecto de cada factor controlando por el resto. Esta aproximación

facilita identificar los predictores más relevantes de la adopción de IA, una vez consideradas simultáneamente las distintas dimensiones que caracterizan a las empresas. Para ello, se estima la Ecuación 1.

Los resultados muestran que las características de las empresas están fuertemente asociadas con la probabilidad de adoptar tecnologías de IA en el futuro, como se desprende de la **Tabla 3**.

TABLA 3. Efectos medios de las características de las empresas en la probabilidad de uso de IA en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./ proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
Productividad laboral inicial (log)	0.0197*** (0.005)	0.0139*** (0.003)	0.006*** (0.002)	0.006** (0.003)	0.0126*** (0.003)	0.0126*** (0.003)	0.0135*** (0.003)	0.0086*** (0.002)
Empresa mediana	0.0670*** (0.0116)	0.0135* (0.0082)	0.0206*** (0.006)	0.0217*** (0.007)	0.0271*** (0.006)	0.0316*** (0.006)	0.050*** (0.007)	0.0138*** (0.004)
Empresa grande	0.209*** (0.018)	0.0928*** (0.013)	0.0890*** (0.008)	0.0835*** (0.009)	0.123*** (0.009)	0.127*** (0.010)	0.160*** (0.010)	0.0797** (0.007)
R ²	0.084	0.071	0.055	0.057	0.052	0.079	0.076	0.037
Obs.	11,102	12,948	12,970	13,164	12,497	12,578	12,450	13,153

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: El modelo se estima por OLS y se incluyen variables de control adicionales (efectos fijos de sector de actividad y año de entrada a la encuesta, así como efectos fijos por comunidad autónoma, véase **Tabla 10** en el Anexo 5). Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05. *p<0.1. La categoría de referencia para el tamaño de empresa se refiere a las empresas pequeñas, de entre 10 y 49 personas asalariadas. El dispar tamaño muestral entre modelos se debe al cribado inicial de empresas no usuarias de las respectivas tecnologías.

En particular, el tamaño de la empresa emerge como uno de los principales predictores. Las empresas grandes (250 o más personas asalariadas) tienen una probabilidad significativamente mayor de adoptar IA que las pequeñas (10–49 asalariados), incluso al controlar por productividad, sector, año y región. La diferencia estimada entre empresas grandes y pequeñas se sitúa en torno a los 21 puntos porcentuales en la especificación agregada, y se mantiene elevada en la mayoría de las tecnologías individuales. Las empresas medianas (50–249 asalariados) también muestran una mayor probabilidad de adopción que las pequeñas, aunque en menor magnitud (alrededor de 7 puntos porcentuales).

Esta desigualdad en la adopción según el tamaño es particularmente pronunciada en tecnologías como el *machine learning* para análisis de datos o la minería de texto, donde la brecha entre grandes y medianas empresas supera los 7–9 puntos porcentuales. Para tecnologías más específicas, como aquellas que permiten el movimiento físico autónomo (robots, vehículos o drones) o aquellas que automatizan diferentes flujos de trabajo o ayudan en la toma de decisiones (automatización de procesos robóticos basados en *software* de IA), las diferencias entre tamaños empresariales se reducen, aunque siguen siendo significativas.

Además del tamaño, la productividad laboral en el año base también se asocia positivamente con la adopción futura de IA. En la especificación agregada, el coeficiente estimado sugiere que un

incremento del 1% en la productividad laboral se relaciona con un aumento de aproximadamente 2 puntos porcentuales en la probabilidad de adopción. Este patrón es coherente con los resultados descriptivos presentados previamente la **Figura 1**.

Por tipo de tecnología, la productividad inicial se asocia particularmente con aumentos en la probabilidad de uso futuro de la minería de texto, el *machine learning* para el análisis de datos y la automatización de procesos robóticos con *software* de IA. En cambio, la productividad contribuye en menor medida a explicar el uso futuro de las tecnologías que permiten el movimiento físico de las máquinas a través de decisiones autónomas basadas en la observación del entorno (robots, vehículos, drones autónomos).

Por último, se analiza la robustez de las diferentes especificaciones de los modelos, como se muestra en el Anexo 5 (**Tabla 11** y **Tabla 12**). Por un lado, la estimación mediante modelos probit produce resultados consistentes en signo y significatividad con los obtenidos por OLS (o MCO, Mínimos Cuadrados Ordinarios). Por otro lado, la restricción de la muestra a empresas que aparecen exactamente en dos olas (para mitigar la sobrerrepresentación de empresas grandes con mayor presencia en la muestra) no altera sustancialmente los coeficientes de productividad, aunque sí reduce el efecto estimado del tamaño empresarial, lo que sugiere que parte de su efecto puede estar relacionado con una mayor probabilidad de seguimiento en la encuesta.

**¿CÓMO
AFECTA
EL USO DE
LA IA A LA
PRODUC
TIVIDAD
LABORAL
DE LAS
EMPRESAS?**



El dispar alcance de las tecnologías de inteligencia artificial en función de la tipología de empresa plantea la siguiente pregunta: ¿la inteligencia artificial contribuye a mejoras en los niveles de productividad laboral de las empresas? La respuesta a esta pregunta es compleja, pues los cambios en la productividad pueden ser el resultado de uno o más mecanismos, observables o no, que operen en el entorno a las empresas.

Partiendo de los resultados anteriores, que constatan el desigual alcance de la IA en función de las características de las empresas, este análisis permitirá conocer si el uso de estas tecnologías mejora la productividad laboral futura de las empresas. De confirmarse, este análisis podría explicar la persistente brecha en los niveles de productividad observadas entre las empresas grandes y aquellas de menor tamaño.

METODOLOGÍA

Especificación del modelo

Para estimar los efectos de la adopción de la inteligencia artificial en la productividad de las empresas, se estima la siguiente ecuación de productividad:

[2]

$$Prod_{i,t+1} = \alpha IA_{i,t} + \mu S_{i,t} + \nu Y_{i,t} + \xi (S^* Y)_{i,t} + \kappa R_{i,t} + \eta_{i,t+1}$$

Donde $Prod_{i,t+1}$ representa la productividad laboral de la empresa i en el año t medida como el logaritmo de la ratio entre el volumen de ventas deflactado y el personal ocupado. La variable $IA_{i,t}$ es un indicador binario que toma valor 1 si la empresa hizo uso, en el periodo anterior, de las respectivas tecnologías de inteligencia artificial. $S_{i,t} + \nu Y_{i,t}$ son efectos fijos de sector y año en el periodo anterior,

respectivamente, mientras que $(S^* Y)_{i,t}$ representa la interacción entre ambos. $R_{i,t}$ indica la comunidad autónoma donde se ubicaba la empresa en periodo previo. Por último, $\eta_{i,t+1}$ es el error del modelo. Como en la sección anterior, este modelo se estima tanto de forma agregada (para el uso de al menos una tecnología de inteligencia artificial) como para cada una de las siete tecnologías por separado.

Técnica *Inverse Probability Weighting*

La estimación directa de la Ecuación 2 no permite identificar una relación causal entre el uso de la inteligencia artificial y la productividad futura de las empresas, debido a la endogeneidad potencial en la adopción de estas tecnologías. Es decir, el hecho de utilizar IA no es aleatorio: puede estar condicionado por factores no observables que también influyen en la productividad, como la estrategia tecnológica, la cultura organizativa o la cualificación del personal.

Para mitigar este problema, se emplea la técnica de Inverse Probability Weighting (IPW), que permite aproximar una estimación del efecto medio del tratamiento (Average Treatment Effect, ATE), corrigiendo posibles diferencias en la composición de los grupos de tratamiento (empresas usuarias de IA) y control (no usuarias). En la práctica, el método consiste en asignar un mayor peso a aquellas observaciones que, en función de sus características observadas, tienen menor probabilidad de pertenecer a su grupo (tratamiento o control). De este modo, se genera una pseudo-asignación aleatoria que emula un experimento contrafactual balanceando las covariables entre los grupos. La aproximación en la distribución de las variables observables entre el grupo de tratamiento y el grupo de control conlleva la asunción de que también se iguala, al menos en parte, la distribución de las características inobservables (Wooldridge, 2002; 2010)⁹.

Formalmente, el procedimiento IPW se desarrolla en dos etapas. En primer lugar, se estima un modelo probit que predice la probabilidad de que una empresa adopte una tecnología concreta de inteligencia artificial en algún momento del periodo de observación, definida como:

[3]

$$Pr(IA_i | X_{i0})$$

donde IA_i es una variable binaria que toma el valor 1 si la empresa i ha adoptado la tecnología de inteligencia artificial, y 0 en caso contrario. El vector de covariables X_{i0} incluye características observadas en el año base, como el tamaño de la empresa, el año de referencia y el peso muestral (factor de elevación)¹⁰. La inclusión del peso muestral como variable de control se basa en la metodología desarrollada por DuGoff et al. (2014) en el contexto de los datos complejos de encuesta. Este modelo se estima por separado para cada sector de actividad, lo que permite controlar las diferencias estructurales en los patrones de adopción tecnológica. Por simplicidad, la notación no distingue entre tecnologías, pero todo el procedimiento se aplica individualmente a cada una de ellas.

A partir de las probabilidades estimadas $\hat{p}_i = Pr(IA_i | X_{i0})$, se construyen los pesos IPW como:

$$w_i = \begin{cases} \frac{1}{\hat{p}_i} & , \text{ si } IA_i = 1 \\ \frac{1}{(1-\hat{p}_i)} & , \text{ si } IA_i = 0 \end{cases}$$

9. El método IPW asume que todas las variables que influyen tanto en la adopción de IA como en la productividad están incluidas en el modelo. Si existen factores no observados relevantes (como el liderazgo o la cultura de innovación), las estimaciones pueden estar sesgadas. Por ejemplo, si una empresa no usa IA pero tiene características similares en los datos a una que sí la usa, el modelo podría asignarle mucho peso, aun cuando internamente no tenga intención ni capacidad real para adoptarla.

10. Dado que los modelos se estiman para cada sector, se excluye la variable de comunidad autónoma de estas regresiones por falta de suficientes observaciones en un gran número de modelos.

Los pesos finales utilizados en la estimación se calculan como el producto entre w_i y el factor de elevación correspondiente a cada empresa. De este modo, los pesos finales se utilizan en una segunda etapa para estimar el efecto medio del uso de cada tecnología sobre la productividad laboral, ponderando las observaciones de manera que las características observadas estén equilibradas entre empresas usuarias y no usuarias dentro de cada sector. Esto se realiza mediante la estimación de la ecuación de productividad utilizando estos pesos finales.

Por último, con el fin de evitar sesgos en la estimación e inducir una varianza excesiva, resulta necesario comprobar la distribución de la probabilidad predicha entre el grupo de tratamiento y de control. Dado que el ATE requiere que la población de estudio sea elegible para conformar el grupo de tratamiento, debe compararse la distribución del *propensity score* (la probabilidad predicha de que una empresa sea usuaria de IA) entre ambos grupos. Si la distribución es comparable, la aplicación del ATE está fundamentada siempre que no existan valores extremos en las distribuciones (Cunningham, 2021). En concreto, estos valores extremos podrían sesgar el estimador e inducir una varianza excesiva, dado que los pesos obtenidos a través de la metodología IPW podrían volverse excesivamente grandes, lo que daría lugar a estimaciones inestables (Avagyan & Vansteelandt, 2018).

Selección muestral

El análisis se basa únicamente en empresas que figuran, como mínimo, en tres ediciones consecutivas de la ETICCE. Esta condición es necesaria para poder observar, de manera secuencial, la adopción de tecnologías de inteligencia artificial (registrada en el año t , y recogida en la edición y), las características iniciales de las empresas (observadas en $t-1$, y recogida en la edición y) y la productividad laboral

posterior (medida en $t+1$, y recogida en la edición $y+2$), como se detallaba en la sección de datos [11](#).

Este diseño implica ciertas limitaciones. Como se describía en la sección de datos, las empresas que cumplen este requisito están sobrerrepresentadas por compañías de gran tamaño (250 o más personas asalariadas), lo que puede introducir sesgos de selección y limitar la generalización de los resultados al conjunto del tejido empresarial (véase **Tabla 8** en el Anexo 4). Por último, al igual que en el análisis anterior, la muestra se restringe a empresas no usuarias de la tecnología analizada en su año de entrada, y se excluyen las microempresas por su escasa presencia en más de una ola.

RESULTADOS

A continuación, se presentan los resultados derivados de las estimaciones. Los modelos se estiman por OLS y por IPW para comprobar si la magnitud de los coeficientes es relativamente estable. Antes de mostrar los resultados, se analiza la distribución de las probabilidades de tratamiento predichas para el grupo de tratamiento y de control, respectivamente, con el fin de comprobar la ausencia de valores extremos, como se detallaba en la metodología. La **Figura 14** del Anexo 6 muestra que esta condición se cumple razonablemente, especialmente en el modelo relacionado con el uso de al menos una tecnología de IA. En cambio, en algunos modelos específicos se detecta cierto riesgo de valores extremos. Por

11. Esto implica que se seleccionan empresas entrantes en 2020-21 y 2021-22. Esto podría introducir ciertos sesgos derivados de la COVID-19. No obstante, los niveles de productividad corresponden a años posteriores a la pandemia con el fin de mantener un espacio temporal suficiente entre la variable dependiente y la de interés (adquisición de la IA). Asimismo, en lo que respecta a la variable de interés, la información recogida se refiere al primer trimestre del año en el que se realiza la encuesta. En este caso, el primer año es 2021, un año tras el comienzo de la pandemia. En suma, no se espera que el momento temporal introduzca sesgos importantes en los resultados.

ello, los resultados obtenidos mediante OLS servirán como referencia complementaria para contrastar la robustez de las estimaciones.

Los resultados muestran que algunas tecnologías de IA pueden tener efectos muy positivos en la productividad laboral, incluso en el corto plazo. Como se observa en la **Tabla 4**

y en la **Figura 2**, las empresas que declaran utilizar al menos una tecnología de IA presentan niveles de productividad laboral aproximadamente 24 puntos logarítmicos (o 27%) superiores, en promedio, en comparación con aquellas que no la utilizan ¹². Este efecto es robusto tanto en los modelos OLS como en los estimados con ponderación por IPW.

TABLA 4. Efectos de la IA en la productividad laboral, modelo OLS e IPW

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
Modelo OLS	0.248*** (0.0816)	0.104 (0.120)	0.0209 (0.127)	0.114 (0.138)	0.165 (0.117)	0.391*** (0.0887)	0.292*** (0.0830)	0.523*** (0.131)
Modelo IPW	0.238** (0.108)	0.256 (0.197)	-0.143 (0.175)	0.103 (0.156)	-0.0299 (0.158)	0.560*** (0.161)	0.176 (0.110)	0.278** (0.136)
R ²	0.338	0.361	0.398	0.424	0.316	0.346	0.339	0.413
Observaciones	3,414	4,479	4,547	4,656	4,318	4,204	4,179	4,666

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

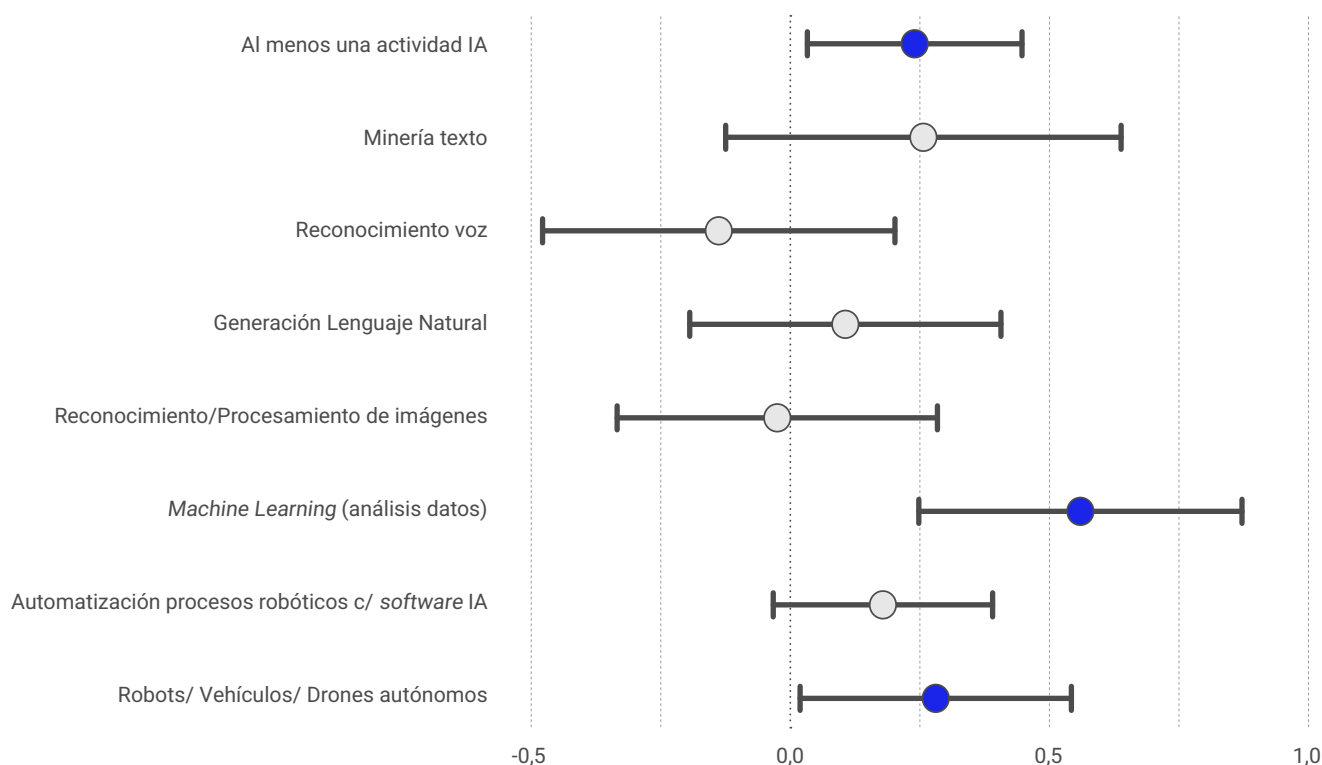
Nota: Se muestran los coeficientes asociados a la variable (log) productividad del trabajo. Asimismo, los modelos controlan por el tamaño de las empresas, la comunidad autónoma, el sector de actividad, y el año correspondiente. El R² y el número de observaciones se refieren a los modelos IPW. Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05. *p<0.1.

