

**EL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL  
POR PARTE DE LAS EMPRESAS ESPAÑOLAS:  
AVANCES RECIENTES Y FACTORES  
ASOCIADOS A SU USO**

2026

**BANCO DE ESPAÑA**  
Eurosistema

**Documentos Ocasionales  
N.º 2624**

Jacob Hess y Diana Posada Restrepo

**EL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL POR PARTE DE LAS EMPRESAS ESPAÑOLAS:  
AVANCES RECIENTES Y FACTORES ASOCIADOS A SU USO**

# **EL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL POR PARTE DE LAS EMPRESAS ESPAÑOLAS: AVANCES RECIENTES Y FACTORES ASOCIADOS A SU USO**

**Jacob Hess**

BANCO DE ESPAÑA

**Diana Posada Restrepo**

BANCO DE ESPAÑA

Documentos Ocasionales. N.º 2624

Octubre 2026

<https://doi.org/10.53479/44825>

La serie de Documentos Ocasionales tiene como objetivo la difusión de trabajos realizados en el Banco de España, en el ámbito de sus competencias, que se consideran de interés general.

Las opiniones y análisis que aparecen en la serie de Documentos Ocasionales son responsabilidad de los autores y, por tanto, no necesariamente coinciden con los del Banco de España o los del Eurosistema.

El Banco de España difunde sus informes más importantes y la mayoría de sus publicaciones a través de la red Internet en la dirección <http://www.bde.es>.

Se permite la reproducción para fines docentes o sin ánimo de lucro, siempre que se cite la fuente.

© BANCO DE ESPAÑA, Madrid, 2026

ISSN: 1696-2230 (edición electrónica)

## Resumen

La adopción de la inteligencia artificial (IA) en las empresas españolas ha aumentado de forma significativa entre 2024 y 2026, aunque con gran heterogeneidad. Mientras las pequeñas y medianas empresas mantienen un uso mayoritariamente experimental, las grandes empresas muestran una utilización más intensiva, además de persistir en las diferencias por tamaño y sector. El impacto sobre el empleo es aún limitado, pero ya se observan mejoras en la productividad y la inversión. Las empresas adoptantes destacan por tener mayor productividad, salarios más altos y mayor peso de activos intangibles, lo que refleja la complementariedad con el capital humano cualificado. Los obstáculos a la adopción de la IA varían entre las empresas: entre las no adoptantes predominan las restricciones de recursos y la percepción de baja utilidad, mientras que un grupo más reducido enfrenta barreras técnicas o regulatorias.

**Palabras clave:** inteligencia artificial, IA, tecnología, empresas, EBAE, Central de Balances.

**Códigos JEL:** O33, L25, D22, J24.

## Abstract

The adoption of artificial intelligence (AI) among Spanish firms has increased significantly between 2024 and 2026, although with substantial heterogeneity. While small and medium-sized firms continue to use AI primarily on an experimental basis, large firms use it more intensively, with persistent differences across firm sizes and sectors. The impact on employment remains limited, although improvements in productivity and investment are already emerging. AI-adopting firms are characterised by higher productivity, higher wages, and a larger share of intangible assets, pointing to complementarities between AI adoption and skilled human capital. Barriers to adoption vary across firms: resource constraints and the perception of limited usefulness are predominant among non-adopters, while a smaller group of firms faces technical or regulatory barriers.

**Keywords:** artificial intelligence, AI, technology, firms, EBAE, Central Balance Sheet Data Office.

**JEL classification:** O33, L25, D22, J24.

## Índice

|          |                                                                                                                          |    |
|----------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>1</b> | <b>Introducción</b>                                                                                                      | 8  |
| <b>2</b> | <b>El uso de la inteligencia artificial por parte de las empresas</b>                                                    | 9  |
| 2.1      | Evolución reciente de la adopción de la inteligencia artificial                                                          | 9  |
| 2.2      | Obstáculos a la adopción de la inteligencia artificial                                                                   | 9  |
| 2.3      | Impacto de la inteligencia artificial sobre el funcionamiento de las empresas                                            | 11 |
| <b>3</b> | <b>Características de las empresas y adopción de la inteligencia artificial: evidencia a partir de datos de balances</b> | 15 |
| 3.1      | Características de las empresas que adoptan la inteligencia artificial                                                   | 15 |
| 3.2      | Obstáculos a la adopción y características empresariales                                                                 | 18 |
| <b>4</b> | <b>Conclusiones</b>                                                                                                      | 21 |
|          | <b>Bibliografía</b>                                                                                                      | 22 |

## 1 Introducción

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha pasado a ocupar un lugar relevante en el debate económico y empresarial. El rápido desarrollo de nuevas herramientas, en particular de la IA generativa, ha intensificado las expectativas sobre su capacidad para transformar los procesos productivos, modificar la organización interna de las empresas y afectar a la productividad y al empleo. Sin embargo, pese al creciente interés por este fenómeno, todavía existe una necesidad de contar con evidencia empírica sobre cómo están incorporando estas tecnologías las propias empresas, con qué intensidad, qué obstáculos encuentran y qué efectos perciben. En este sentido, la información procedente de encuestas empresariales resulta especialmente valiosa, al permitir analizar la difusión de la IA desde la perspectiva de las empresas y complementar la evidencia agregada disponible.

En este contexto, este documento analiza el uso de la IA por parte de las empresas españolas a partir de la información recogida en el módulo específico sobre la IA incluido en la Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial (EBAE) correspondiente al primer trimestre de 2026.