12. Esta transformación a porcentaje proviene del siguiente cálculo: $100 \cdot (\exp(0.24) - 1)$.

13. Este rango varía en función del número de tecnologías avanzadas utilizadas.

14. Para comprobar la estabilidad de los coeficientes, se repiten las estimaciones limitando la muestra a empresas que figuran en las cuatro olas, de modo que se pueda contar con dos observaciones para cada empresa. En este caso, la significatividad de los coeficientes se mantiene estable salvo en el caso de los robots, vehículos y drones autónomos, donde el coeficiente deja de ser significativo. Asimismo, las magnitudes de los coeficientes se reducen ligeramente. No obstante, estos resultados pueden tener ciertos sesgos dada la pérdida muestral derivada de esta restricción, así como los sesgos de representatividad que se podrían introducir.

Este resultado se alinea con la literatura reciente. En concreto, Acemoglu et al. (2022) estiman que las empresas que adoptan múltiples tecnologías avanzadas presentan niveles de productividad laboral entre un 6,5% y un 21,1% superiores, en comparación con las no adoptantes ¹³. A pesar de que su ejercicio sea correlacional y no se limite únicamente a la IA, estos resultados sirven como aproximación para la comparación con los aquí

FIGURA 2. Efectos de la IA en la productividad laboral, modelo IPW

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: Cada fila representa un modelo distinto, en el que la variable dependiente es el logaritmo de la productividad laboral. La variable independiente de interés corresponde a la tecnología de inteligencia artificial indicada en el eje vertical. El punto refleja la magnitud del coeficiente estimado, y las líneas horizontales representan el intervalo de confianza al 95%. Todos los modelos controlan por el tamaño de las empresas, la comunidad autónoma, el sector de actividad, y el año correspondiente. En azul, los efectos estadísticamente significativos, según los datos de la **Tabla 4**. En gris, los estadísticamente no significativos.

mostrados. Asimismo, los autores incluyen un ejercicio adicional con una serie de tecnologías avanzadas incluidas simultáneamente en la ecuación. Si bien algunas de ellas ayudan a explicar los aumentos en la productividad laboral de las empresas, otras, incluidas la IA, no tienen efectos significativos. Una posible explicación de esta diferencia es que, en el caso de Acemoglu *et al.* (2022), los datos corresponden al periodo 2016–2018, cuando los efectos de la IA todavía podían no haberse materializado plenamente. De hecho, los autores apuntan que los efectos de la IA podrían requerir más tiempo para aflorar, lo que es coherente con sus conclusiones anteriores (Acemoglu *et al.*, 2020). En contraste, nuestro análisis se basa en datos más recientes

(2020–2024), en los que es más probable que se observen efectos visibles sobre la productividad, especialmente en empresas que ya han superado las primeras fases de adopción.

El *machine learning* para el análisis de datos es la actividad que más aumenta la productividad laboral de las empresas, seguido de las tecnologías que permiten el movimiento físico de las máquinas a través de decisiones autónomas basadas en la observación del entorno (robots autónomos, vehículos autónomos, drones autónomos). Los resultados sugieren que el impacto de estas dos tecnologías es elevado, pudiendo aumentarla en más del 70%. En el caso de la segunda tecnología, los efectos se sitúan cerca del 30% (modelo IPW) ¹⁴.



En cambio, el uso de ciertas tecnologías de IA no tiene un impacto significativo, a corto plazo, en la productividad laboral. Este es el caso de tecnologías que convierten el lenguaje hablado en formato legible por máquina, tecnologías que generan lenguaje escrito o hablado, o tecnologías que identifican objetos o personas en función de imágenes o videos, entre otras. Como se mencionaba anteriormente, esto podría deberse a diferentes razones, como la limitación temporal (los efectos analizados se refieren al corto plazo) o la importancia de un potencial uso conjunto de algunas tecnologías para favorecer la productividad laboral de las empresas.

Una posible explicación del impacto positivo de ciertas tecnologías de IA sobre la productividad laboral, incluso a corto plazo, radica en el tipo de funciones que automatizan o potencian dentro de la empresa. En particular, el uso de algoritmos de *machine learning* para el análisis de datos permite transformar grandes volúmenes de información en conocimiento procesable, mejorando la toma de decisiones, la personalización de productos y la eficiencia operativa. Esto representa un salto cualitativo frente a sistemas más tradicionales. Por su parte, las tecnologías que automatizan el movimiento físico de las máquinas —como los robots, vehículos o drones autónomos— sustituyen tareas manuales o repetitivas con alta precisión y sin interrupciones, lo que se traduce en importantes ganancias de productividad, especialmente en sectores industriales o logísticos. A diferencia de otras aplicaciones de IA más orientadas a la interfaz con el usuario (como el reconocimiento de voz o imagen), estas tecnologías tienden a integrarse directamente en los procesos productivos, pudiendo generar mejoras más tangibles en el corto plazo.

CONCLU SIONES Y RECOMEN DACIONES



El desigual ritmo de adopción de tecnologías de inteligencia artificial plantea importantes retos ante el rezagado ritmo de crecimiento de la productividad que experimentan países como España. Este informe constata que estas tecnologías pueden tener un impacto muy positivo en la productividad laboral de las empresas, pero muchas están aún lejos de adoptar este tipo de tecnologías. En concreto, las empresas de menor tamaño y con menor productividad laboral tienen menor probabilidad de adoptar este tipo de tecnologías, lo cual agranda la brecha en la productividad entre las empresas.

En este sentido, si bien la irrupción de estas tecnologías podría suponer una amenaza para el avance de ciertas empresas, se presenta también una oportunidad para que aquellas más vulnerables puedan progresar con la ayuda de estas tecnologías avanzadas. Ante estos resultados, se presentan una serie de políticas públicas que podrían ayudar a avanzar en esta dirección.

Ante el presente diagnóstico, resulta prioritario diseñar políticas específicas orientadas a facilitar la transición digital de las pymes. Una primera línea de actuación debería centrarse en reducir las barreras de percepción identificadas en la literatura (Oldemeyer *et al.*, 2025), como la creencia de que la IA no es aplicable a su modelo de negocio o que su adopción resulta excesivamente compleja o costosa (Husson *et al.*, 2021). La comunicación de casos de uso exitosos, en empresas comparables en tamaño y sector, puede ser una herramienta especialmente eficaz. Para ello, las plataformas de intercambio de experiencias, impulsadas desde asociaciones empresariales, cámaras de comercio o universidades, pueden desempeñar un papel relevante en este sentido. Otra línea de actuación podría centrarse en la transición de microempresas hacia empresas de mayor dimensión, un reto en el actual contexto español,

donde las microempresas absorben un quinto del empleo total. Dicha transición podría favorecer entornos de adopción de IA y otras tecnologías avanzadas. Asimismo, el fomento de la inversión en activos intangibles, apoyado por tecnologías avanzadas como la IA, podría acarrear mejoras sustanciales en la productividad de las empresas (Fieldhouse & Mertens, 2025).

A nivel nacional y europeo se han desplegado múltiples iniciativas para impulsar el desarrollo y la adopción de la inteligencia artificial, especialmente entre *startups* y pymes. En el ámbito europeo, destaca el reciente paquete de medidas de la Comisión Europea para acompañar la implementación del AI Act, que incluye el acceso preferente a supercomputadores, el apoyo financiero a través de programas como Horizon Europe o Digital Europe, y la creación de espacios comunes de datos y redes como los AI Factories y la iniciativa GenAI4EU. Otras medidas en el marco del AI Act incluyen la implementación de las AI Sandboxes, que ofrecen un entorno controlado que fomenta la innovación y permite desarrollar, entrenar, testar y validar sistemas de IA durante un periodo limitado antes de su salida al mercado, conforme a un plan acordado entre las empresas y las autoridades competentes. Estos entornos pueden incluir pruebas en condiciones reales bajo supervisión. Las sandboxes contemplan un acceso preferente para pymes y *start-ups*, lo que facilita su experimentación y representa una oportunidad para no dejar atrás a estas empresas con menor infraestructura en este proceso de transformación.

En el caso de España, destacan iniciativas como el Kit Digital, orientado a facilitar la adopción de soluciones tecnológicas por parte de pymes y autónomos, mediante ayudas directas financiadas con fondos europeos (véase Maudos Villarroya *et al.*, 2024, e informes previos impulsados desde la Fundación Cotec para el seguimiento de los Fondos NextGenerationEU). Esta política forma

parte del conjunto de medidas incluidas en la Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial, que también contempla el desarrollo de modelos de lenguaje propios (ALIA), la reserva de recursos de supercomputación para empresas, y programas de formación en competencias digitales. Si bien este marco resulta prometedor, es necesario evaluar rigurosamente qué iniciativas están teniendo mayor impacto en la adopción efectiva de la IA y en la mejora de la productividad empresarial, para poder escalar las más efectivas y redirigir los esfuerzos allí donde aún exista margen de mejora.

Más allá de las propias empresas, la adopción de tecnologías de inteligencia artificial requiere contar con una fuerza laboral capacitada para su implementación. Encuestas como la ETICCE o el Informe de Economía Digital de la Fundación Cotec (Benages *et al.*, 2025) revelan una dificultad generalizada para contratar perfiles tecnológicos, una barrera que afecta tanto a pequeñas como a grandes empresas. Este desajuste entre la oferta y la demanda de competencias digitales representa un freno importante para el despliegue efectivo de la IA en el tejido productivo. Ante este contexto, resulta prioritario reorientar los sistemas de formación profesional, educación superior y políticas activas de empleo hacia la adquisición

de habilidades complementarias a la inteligencia artificial. Estas competencias deben facilitar no solo el desarrollo de nuevas tareas asociadas a estas tecnologías, sino también la actualización y el reciclaje del capital humano ya existente (Acemoglu *et al.* 2023). El reciclaje profesional puede impulsarse desde las propias empresas. Algunas grandes compañías ya han integrado el *reskilling* en su estrategia, creando itinerarios internos de formación hacia nuevos perfiles digitales o promoviendo plataformas que conectan competencias actuales con necesidades futuras. Estas experiencias pueden servir de inspiración para pymes que, aunque con menor capacidad de inversión, pueden adaptar enfoques similares a menor escala o en colaboración con agentes externos. Para ello, resulta clave identificar habilidades adyacentes, implicar a los mandos intermedios en la promoción del cambio y facilitar la formación dentro del propio entorno laboral.

En definitiva, la integración de las tecnologías de inteligencia artificial requiere actuar tanto sobre la oferta como sobre la demanda de trabajo. La coordinación entre administraciones públicas, el tejido empresarial y el sistema educativo será clave para facilitar este proceso y evitar que las empresas con mayores dificultades queden rezagadas.

**RE
FEREN
CIAS**



- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3–30.
<https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188–2244.
<https://doi.org/10.1086/705716>
- Acemoglu, D., Anderson, G. W., Beede, D. N., Buffington, C., Childress, E. E., Dinlersoz, E., Foster, L. S., Goldschlag, N., Haltiwanger, J. C., Kroff, Z., Restrepo, P., & Zolas, N. (with National Bureau of Economic Research). (2022). *Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey*. National Bureau of Economic Research.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2022). Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality. *Econometrica*, 90(5), 1973–2016.
<https://doi.org/10.3982/ECTA19815>
- 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.
<https://doi.org/10.1093/qje/qjaa004>
- Avagyan, V. & Vansteelandt, S. (2018). Stable inverse probability weighting estimation for longitudinal series. *Scandinavian Journal of Statistics*, 48(3), 1046–1067.
<https://doi.org/10.1111/sjos.12542>
- Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
<https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>
- Benages, E., Fernández de Guevara, J., & Hernández, L. (2025). La economía digital en España. Avances y retos por regiones y sectores Informe 2025. Cotec-lvie. Disponible en:
<https://cotec.es/proyectos-cpt/la-economia-digital-en-espana-2/>
- Camiña, E., Díaz-Chao, Á., & Torrent-Sellens, J. (2020). Automation technologies: Long-term effects for Spanish industrial firms. *Technological Forecasting and Social Change*, 151, 119828.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119828>
- Cunningham, S. (2021). *Causal Inference: The Mixtape*. Yale University Press.
<https://doi.org/10.2307/j.ctv1c29t27>
- Czarnitzki, D., Fernández, G. P., & Rammer, C. (2023). Artificial intelligence and firm-level productivity. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 211, 188–205.
<https://doi.org/10.1016/j.jebo.2023.05.008>
- Damioli, G., Van Roy, V., & Vertesy, D. (2021). The impact of artificial intelligence on labor productivity. *Eurasian Business Review*, 11(1), 1–25.
<https://doi.org/10.1007/s40821-020-00172-8>
- DuGoff, E. H., Schuler, M., & Stuart, E. A. (2014). Generalizing Observational Study Results: Applying Propensity Score Methods to Complex Surveys. *Health Services Research*, 49 (1), 284–303.
<https://doi.org/10.1111/1475-6773.12090>
- Eden, M., & Gaggl, P. (2018). On the welfare implications of automation. *Review of Economic Dynamics*, 29, 15–43.
<https://doi.org/10.1016/j.red.2017.12.003>

- Fieldhouse, A., & Mertens, K. (2025). The Social Returns to Public R&D (w33780; p. w33780). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w33780>
- Husson, D., Holland, A., Fathi, M., & Arteaga Sanchez, R. (2021). Analysis and illustration of the practical impact of Artificial Intelligence and Intelligent Personal Assistants on business processes in small- and medium-sized service enterprises. *2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 3303–3310. <https://doi.org/10.1109/smc52423.2021.9659298>
- INE (2024). Encuesta sobre el uso de Tecnologías de la Información y de las Comunicaciones y del Comercio Electrónico en las Empresas. Metodología. Disponible en: https://www.ine.es/daco/daco42/comele/meto_etice.pdf
- Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. (2021). Robots and Firms. *The Economic Journal*, 131(638), 2553–2584. <https://doi.org/10.1093/ej/ueab009>
- Mas, M., Quesada, J., Benages, E., & Hernández, L. (2024). La economía intangible en España. Evolución y distribución por territorios y sectores (1995-2023). Cotec-Ivie. Disponible en: <https://cotec.es/informes/informe-economia-intangible-2024/>
- Maudos Villarroya, J., Pérez Ballester, J., & Briso de Montiano García, A. (2024). Fondos Next Generation European Union destinados a actuaciones de I+D+I y digitalización. Cotec-Ivie. Disponible en: <https://cotec.es/proyectos-cpt/segundo-analisis-del-monitor-nextgen/>
- Ministerio de Industria y Turismo (2024). Estructura y dinámica empresarial en España. Datos a 1 de enero de 2023. Disponible en: https://industria.gob.es/es-es/estadisticas/Estadisticas_Territoriales/Estructura-Dinamica-Empresarial-2023.pdf
- Syverson, C. (2011). What Determines Productivity? *Journal of Economic Literature*, 49(2), 326–365. <https://doi.org/10.1257/jel.49.2.326>
- Wooldridge, J. (2002). Inverse probability weighted M-estimators for sample selection, attrition, and stratification. *Portuguese Economic Journal*, 1, 117-119. <https://doi.org/10.1007/s10258-002-0008-x>
- Wooldridge, J. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data* (2nd ed.). Cambridge, MA: MIT Press.

Características de las empresas

ANEXO

01.



TABLA 5. Características de las empresas, 2021–2024 (%)

	Empresas con diez o más personas asalariadas					Empresas con 0-9 personas asalariadas				
	2020 – 2021	2021 – 2022	2022 – 2023	2023 – 2024	Media periodo	2020 – 2021	2021 – 2022	2022 – 2023	2023 – 2024	Media periodo
Personas asalariadas										
Hasta 9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
10–49	83.64	82.68	82.37	81.82	82.63	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
50–249	13.65	14.56	14.65	15.10	14.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
250 o más	2.71	2.77	2.98	3.09	2.89	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
CC. AA.										
Andalucía	13.26	13.24	13.45	13.61	13.39	15.35	15.64	15.68	16.05	15.68
Cataluña	19.70	19.41	19.30	19.45	19.47	18.84	18.86	18.88	18.73	18.83
Comunidad Valenciana	10.92	11.14	11.28	11.20	11.13	10.96	10.95	10.87	10.99	10.94
Comunidad de Madrid	17.43	16.85	17.04	17.26	17.14	16.56	16.46	16.71	16.19	16.48
País Vasco	5.55	5.72	5.55	5.54	5.59	4.12	4.02	4.06	4.15	4.09
Resto de España	33.13	33.65	33.39	32.93	33.27	34.17	34.07	33.81	33.89	33.98
Sector de actividad										
CNAE 10-18: alimentación, bebidas, tabaco, textil...	9.73	10.29	10.32	9.61	9.99	6.30	6.40	6.27	6.18	6.29
CNAE 19-23: coquerías y refino petróleo, prod. farmacéuticos, caucho...	3.71	4.01	3.91	3.74	3.84					
CNAE 24-25: Metalurgia, fabricación prod. Metálicos	4.49	4.97	4.79	4.66	4.73					

TABLA 5. [CONT.] Características de las empresas, 2021–2024 (%)

	Empresas con diez o más personas asalariadas					Empresas con 0-9 personas asalariadas				
	2020 2021	2021 2022	2022 2023	2023 2024	Media periodo	2020 2021	2021 2022	2022 2023	2023 2024	Media periodo
CNAE 26-33: prod. Informáticos, electrónico y óptico...	5.96	6.40	6.52	6.32	6.30					
CNAE 35-39: energía y agua	1.39	1.50	1.45	1.51	1.46	0.96	0.94	0.87	0.91	0.92
CNAE 41-43: construcción	14.81	14.72	15.33	15.57	15.11	17.04	17.33	17.12	16.76	17.06
CNAE 45: venta y reparación vehículos motor	3.26	3.40	3.41	3.43	3.37	3.17	3.19	3.20	3.06	3.15
CNAE 46: comercio al por mayor	13.81	12.54	11.85	12.21	12.60	8.78	8.28	8.44	7.87	8.34
CNAE 47: comercio al por menor	7.46	6.95	6.70	6.79	6.98	17.90	17.49	17.09	17.04	17.38
CNAE 49-53: transporte y almacenamiento	7.91	7.67	7.90	7.80	7.82	8.18	8.47	8.26	8.21	8.28
CNAE 55: servicios de alojamiento	3.77	2.89	2.88	3.18	3.18	1.06	1.17	1.21	1.24	1.17
CNAE 58-63: información y comunicaciones	4.52	4.82	5.04	5.22	4.90	2.93	2.91	3.21	3.01	3.02
CNAE 68: act. inmobiliarias	1.54	1.25	1.05	1.15	1.25	26.56	26.33	26.84	27.75	26.87
CNAE 69-75: act. profesion., científicas y técnicas	8.71	9.53	9.91	10.00	9.54					
CNAE 77-82: act. admin. y servicios auxiliares	8.91	9.06	8.94	8.80	8.93	7.10	7.48	7.49	7.96	7.51
Observaciones	19.527	17.392	13.394	14.182	16.124	6.484	7.604	7.443	7.086	7.154

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE).

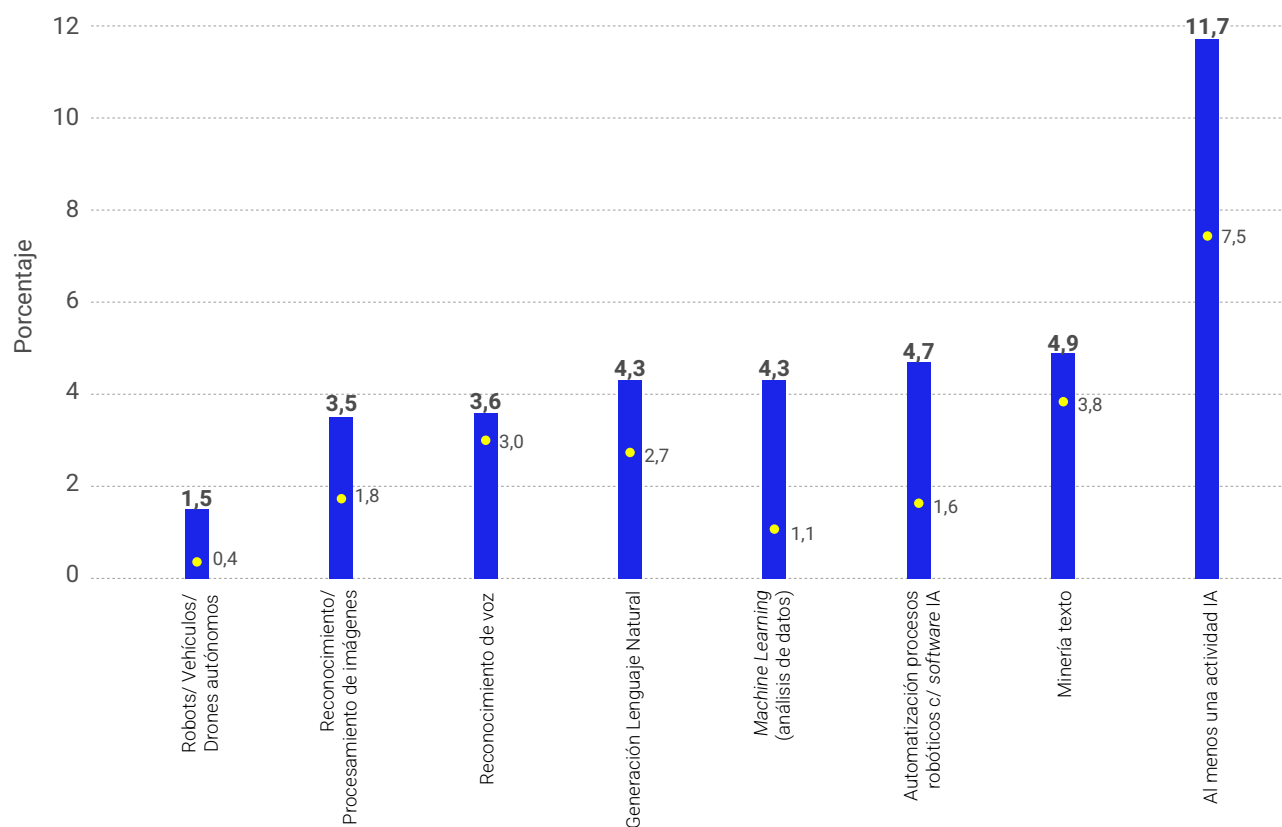
Nota: La información sobre las características de las empresas corresponde al primer año mostrado en cada columna. El segundo año se refiere al primer trimestre del año correspondiente y aplica a las variables sobre infraestructura, equipamientos y uso de TIC, no mostradas en esta tabla.

Alcance de la IA en España y por sector de actividad

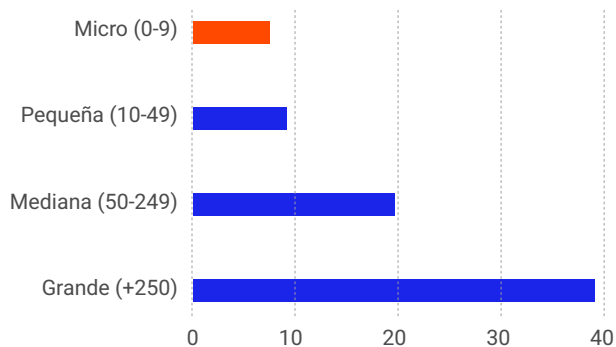
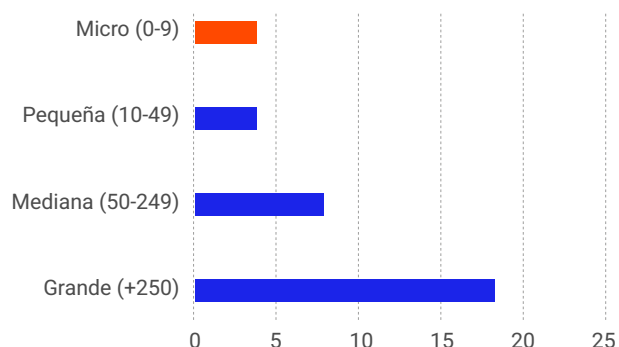
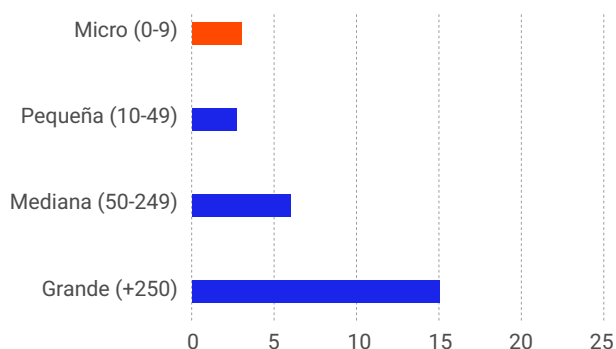
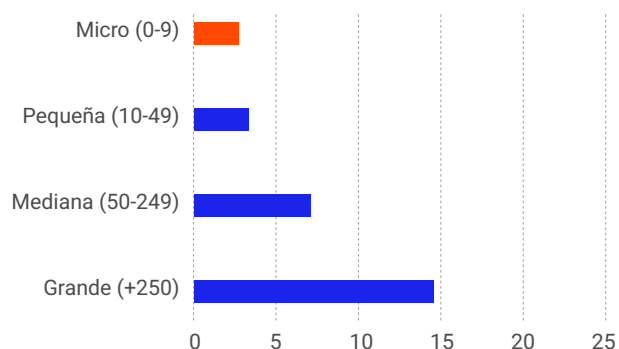
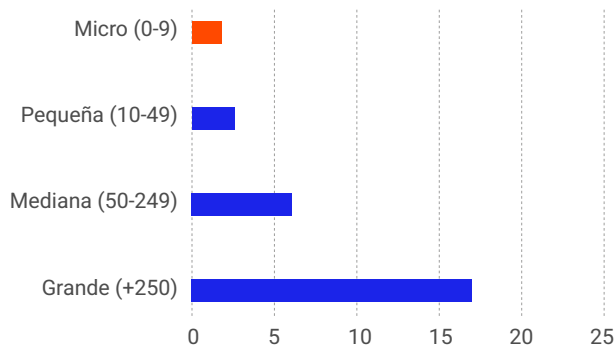
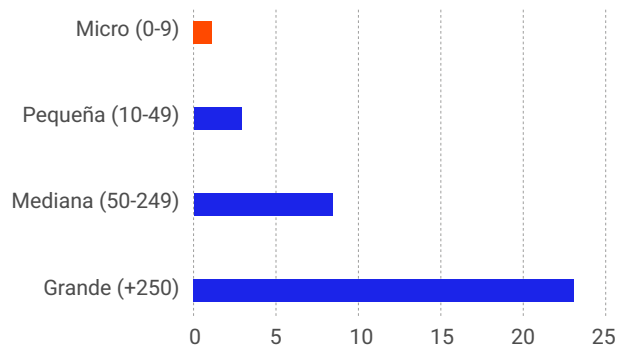
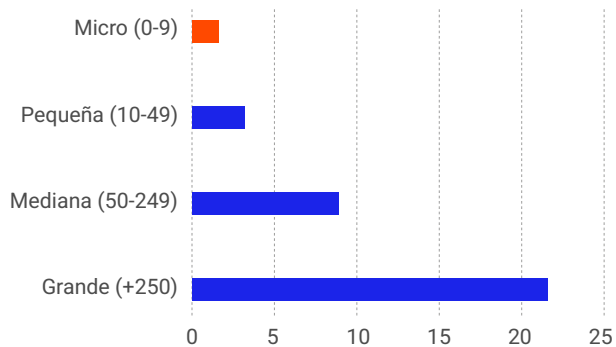
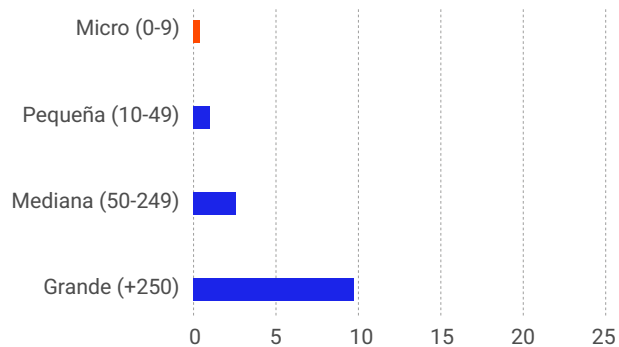
ANEXO

02.

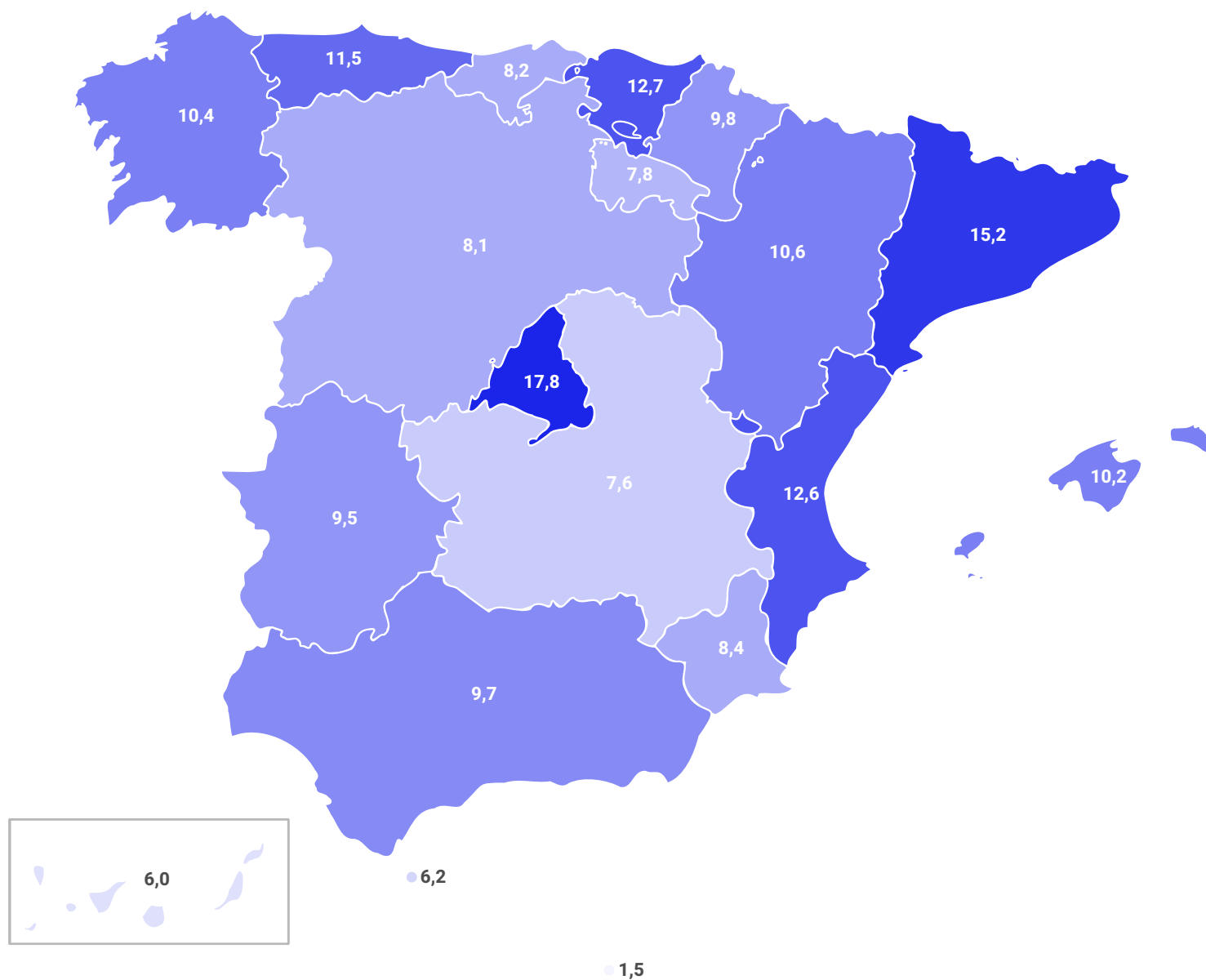


FIGURA 3. Alcance de la IA en las empresas españolas, 2023-2024 (%)**Microempresas vs resto**

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

FIGURA 4. Alcance de la IA por tamaño de empresa, 2023-2024 (%)**Al menos una actividad IA****Minería de texto****Reconocimiento de voz****Generación de lenguaje natural****Reconocimiento/Procesamiento de imágenes****Machine learning (análisis de datos)****Automatización proc. robóticos c/ software IA****Robots / Vehículos / Drones autónomos**

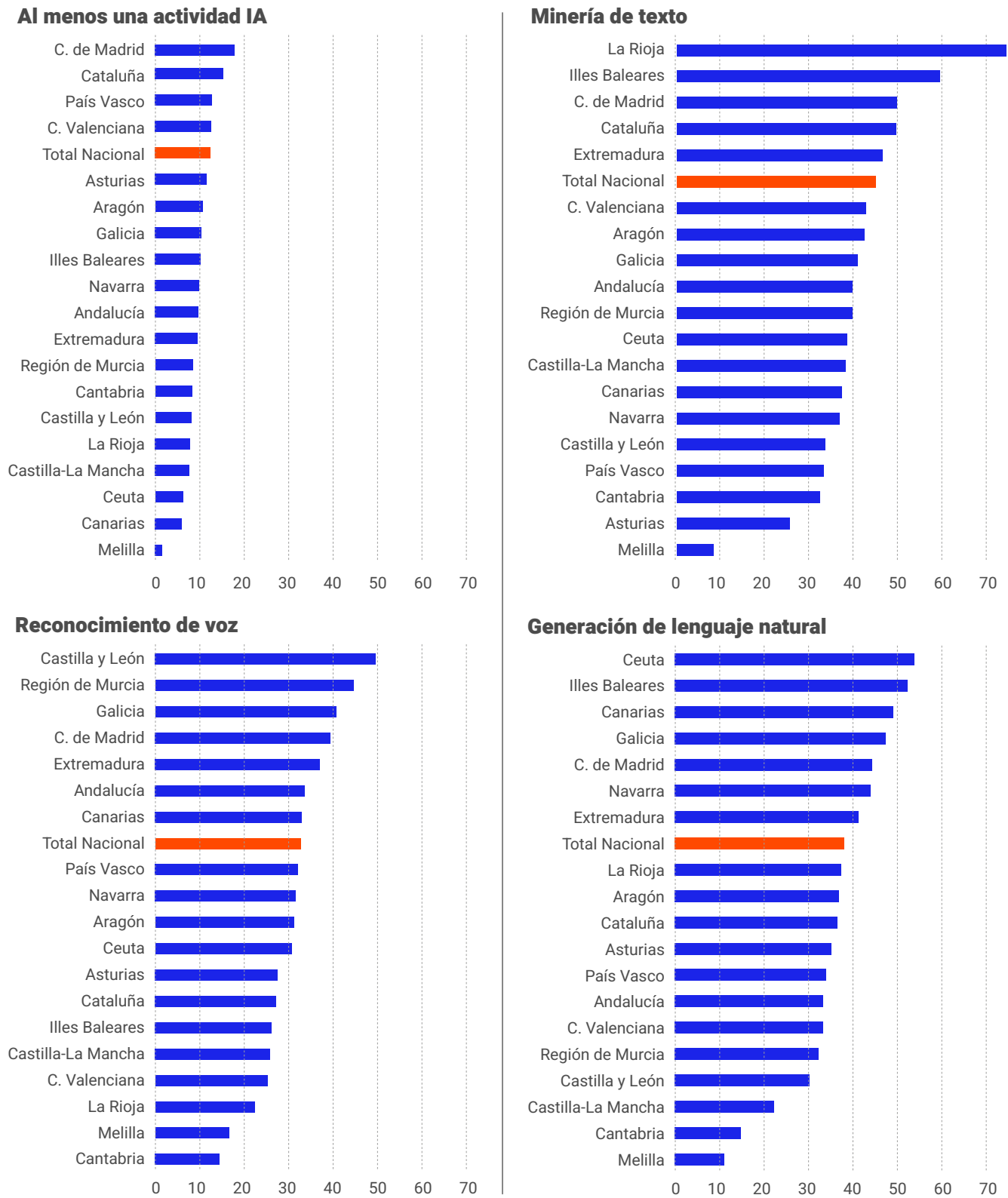
Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

FIGURA 5. Alcance de la IA por comunidades autónomas, 2023-2024 (%)

Fuente: Fuente: Elaboración propia a partir de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

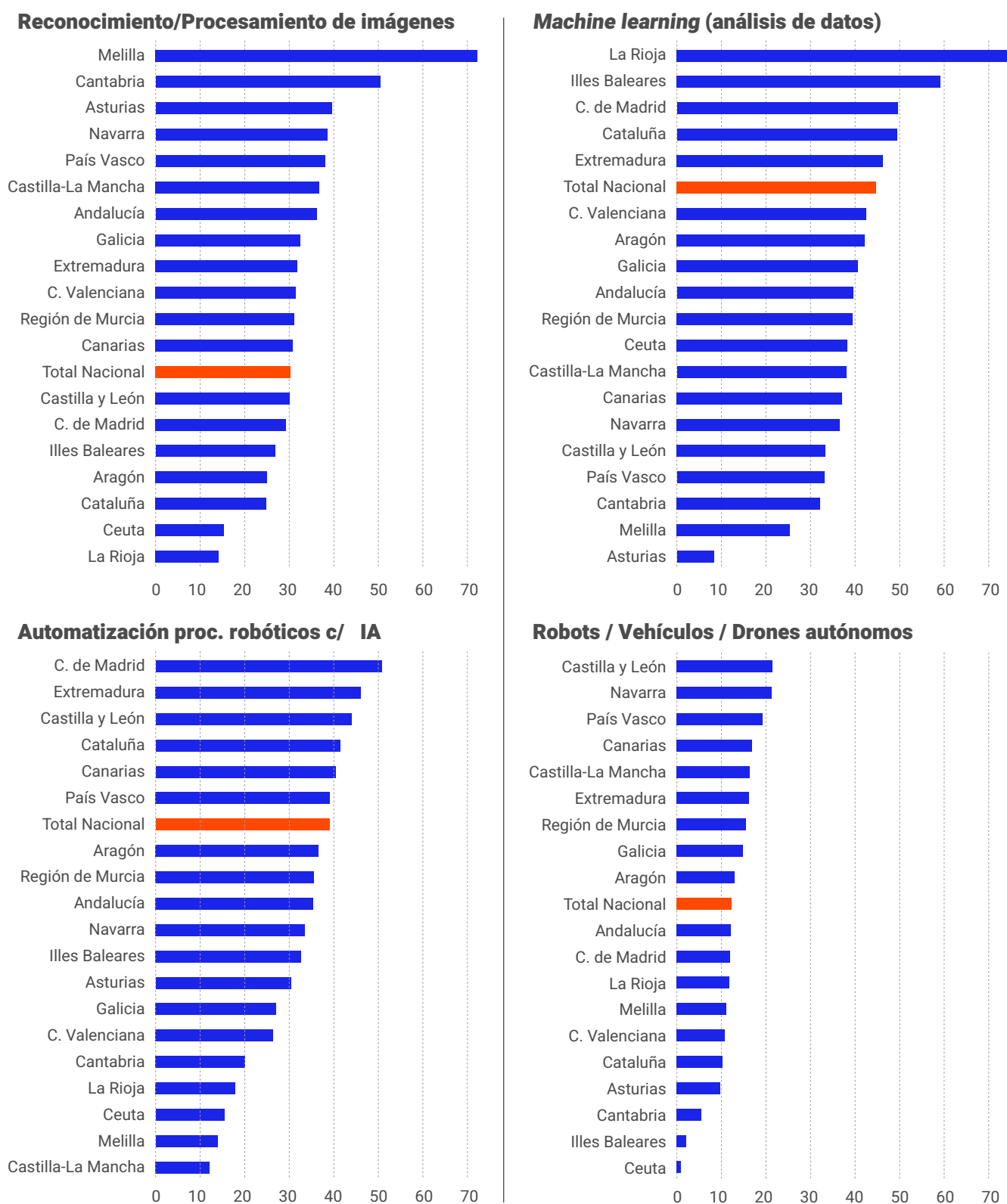
Nota: Los datos se limitan a empresas con diez o más personas asalariadas. Para Ceuta y Melilla, se muestran únicamente los valores en el mapa. 2023-2024.

FIGURA 6. Alcance por tipo de tecnología de IA y comunidades autónomas, 2023-2024 (%)



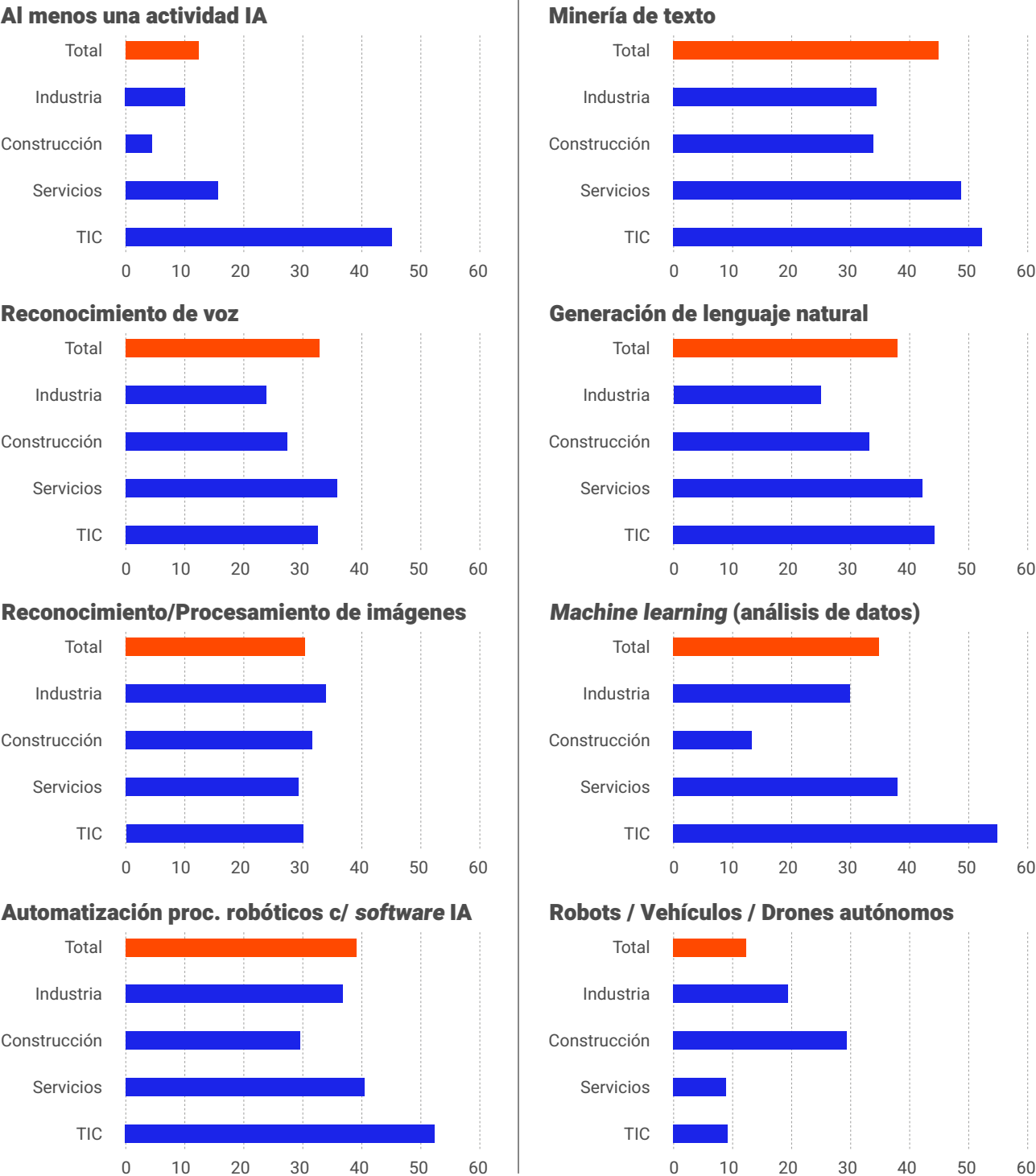
Fuente: Elaboración propia a partir de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

Nota: Información tomada de los datos publicados por el INE al ofrecer mayor desagregación de CC. AA. respecto a los microdatos. Pueden existir ligeras discrepancias respecto a los microdatos por la

FIGURA 6. [CONT.] Alcance por tipo de tecnología de IA y comunidades autónomas, 2023-2024 (%)

definición de unidad legal de empresa. Todos los datos se refieren a empresas con diez o más personas asalariadas. Excepto el primer gráfico, que se calcula sobre el total de empresas de cada CC. AA., los gráficos restantes se calculan sobre el total de empresas que usan IA en cada CC. AA. 2023-2024.

FIGURA 7. Alcance por tipo de tecnología de IA y sector de actividad, 2023-2024 (%)



Fuente: Elaboración propia a partir de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

Nota: Información tomada de los datos publicados por el INE. Todos los datos se refieren a empresas con 10 o más personas asalariadas. Industria incluye los códigos CNAE 10-39; construcción, CNAE 41-43; servicios, CNAE 45-82, excluidas CNAE 56: servicios de comidas y bebidas, y financieras; y sector TIC, 261-264, 268, 465, 582, 61, 6201, 6202, 6203, 6209, 631, 951. Excepto el primer gráfico, que se calcula sobre el total de empresas de cada sector, los gráficos restantes se calculan sobre el total de empresas que usan IA en cada uno de los sectores. 2023-2024.

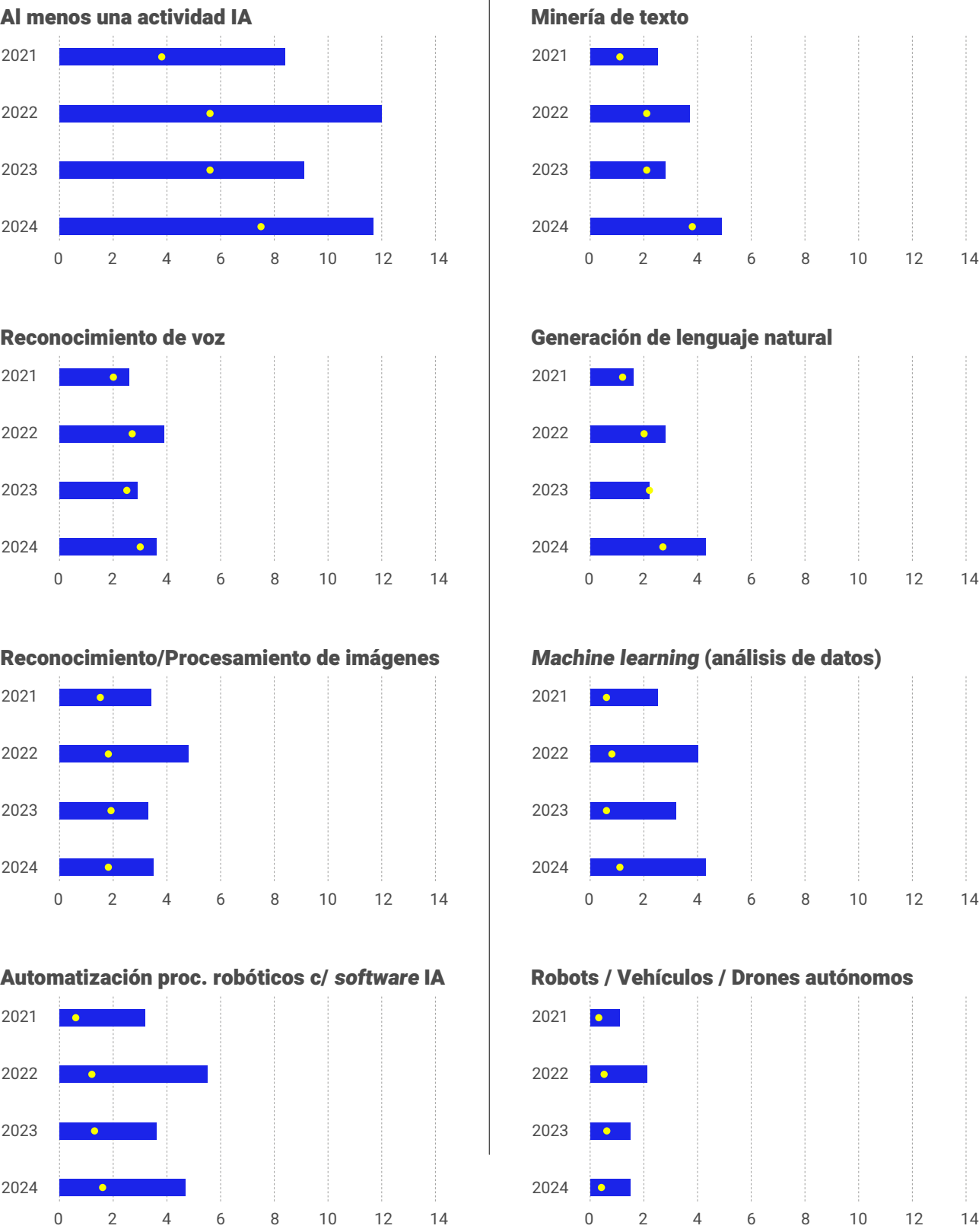
TABLA 6. Uso combinado de las tecnologías de IA en las empresas, 2023-2024 (%)

Proporción empresas que utilizan tecnología Y (columna) condicional a usar X (fila)							
	Minería de texto	Reconoc. voz	Generac. lenguaje natural	Reconoc./ Proc. Imágs.	Machine Learning	Automatizac. proc. Robóticos software IA	Robots/ Vehículos/ Drones autón,
Minería de texto	100.0	40.3	51.2	31.8	46.5	43.3	13.2
Reconoc. voz	55.0	100.0	64.1	37.4	41.3	41.9	14.9
Generación lenguaje natural	58.6	53.7	100.0	36.0	40.0	40.5	13.8
Reconoc /Proc. Imágenes	43.7	37.6	43.2	100.0	49.0	48.1	20.9
Machine Learning	52.2	33.9	39.2	40.1	100.0	60.5	18.0
Automatizac. proc. robóticos software IA	45.2	32.1	37.0	36.6	56.3	100.0	20.0
Robots/ Vehículos/ Drones autón,	43.3	36.0	39.6	50.2	52.8	63.1	100.0
Tasa incondicional	4.9	3.6	4.3	3.5	4.3	4.7	1.5

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), ola 2023-24.

Nota: La información se refiere únicamente a empresas con diez o más personas asalariadas.

FIGURA 8. Alcance de la IA, 2021–2024. (%) **Microempresas** vs **resto**



Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), olas 2020–2021 hasta 2023–2024.

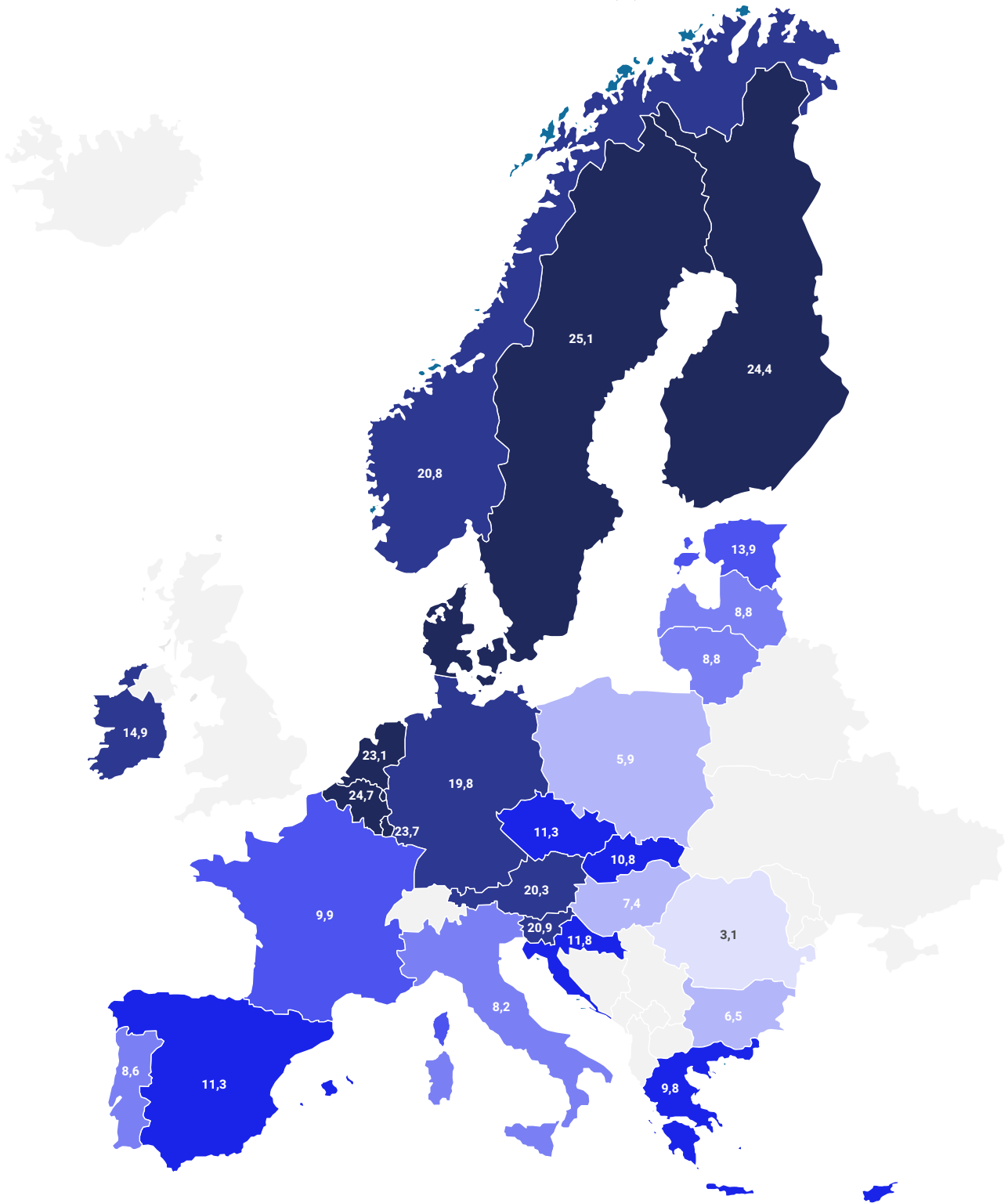
Alcance de la IA en países europeos y por sector de actividad

ANEXO

03.

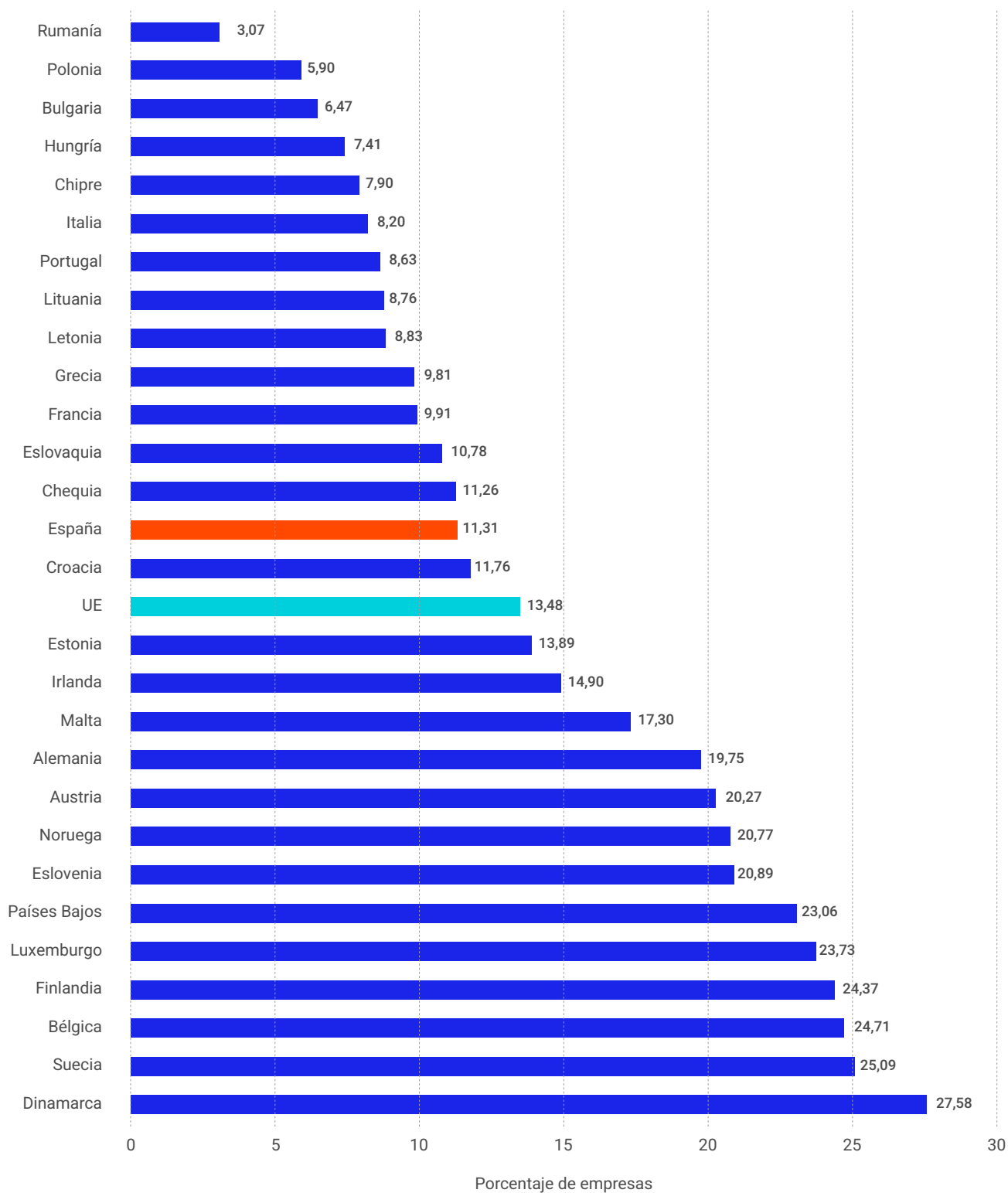


FIGURA 9. Alcance de la IA en varios países europeos, 2024 (%)



Fuente: Elaboración propia a partir de Eurostat (Estadísticas de la economía y la sociedad digitales).

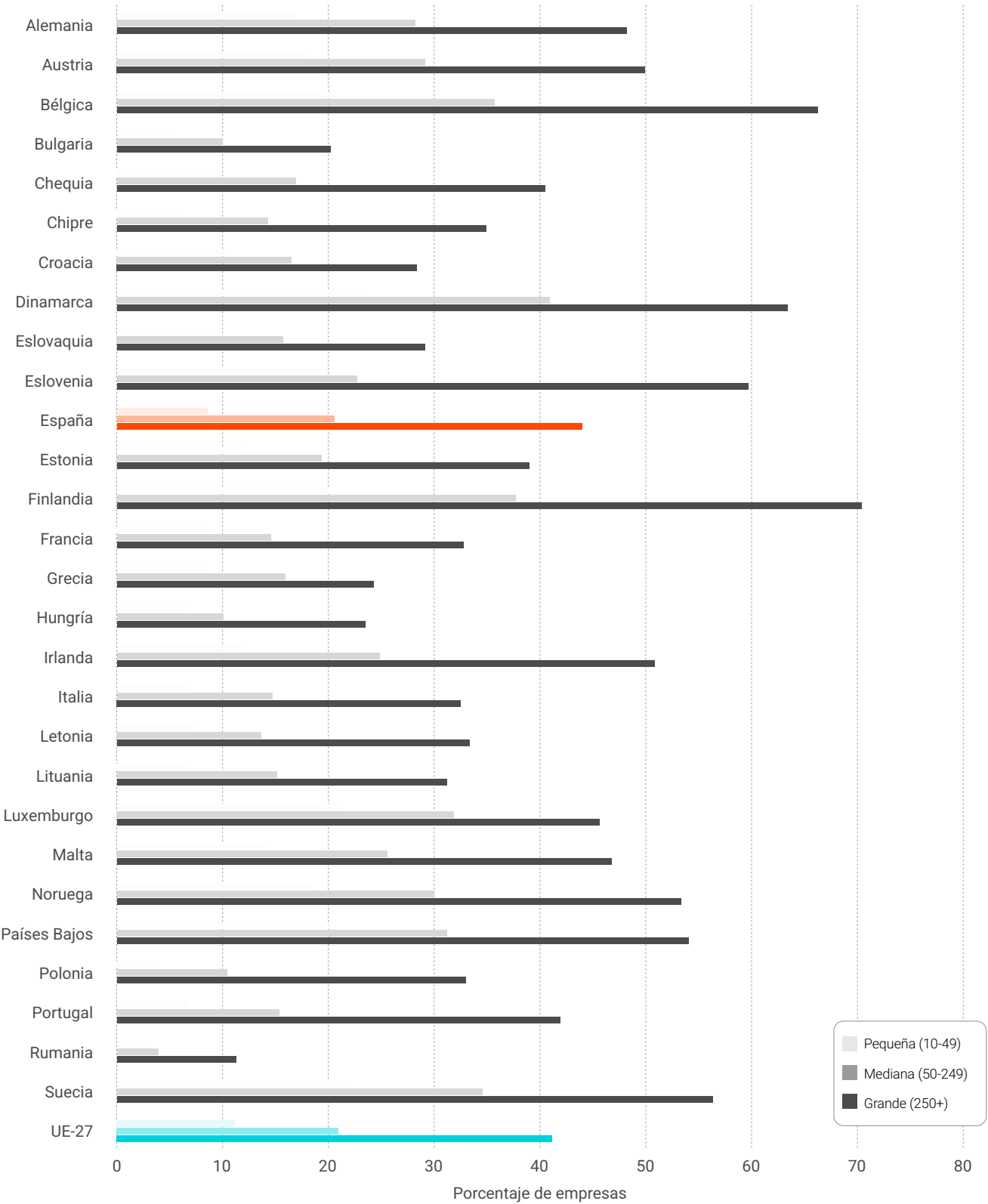
Nota: Los datos se limitan a empresas con 10 o más personas asalariadas. Se muestra el porcentaje de empresas que utiliza, como mínimo, una tecnología de IA. Para España, las ligeras discrepancias respecto a las cifras anteriores se deben a la definición de unidad legal de empresa. 2023-2024.

FIGURA 10. Alcance de la IA, países europeos (2024) (%)

Fuente: Elaboración propia a partir de Eurostat (Estadísticas de la economía y la sociedad digitales).

Nota: Solo se incluyen empresas con diez o más personas asalariadas. El gráfico muestra el porcentaje de empresas que utiliza, como mínimo, una de las diferentes tipologías de IA consideradas en la encuesta.

FIGURA 11. Alcance de la IA por tamaño de empresa, países europeos (2024) (%)



Fuente: Elaboración propia a partir de Eurostat (Estadísticas de la economía y la sociedad digitales).

Nota: Solo se incluyen empresas con diez o más personas asalariadas. El gráfico muestra el porcentaje de empresas que utiliza, como mínimo, una de las diferentes tipologías de IA consideradas en la encuesta.

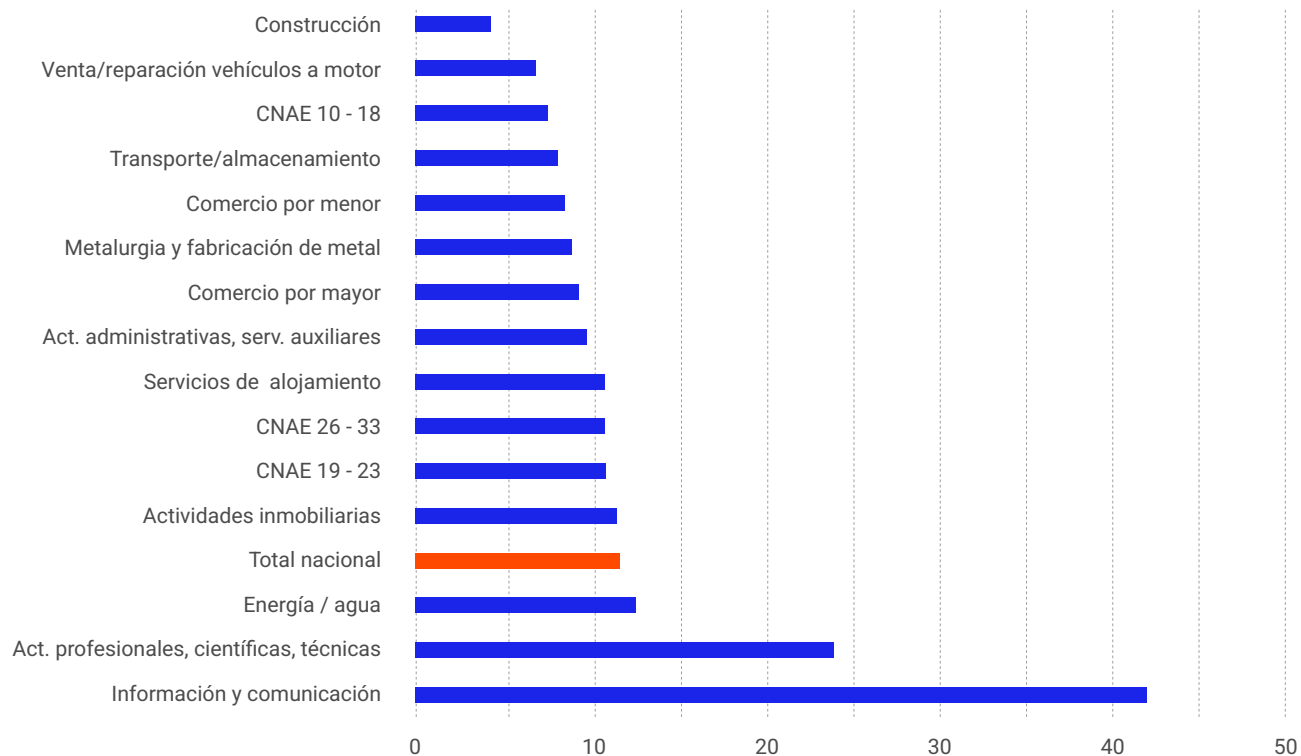
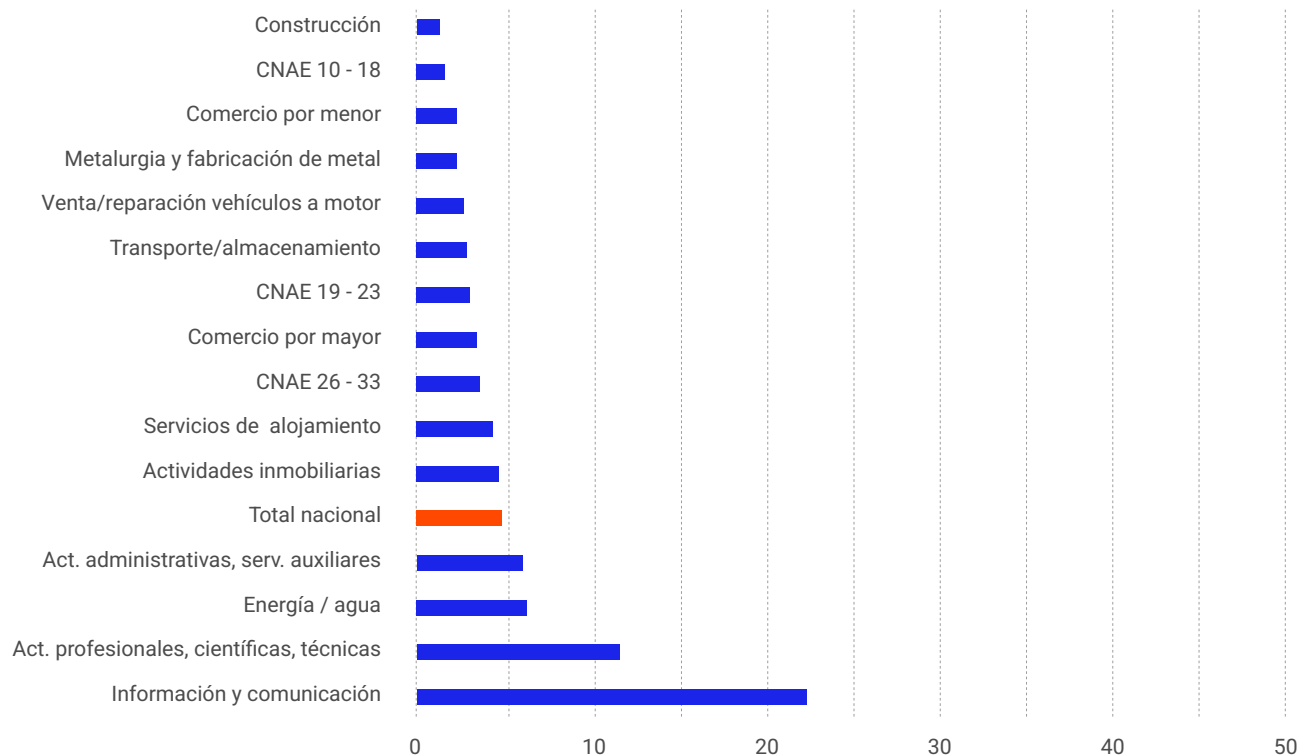
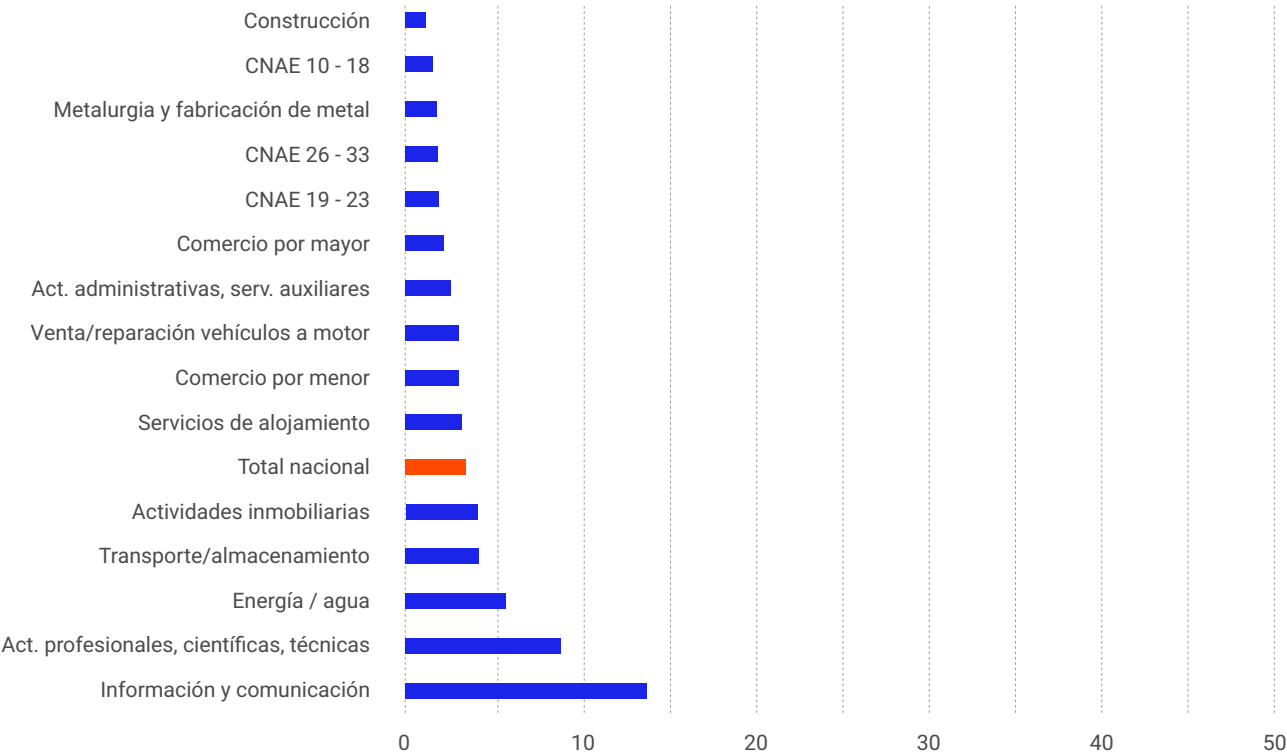
FIGURA 12. Alcance de la IA por sector de actividad, 2024 (%)**Al menos una actividad IA****Minería de texto**

FIGURA 12. [CONT.] Alcance de la IA por sector de actividad, 2024 (%)

Reconocimiento de voz



Generación de lenguaje natural

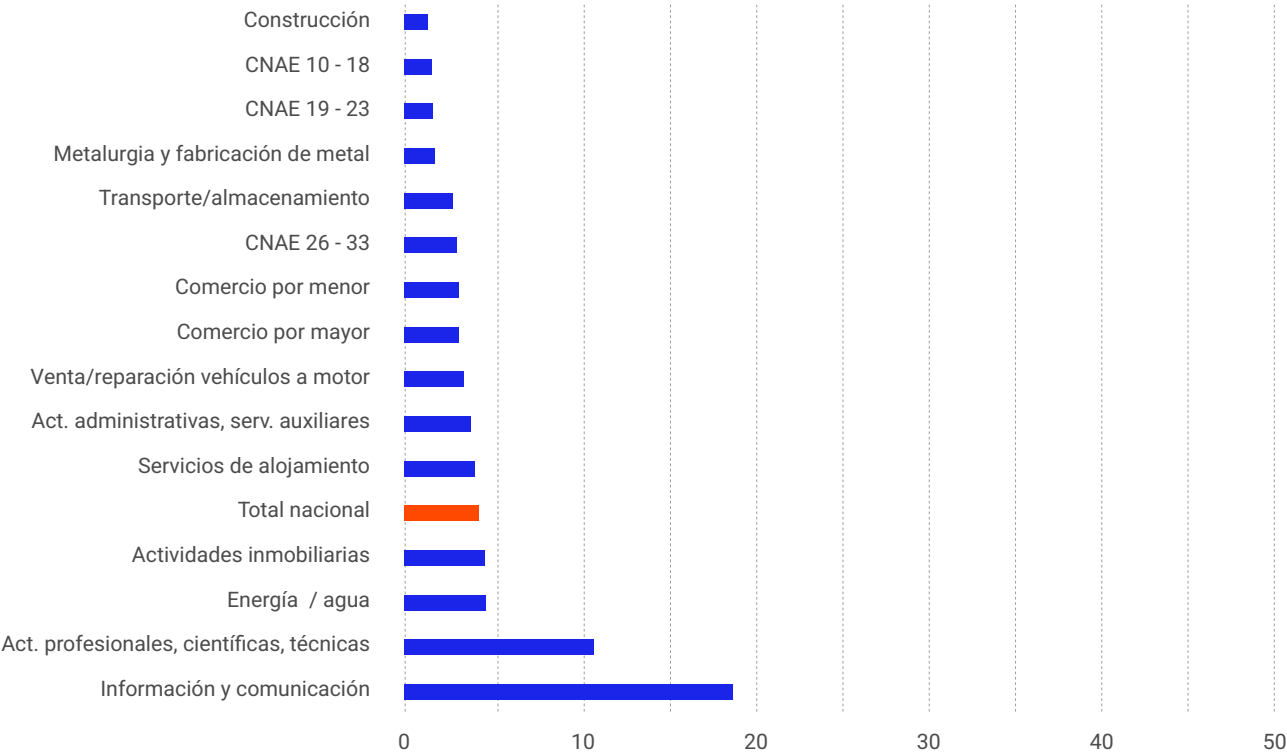
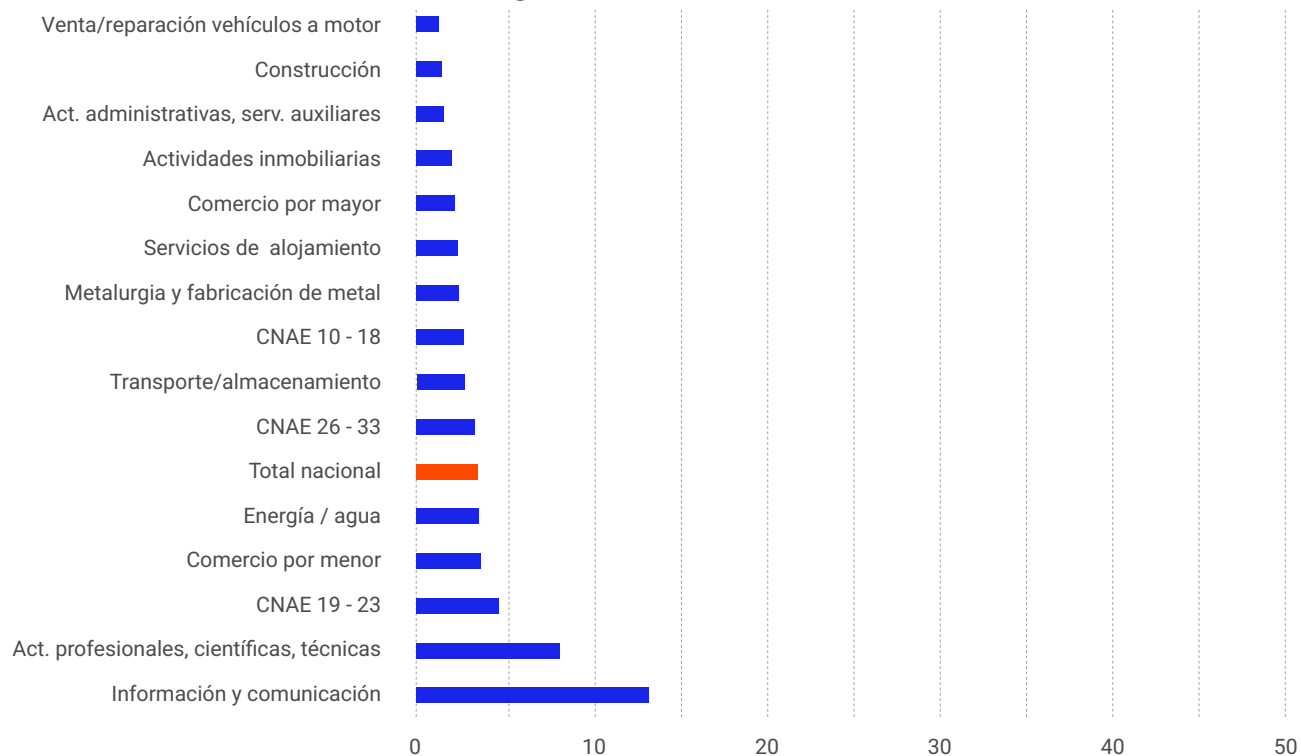
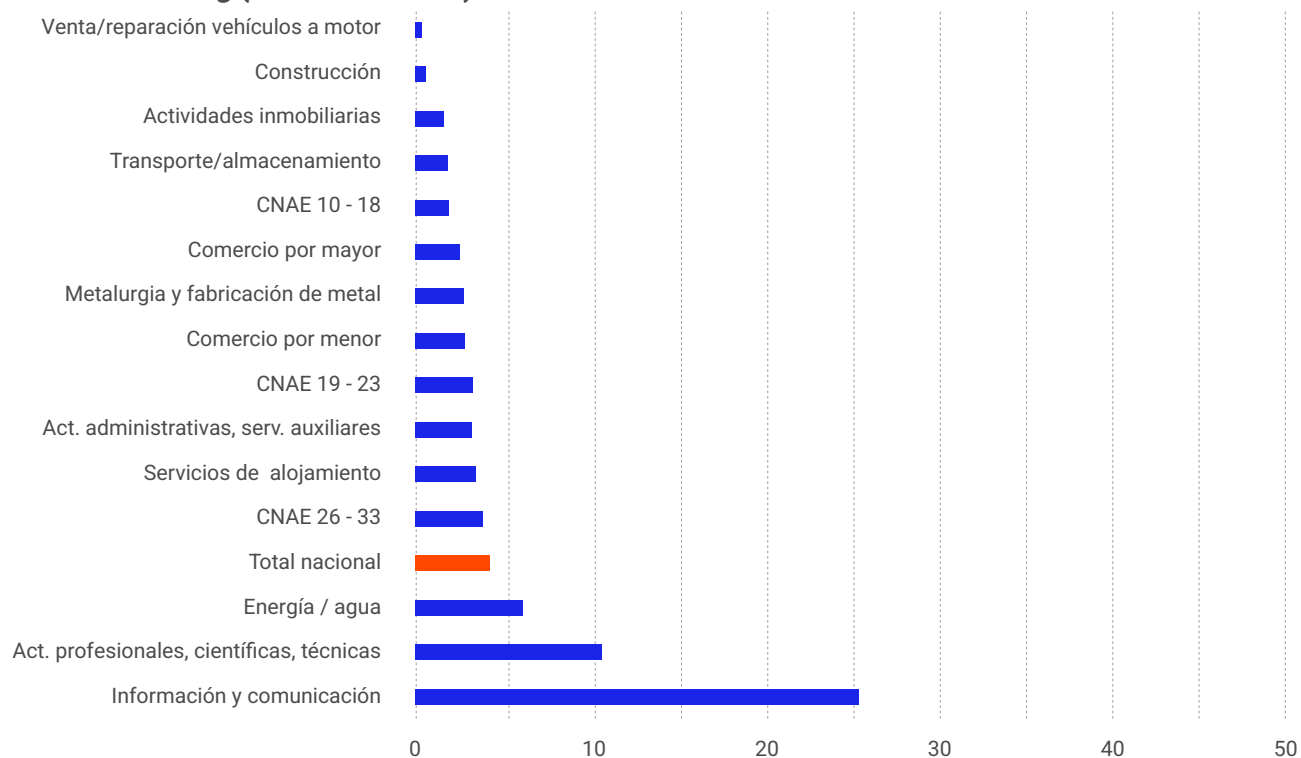
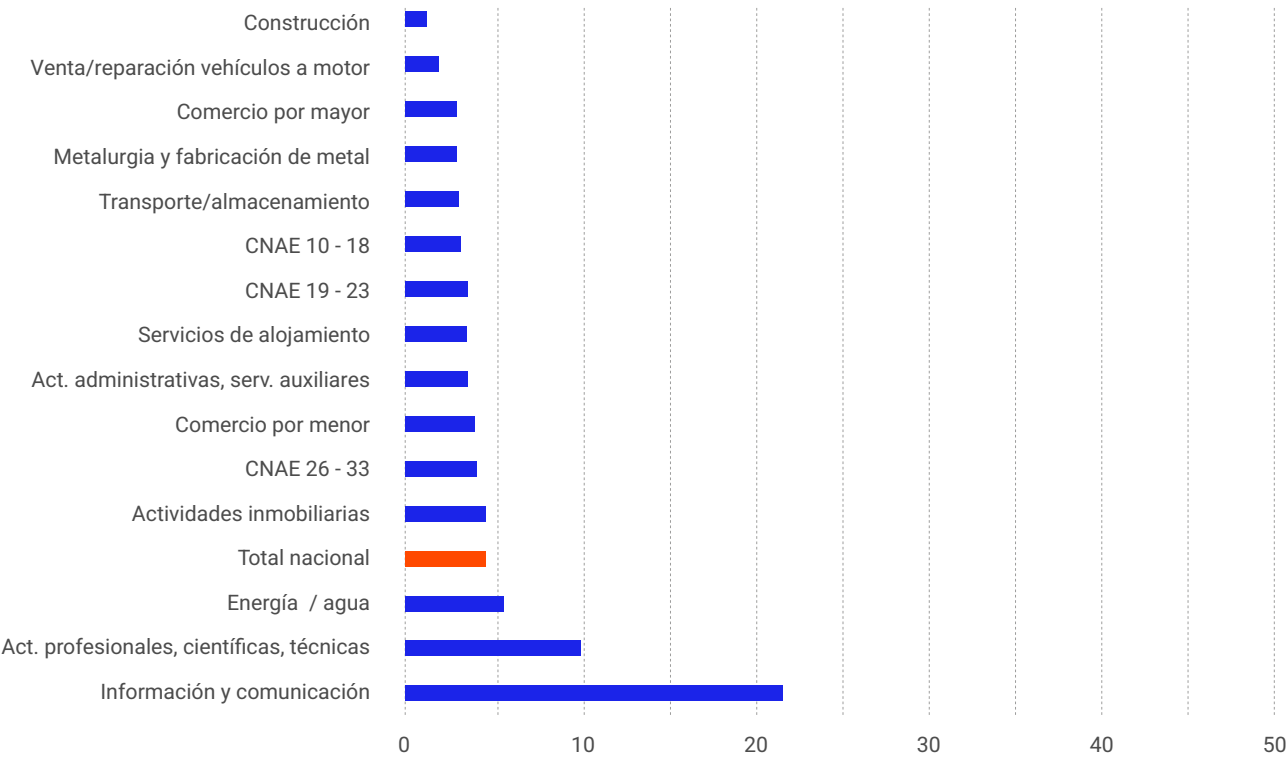
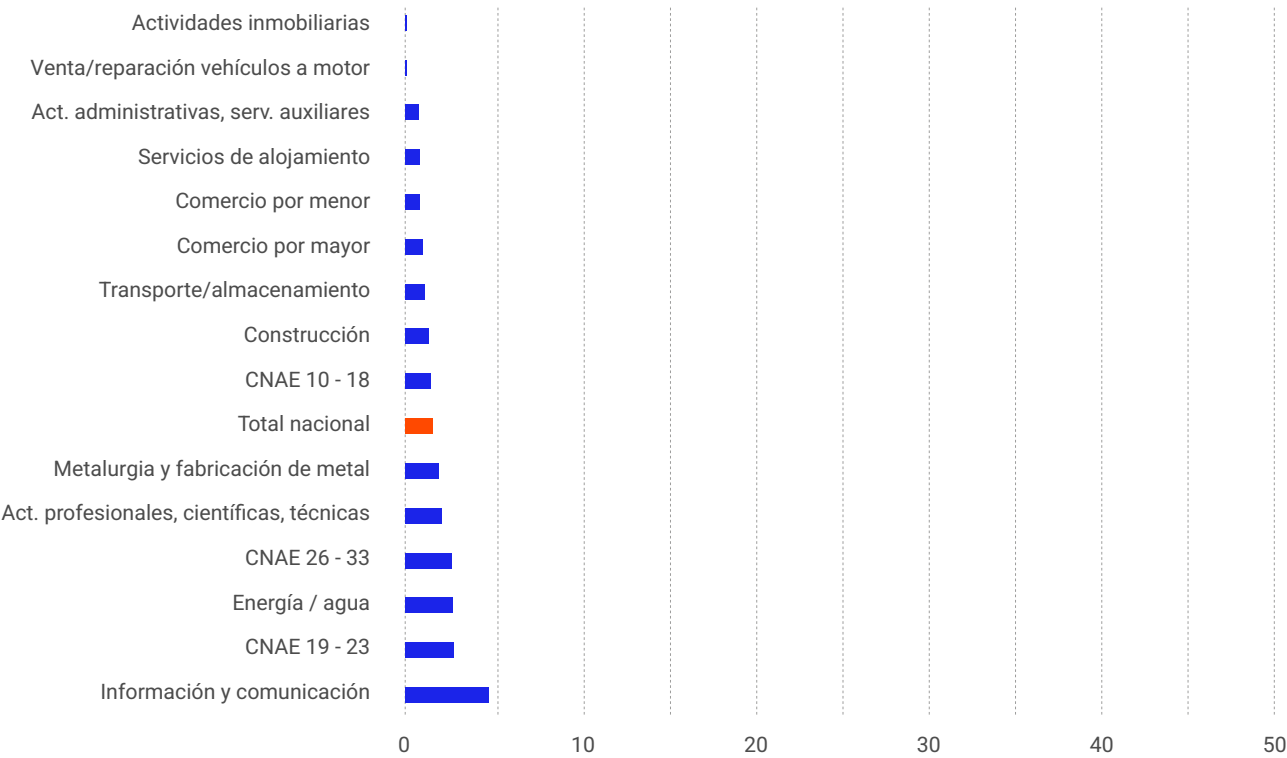


FIGURA 12. [CONT.] Alcance de la IA por sector de actividad, 2024 (%)**Reconocimiento/Procesamiento de imágenes****Machine learning (análisis de datos)**

Automatización proc. robóticos c/ software IA



Robots / Vehículos / Drones autónomos



Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), 2023-24.

Nota: Solo se incluye información de las empresas con 10 o más personas asalariadas.

Tamaño muestral en función de diferentes restricciones

En este anexo se describe el tamaño muestral en función de diferentes restricciones que se establecen para dar respuesta a las preguntas de investigación.

ANEXO

04.



En primer lugar, en algunos casos, la muestra se limita a empresas no adoptantes de las respectivas tecnologías de inteligencia artificial en el primer año en el que participan en la encuesta. La **Tabla 7** muestra la proporción de empresas que desaparecen de la muestra debido a esta restricción (columna 1) y una comparativa

del tamaño de las mismas respecto a quienes no adoptan estas tecnologías en el año de entrada ¹⁵. La tabla se centra en esta dimensión, pues el análisis sobre el alcance de la IA en las empresas españolas muestra que existe una clara relación entre tamaño de las empresas y uso de estas tecnologías.

TABLA 7. Características de las empresas, 2021–2024 (%)

	Pequeñas (10-49)			Medianas (50-249)		Grandes (250 o más)	
	Adoptan en año de entrada (% total entrantes)	No adoptan en año de entrada	Adoptan en año de entrada	No adoptan en año de entrada	Adoptan en año de entrada	No adoptan en año de entrada	Adoptan en año de entrada
Al menos una actividad de IA	9.4	87.5	72.5	11.6	23.1	1.0	4.3
Minería de texto	3.1	86.5	71.5	12.3	23.5	1.2	5.0
Reconocimiento voz	2.9	86.4	76.5	12.4	18.9	1.2	4.6
Generación lenguaje natural	2.3	86.4	73.6	12.4	21.7	1.2	4.7
Reconocimiento/ Proc. Imágenes	3.3	86.7	69.2	12.2	25.4	1.2	5.5
Machine learning	3.0	86.8	63.0	12.1	29.9	1.1	7.1
Automat. proc. robóticos software IA	3.7	86.8	66.7	12.1	27.4	1.1	5.9
Robots/ vehículos/ drones/ autónomos	1.3	86.3	66.9	12.5	25.7	1.2	7.4
Proporción total	-	86.1	12.6	1.3			

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: La información se limita a empresas con diez o más personas asalariadas.

15. Este ejercicio se realiza antes de establecer la restricción de eliminar a empresas "switchers", es decir, aquellas que transitan de no usuarias (t+0), a usuarias (t+1), a no usuarias (t+2) y, de nuevo, a usuarias (t+3), con el fin de poder comprender los cambios derivados exactamente de la restricción citada. Dado que una proporción mínima de empresas siguen estas trayectorias, la exclusión de estas empresas no tiene efectos destacables en esta distribución.

La distribución de la tabla muestra que las empresas adoptantes de estas tecnologías en el momento de entrada en la encuesta están más concentradas en las medianas y grandes empresas que aquellas que no usan estas tecnologías en el momento de inicio. No obstante, se observa que la exclusión de las empresas adoptantes de tecnología en este periodo inicial no parece generar sesgos importantes en la representatividad de las empresas según su tamaño. Comparando la composición del tamaño de las empresas en el conjunto del total, la distribución del tamaño de las empresas no adoptantes se encuentra relativamente cerca de la total (última fila). En segundo lugar, en la mayoría de los casos, se utiliza información de empresas que figuran en, al menos, dos olas. El objetivo de esta restricción se centra en garantizar, en la

medida de lo posible, el principio de exogeneidad, como se describe a lo largo del informe.

La **Tabla 8** compara la distribución de diferentes características de las empresas en función del número de olas que figuran en las últimas cuatro olas de la ETICCE. Cabe destacar que aquellas que aparecen en una sola ola, por definición, no son usuarias de tecnologías de inteligencia artificial, restricción que se aplica tras constatar el bajo sesgo que esto introduce, como se muestra en la tabla anterior. En cuanto al tamaño, la tabla muestra que las empresas pequeñas están infrarrepresentadas cuando se limita la muestra a empresas que aparecen, como mínimo, en dos olas. La tabla también muestra esta comparativa por comunidades autónomas y sector de actividad ¹⁶.

TABLA 8. Composición de la muestra en función del número de olas (%)

	Una ola	Dos olas	Tres olas	Cuatro olas	Dos o más olas	Tres o más olas	Media periodo 2021-24*
Personas asalariadas							
10-49	90.3	72.6	34.3	2.8	66.4	25.4	82.63
50-249	9.4	25.3	50.5	24.8	27.6	43.2	14.49
250 o más	0.3	2.1	15.2	72.4	5.9	31.4	2.89
CCAA							
Andalucía	14.7	10.8	6.9	7.5	10.3	7.1	13.39
Cataluña	20.3	15.7	14.6	17.5	15.6	15.4	19.47
Comunidad Valenciana	11.5	9.7	9.3	6.9	9.5	8.6	11.14
Comunidad de Madrid	17.3	11.4	14.1	27.3	12.3	17.8	17.15
País Vasco	5.4	6.9	6.3	4.8	6.8	5.9	5.59
Resto de España	30.7	45.5	48.9	35.9	45.4	45.2	33.28

16. En este caso, la muestra sí se limita a empresas que no son "switchers" con el fin de entender la distribución final de la muestra que se utiliza en la estimación.

TABLA 8 [CONT.] Composición de la muestra en función del número de olas (%)

	Una ola	Dos olas	Tres olas	Cuatro olas	Dos o más olas	Tres o más olas	Media periodo 2021-24*
Sector de actividad							
CNAE 10-18: alimentación, bebidas, tabaco, textil...	10.5	9.8	7.5	4.9	9.4	6.7	10.0
CNAE 19-23: coquerías y refino petróleo, prod. farmacéuticos, caucho...	3.3	6.0	5.5	3.4	5.8	4.9	3.8
CNAE 24-25: Metalurgia, fabricación prod. Metálicos	4.7	5.6	5.4	3.3	5.5	4.8	4.7
CNAE 26-33: prod. Informáticos, electrónico y óptico...	6.0	7.1	8.5	8.5	7.3	8.5	6.3
CNAE 35-39: energía y agua	1.1	2.3	3.6	6.2	2.6	4.3	1.5
CNAE 41-43: construcción	17.6	11.6	4.6	3.4	10.7	4.2	15.1
CNAE 45: venta y reparación vehículos motor	3.1	4.9	5.9	2.0	4.9	4.8	3.4
CNAE 46: comercio al por mayor	13.3	12.6	10.2	5.8	12.2	9.0	12.6
CNAE 47: comercio al por menor	7.3	6.2	6.7	11.4	6.4	8.1	6.9
CNAE 49-53: transporte y almacenamiento	7.9	8.2	8.6	10.0	8.3	9.0	7.8
CNAE 55: servicios t alojamiento	3.0	3.9	5.4	5.9	4.1	5.5	3.2
CNAE 58-63: información y comunicaciones	3.4	4.0	5.1	5.7	4.2	5.3	4.9
CNAE 68: act. inmobiliarias	1.1	1.2	2.8	1.2	1.3	2.3	1.2
CNAE 69-75: act. profesion., científicas y técnicas	9.1	7.0	7.6	9.8	7.2	8.2	9.5
CNAE 77-82: act. admin. y servicios auxiliares	8.4	9.5	12.8	18.4	10.1	14.4	8.9
Proporción sobre el total de la muestra	88.3	10.2	1.1	0.4	11.7	1.5	-

Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), 2020-21 hasta 2023-24.

Nota: La información se limita a empresas con 10 o más personas asalariadas. Por construcción, las empresas que figuran en una sola ola no utilizan ninguna tecnología de inteligencia artificial. Las características se refieren al periodo de entrada. * La media del periodo se calcula sin la restricción de la ausencia de uso en el momento de entrada con el fin de mostrar la distribución representativa de cada característica (véase, en el Anexo 1, **Tabla 5**, la columna “media periodo” para las empresas de diez o más asalariados).

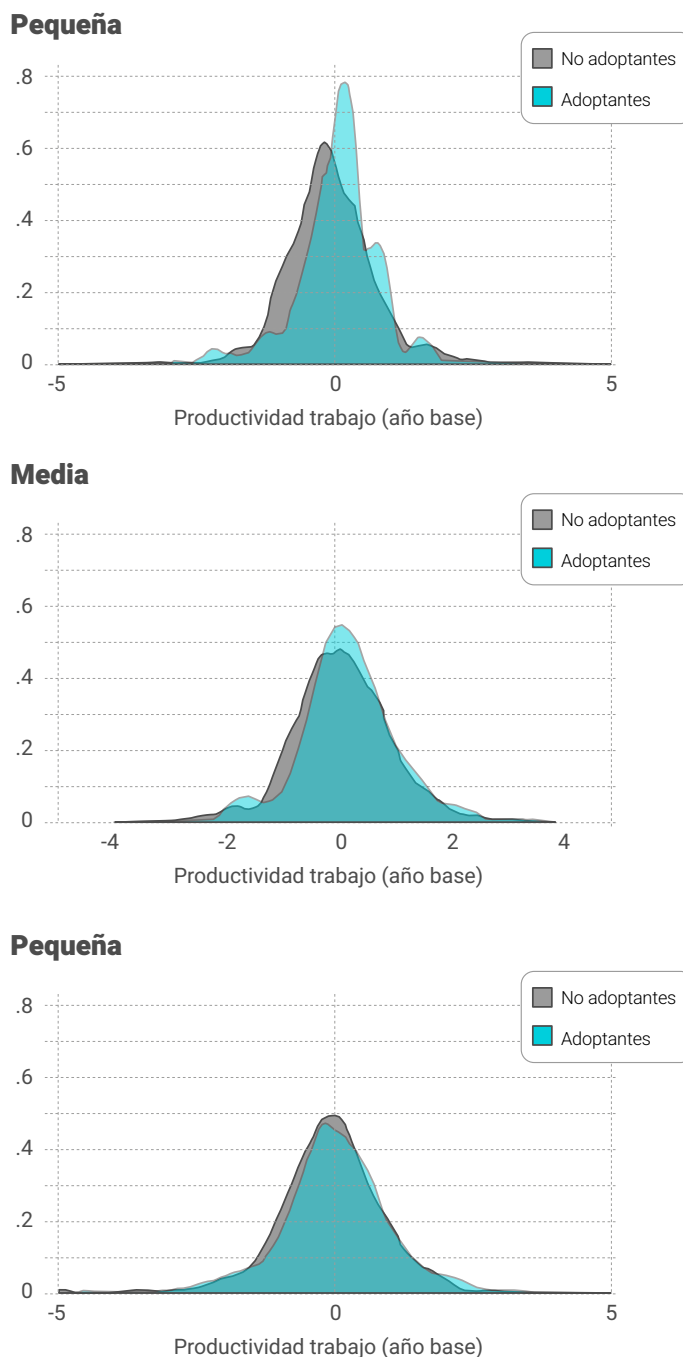
Características
de las empresas
en el año base
según adopción
futura de IA

ANEXO

05.



FIGURA 13. Distribución de la productividad laboral en el año base para empresas adoptantes de al menos una IA en el futuro, por tamaño de empresa



Fuente: Elaboración propia a partir de los microdatos de la ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: El gráfico se limita a empresas no usuarias de cada respectiva tecnología en el primer año en el que figuran en la encuesta. Se compara la distribución de la productividad laboral de las empresas que en algún año posterior (uno o más) son usuarias, al menos, una IA en comparación con aquellas que no lo son en ningún momento. La productividad laboral (en log) se calcula como la ratio entre el volumen de ventas de la empresa (en términos reales) y el personal ocupado de la empresa; a esta ratio se le sustrae la media específica de cada sector en cada año correspondiente (Koch et al., 2021).

TABLA 9. Distribución de las características base de las empresas en función de si adoptan tecnología de inteligencia artificial

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Adopta al menos una tecnología IA	No adopta ninguna tecnología IA	Diferencia: (1) – (2)	Valor p de la diferencia
Andalucía	0.111	0.102	0.008	0.789
Cataluña	0.208	0.151	0.057	0.027
Comunidad Valenciana	0.101	0.095	0.006	0.755
Comunidad de Madrid	0.179	0.117	0.063	0.000
País Vasco	0.069	0.068	0.001	0.910
Resto de España	0.332	0.468	-0.136	0.000
CNAE 10-18: alimentación, bebidas, tabaco, textil...	0.079	0.096	-0.017	0.425
CNAE 19-23: coquerías y refino petróleo, prod. farmacéuticos, caucho...	0.053	0.059	-0.006	0.531
CNAE 24-25: Metalurgia, fabricación prod. Metálicos	0.029	0.057	-0.028	0.000
CNAE 26-33: prod. Informáticos, electrónico y óptico...	0.077	0.073	0.004	0.760
CNAE 35-39: energía y agua	0.030	0.025	0.004	0.491
CNAE 41-43: construcción	0.045	0.113	-0.068	0.000
CNAE 45: venta y reparación vehículos motor	0.028	0.052	-0.023	0.003
CNAE 46: comercio al por mayor	0.114	0.122	-0.009	0.672
CNAE 47: comercio al por menor	0.046	0.066	-0.020	0.073
CNAE 49-53: transporte y almacenamiento	0.075	0.084	-0.009	0.505
CNAE 55: servicios de alojamiento	0.044	0.041	0.003	0.714
CNAE 58-63: información y comunicaciones	0.125	0.033	0.092	0.000
CNAE 68: act. inmobiliarias	0.021	0.013	0.009	0.285
CNAE 69-75: act. profesion., científicas y técnicas	0.126	0.066	0.060	0.000
CNAE 77-82: act. admin. y servicios auxiliares	0.107	0.100	0.007	0.827
Observaciones	1,648	9,454	11,102	

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: Cada fila corresponde a una regresión lineal diferente con la variable dependiente indicada a la izquierda. Las columnas (1) – (2) muestran el valor medio de los grupos de adoptantes y no adoptantes de tecnología de inteligencia artificial. La columna (3) muestra los coeficientes de la regresión de cada variable sobre el indicador del grupo de adoptantes, y el valor p de la diferencia se muestra en la última columna. La muestra se limita a empresas no usuarias de la IA en el primer año en el que figuran en la encuesta.

TABLA 10. Estimación completa: efectos medios de las características de las empresas en la probabilidad de uso de IA en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./ proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
Productividad laboral inicial	0.0197*** (0.00481)	0.0139*** (0.00324)	0.00604*** (0.00228)	0.00568** (0.00287)	0.0126*** (0.00324)	0.0126*** (0.00329)	0.0135*** (0.00305)	0.00862*** (0.00184)
Empresa mediana	0.0670*** (0.0116)	0.0135* (0.00816)	0.0206*** (0.00551)	0.0217*** (0.00691)	0.0271*** (0.00601)	0.0316*** (0.00650)	0.0500*** (0.00704)	0.0138*** (0.00403)
Empresa grande	0.209*** (0.0178)	0.0928*** (0.0130)	0.0890*** (0.00796)	0.0835*** (0.00871)	0.123*** (0.00923)	0.127*** (0.00994)	0.160*** (0.0102)	0.0797*** (0.00689)
Cataluña	0.00814 (0.0330)	0.0161 (0.0274)	0.00422 (0.0116)	0.0362*** (0.0126)	-0.00182 (0.0132)	0.0255** (0.0125)	0.0119 (0.0123)	0.00443 (0.00668)
Comunidad Valenciana	0.00490 (0.0346)	-0.00204 (0.0264)	0.00149 (0.0109)	0.0386** (0.0168)	0.00893 (0.0136)	0.0161 (0.0103)	0.0141 (0.0101)	0.0214** (0.00953)
Comunidad de Madrid	-0.00654 (0.0308)	0.00860 (0.0259)	0.0239** (0.0114)	0.0349*** (0.00985)	-0.00478 (0.0118)	0.0379*** (0.0113)	0.0332*** (0.0115)	0.00512 (0.00755)
País Vasco	-0.00526 (0.0342)	-0.0219 (0.0266)	0.00751 (0.0136)	0.0192* (0.0112)	-0.0180 (0.0124)	0.0143 (0.0164)	0.0197 (0.0173)	0.00544 (0.00682)
Resto de España	-0.0213 (0.0289)	-0.0100 (0.0249)	-0.00202 (0.00865)	0.0181*** (0.00613)	-0.00526 (0.0104)	0.000485 (0.00638)	0.00701 (0.00676)	0.00123 (0.00484)
CNAE 19-23: coquerías y refino petróleo, prod. farmacéuticos, caucho...	0.0496 (0.0398)	0.0265** (0.0131)	0.0203** (0.00974)	-0.0225 (0.0298)	0.0437* (0.0236)	0.0143 (0.00926)	0.0468*** (0.0165)	0.0185 (0.0128)
CNAE 24-25: Metalurgia, fabricación prod. Metálicos	-0.0160 (0.0341)	0.00263 (0.00543)	0.00792 (0.00526)	-0.0194 (0.0282)	0.00681 (0.00945)	0.0442 (0.0353)	0.0420 (0.0355)	0.00463 (0.0123)
CNAE 26-33: prod. Informáticos, electrónico y óptico...	0.0603 (0.0414)	0.0304** (0.0152)	0.0249* (0.0141)	0.00348 (0.0325)	0.0639*** (0.0245)	0.0324*** (0.0112)	0.0296** (0.0121)	0.0130 (0.00947)
CNAE 35-39: energía y agua	0.0246 (0.0396)	0.0225** (0.0111)	0.0617*** (0.0187)	0.00360 (0.0308)	0.00815 (0.0121)	0.0189 (0.0132)	0.0161 (0.0154)	0.00238 (0.0130)
CNAE 41-43: construcción	-0.0269 (0.0335)	0.00961* (0.00581)	0.0163*** (0.00607)	-0.0136 (0.0288)	-0.000396 (0.00951)	0.00871 (0.00629)	0.00120 (0.00963)	-0.0131** (0.00621)
CNAE 45: venta y reparación vehículos motor	-0.00358 (0.0398)	0.0110 (0.0138)	0.0251 (0.0167)	0.0152 (0.0353)	-0.00127 (0.0185)	0.00210 (0.0133)	0.00698 (0.0152)	-0.0107 (0.0133)

TABLA 10. [CONT.] Estimación completa: efectos medios de las características de las empresas en la probabilidad de uso de IA en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./ proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
CNAE 46: comercio al por mayor	-0.00359 (0.0370)	0.0171 (0.0133)	0.0331*** (0.0118)	-0.00710 (0.0307)	0.00285 (0.0132)	-0.00226 (0.00946)	-0.00170 (0.0126)	-0.00241 (0.0123)
CNAE 47: comercio al por menor	-0.0357 (0.0338)	0.00903 (0.00669)	0.00558 (0.00571)	-0.0153 (0.0286)	-0.00327 (0.00905)	-0.00484 (0.00588)	-0.000652 (0.0130)	-0.0195*** (0.00684)
CNAE 49-53: transporte y almacenamiento	0.0421 (0.0390)	0.0106* (0.00562)	0.0571*** (0.0162)	0.0115 (0.0309)	0.0135 (0.0141)	0.0253* (0.0131)	0.00990 (0.0107)	-0.00703 (0.00834)
CNAE 55: servicios de alojamiento	0.0874** (0.0446)	0.0417*** (0.0144)	0.0329** (0.0128)	0.0272 (0.0352)	0.0359* (0.0207)	0.0378*** (0.0135)	0.0454** (0.0184)	0.00239 (0.0119)
CNAE 58-63: información y comunicaciones	0.239*** (0.0616)	0.181*** (0.0406)	0.108*** (0.0270)	0.106** (0.0413)	0.0796*** (0.0269)	0.167*** (0.0386)	0.155*** (0.0378)	0.0110 (0.0125)
CNAE 68: act. inmobiliarias	0.143* (0.0846)	0.0143 (0.00977)	0.0134* (0.00773)	0.0852 (0.0679)	0.0535 (0.0347)	0.0320* (0.0182)	0.0288* (0.0148)	-0.00234 (0.0100)
CNAE 69-75: act. profesion., científicas y técnicas	0.103** (0.0439)	0.0678*** (0.0175)	0.0715*** (0.0201)	0.0500 (0.0339)	0.0716*** (0.0232)	0.0817*** (0.0251)	0.0793*** (0.0218)	0.0146 (0.0149)
CNAE 77-82: act. admin. y servicios auxiliares	0.0856 (0.0677)	0.121** (0.0558)	0.0391*** (0.0116)	0.0290 (0.0308)	0.0240 (0.0161)	0.0276* (0.0146)	0.0356** (0.0163)	-0.00213 (0.0101)
Año 2021-22	0.0266 (0.0491)	0.00464 (0.00485)	0.0152 (0.0130)	-0.0193 (0.0302)	-0.00535 (0.00858)	0.0416 (0.0298)	0.0345 (0.0326)	-0.0108 (0.00788)
Año 2022-23	-0.00962 (0.0488)	0.0157 (0.0172)	0.0328 (0.0287)	0.00353 (0.0408)	-0.0184* (0.0106)	0.00870 (0.0123)	-0.00158 (0.0143)	-0.0119 (0.0124)
R²	0.084	0.071	0.055	0.057	0.052	0.079	0.076	0.037
Observaciones	11,102	12,948	12,970	13,164	12,497	12,578	12,450	13,153

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020-21 hasta 2023-24.

Nota: El modelo se estima por OLS y se incluyen variables de control adicionales a las aquí mostradas (cruce de año y sector de actividad). Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05. *p<0.1. La categoría de referencia para el tamaño de empresa se refiere a las empresas pequeñas, de entre 10 y 49 personas asalariadas; para sector de actividad, a los grupos de la CNAE 10-18; para comunidad autónoma, a Andalucía. El dispar tamaño muestral entre modelos se debe al cribado inicial de empresas no usuarias de las respectivas tecnologías. Por brevedad, no se muestran los coeficientes asociados a la interacción entre los sectores y el año de la encuesta.

TABLA 11. Análisis de robustez, modelo probit: efectos marginales de las características de las empresas en la probabilidad de uso de IA en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./ proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
Productividad laboral inicial	0.0195*** (0.00473)	0.0137*** (0.00291)	0.0064*** (0.00213)	0.00517** (0.00258)	0.0123*** (0.00310)	0.0112*** (0.00280)	0.0121*** (0.00294)	0.0077*** (0.00175)
Empresa mediana	0.0668*** (0.0107)	0.0178*** (0.00646)	0.0221*** (0.00519)	0.0230*** (0.00630)	0.0294*** (0.00578)	0.0322*** (0.00584)	0.0510*** (0.00678)	0.0150*** (0.00373)
Empresa grande	0.198*** (0.0192)	0.0868*** (0.0116)	0.0823*** (0.00834)	0.0781*** (0.00884)	0.115*** (0.0100)	0.112*** (0.0101)	0.149*** (0.0115)	0.0707*** (0.00756)
Observaciones	11,088	12,897	12,852	13,071	12,169	12,519	12,224	12,761

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: Los modelos incluyen variables de control adicionales (efectos fijos de sector de actividad y año de entrada a la encuesta, así como efectos fijos por comunidad autónoma). Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05. *p<0.1. La categoría de referencia para el tamaño de empresa se refiere a las empresas pequeñas, de entre 10 y 49 personas asalariadas. El dispar tamaño muestral entre modelos se debe al cribado inicial de empresas no usuarias de las respectivas tecnologías.

TABLA 12. Análisis de robustez, muestra limitada a dos olas: efectos medios de las características de las empresas en la probabilidad de uso de IA en el futuro

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Al menos una actividad IA	Minería de texto	Recon. voz	Generación lenguaje natural y similares	Recon./ proce. imágenes	Machine Learning análisis datos	Automat. proc. robóticos software IA	Robots/ vehículos/ drones/ autónomos
Productividad laboral inicial	0.0134*** (0.00505)	0.00908*** (0.00344)	0.00184 (0.00244)	0.00161 (0.00300)	0.00691* (0.00363)	0.00855** (0.00367)	0.00842** (0.00333)	0.00339* (0.00186)
Empresa mediana	0.0459*** (0.0123)	0.00324 (0.00849)	0.0139** (0.00567)	0.0159** (0.00729)	0.0187*** (0.00620)	0.0206*** (0.00681)	0.0330*** (0.00733)	0.0103** (0.00431)
Empresa grande	0.0801*** (0.0236)	0.0210 (0.0161)	0.0213** (0.00949)	0.0259** (0.0116)	0.0457*** (0.0122)	0.0561*** (0.0141)	0.0787*** (0.0155)	0.0332*** (0.0104)
R²	0.055	0.062	0.042	0.051	0.027	0.058	0.040	0.018
Observaciones	8,388	9,457	9,448	9,567	9,137	9,279	9,182	9,533

Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020–21 hasta 2023–24.

Nota: La muestra se limita a empresas que figuran en dos olas. El modelo se estima por OLS y se incluyen variables de control adicionales (efectos fijos de sector de actividad y año de entrada a la encuesta, así como efectos fijos por comunidad autónoma). Errores estándar en paréntesis. ***p<0.01, **p<0.05. *p<0.1. La categoría de referencia para el tamaño de empresa se refiere a las empresas pequeñas, de entre 10 y 49 personas asalariadas. El dispar tamaño muestral entre modelos se debe al cribado inicial de empresas no usuarias de las respectivas tecnologías.

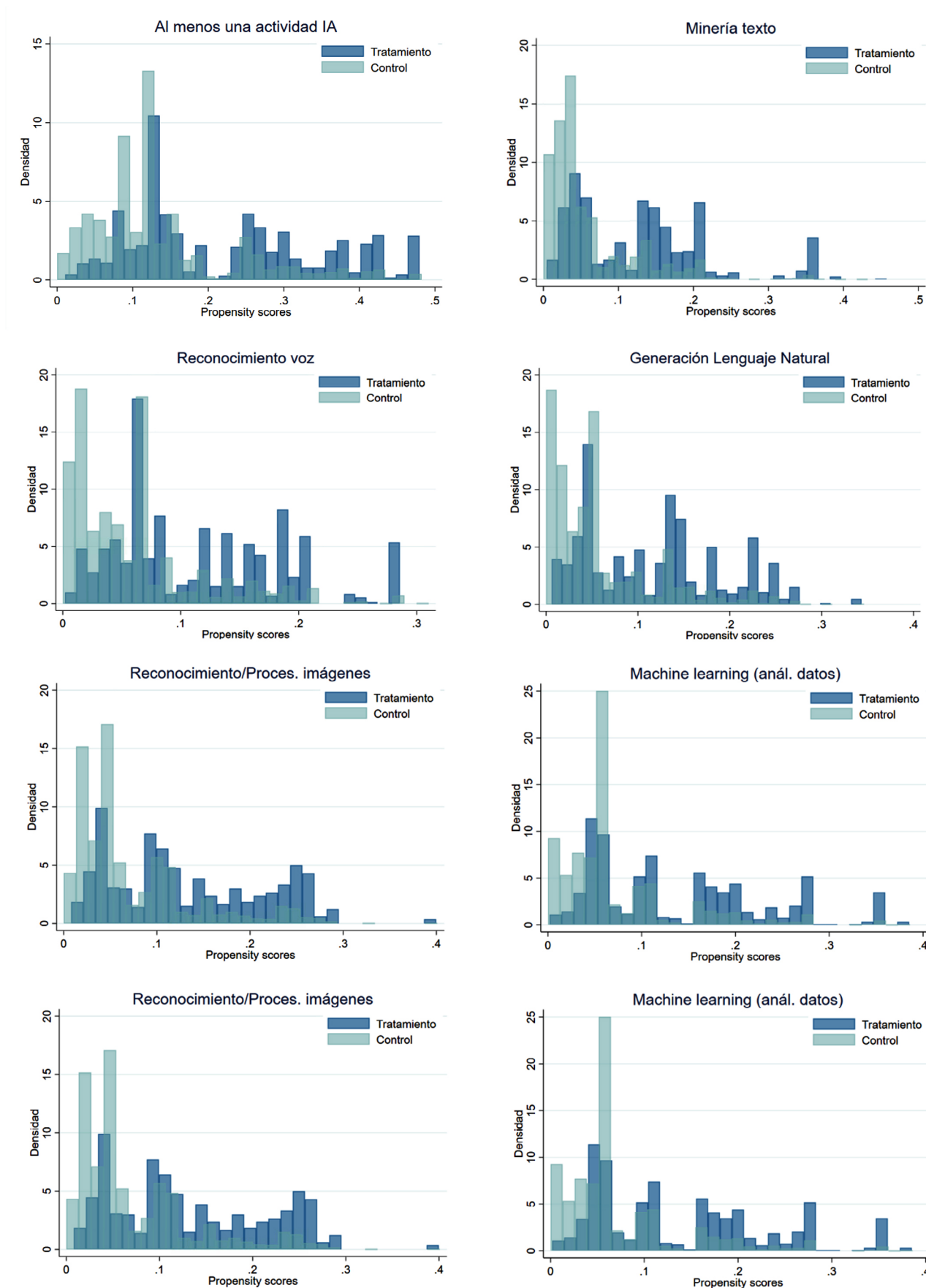
Efectos de la IA en la productividad laboral

ANEXO

06.

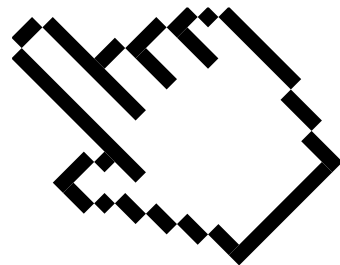


FIGURA 14. Distribución de *propensity scores*, tratamiento y control





TODOS
LOS DATOS
DISPONIBLES
EN COTEC.ES



Inteligencia
artificial y efectos
en la productividad
laboral:
evidencia de las
empresas españolas