La disponibilidad de esta información, junto con su comparabilidad con los resultados obtenidos en 2024 (Fernández-Cerezo, Hidalgo e Izquierdo, 2025), permiten caracterizar la evolución reciente de la adopción de estas tecnologías, así como identificar los principales patrones de utilización por tamaño empresarial, sector de actividad o tipo de uso.

El análisis de la encuesta se complementa con información adicional procedente de la Central de Balances Integrada (CBI) del Banco de España, lo que permite profundizar en las diferencias entre las empresas que utilizan la IA, esto es, las adoptantes, y las que no la usan, o no adoptantes, y examinar de manera más sistemática los factores asociados a la probabilidad de adopción de estas tecnologías en relación con determinadas características productivas, organizativas y financieras.

En conjunto, este enfoque combinado permite aportar evidencia sobre los factores que condicionan la difusión de la IA en el tejido empresarial español y sobre las posibles brechas en su adopción, pone el foco en el papel de las capacidades empresariales en este proceso, y proporciona elementos de interés para el análisis económico y el diseño de políticas orientadas a facilitar la incorporación de estas tecnologías en el tejido empresarial.

## 2 El uso de la inteligencia artificial por parte de las empresas

### 2.1 Evolución reciente de la adopción de la inteligencia artificial

De acuerdo con los resultados de la EBAE, el uso de las tecnologías de IA ha aumentado muy notablemente en los últimos dos años. Así, en el primer trimestre de 2026, entre el 30 % y el 35 % de las pequeñas y medianas empresas (pymes) declararon utilizar tecnologías de IA predictiva o generativa, aproximadamente el doble [16 puntos porcentuales (pp)] de lo reportado en 2024 (véase gráfico 1a). En el caso de las grandes empresas, el uso de estas tecnologías ha aumentado cerca de 17 pp, hasta alrededor del 70 % de las empresas encuestadas. Pese a estos avances, persiste una brecha relevante en el grado de utilización de la IA entre pymes y grandes empresas, similar a la observada en 2024.

El proceso de adopción de la IA suele implicar una curva de aprendizaje, que habitualmente comienza con fases experimentales y evoluciona de forma gradual hacia una integración plena en los procesos productivos, asociada a un uso más intensivo de estas tecnologías. En este sentido, en el caso de la IA generativa, el avance desde 2024 entre las pymes se concentra tanto en el uso esporádico (8,4 pp) como en el uso moderado o elevado (8,5 pp) (véase gráfico 1b). En el caso de las grandes empresas, el uso de estas tecnologías se encuentra ya en una fase más avanzada de forma que el progreso desde 2024 se ha producido sobre todo en los niveles de utilización más intensivos, con un incremento de 14 pp en los tramos de uso moderado o elevado.

Por ramas de actividad, la adopción se ha intensificado de manera generalizada; sin embargo, se observa un mayor aumento en las ramas que ya partían de una utilización más intensa de las tecnologías de IA en 2024, lo que amplía la brecha entre ramas observada hace dos años. Como resultado, el uso de la IA sigue estando encabezado por los sectores de la información y las comunicaciones, en los que, en 2026, casi el 60 % de las empresas emplean la IA predictiva o generativa —frente a cerca del 40 % que la empleaban hace dos años—. A continuación se sitúan las actividades profesionales y científicas con cerca de un 50 % de uso. En todo caso, los sectores más rezagados en 2024 (agricultura y construcción) han acelerado la incorporación de la IA en sus actividades, especialmente en lo que se refiere a la IA generativa, y, en la actualidad, su uso alcanza casi el 30 % de las empresas de estos sectores, cerca de 20 pp más que hace dos años.

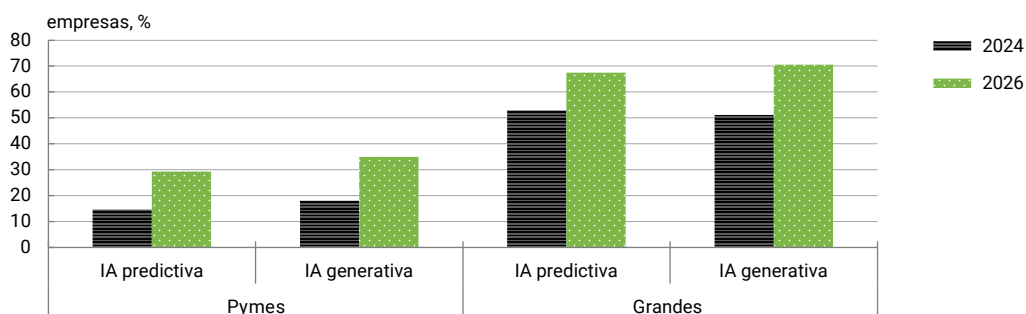
### 2.2 Obstáculos a la adopción de la inteligencia artificial

El avance observado en la incorporación de la IA por parte de las empresas es coherente con la reducción de los obstáculos percibidos con respecto a 2024. En líneas generales, se observa una disminución de la incidencia de todos los factores considerados como obstáculos, algo más acusada en el caso de las pymes. Los tres factores con mayor reducción en el caso de las pymes serían: los costes elevados (-18 pp), la falta de personal cualificado (-16 pp) y la incertidumbre sobre las consecuencias legales (-16 pp). En el caso de las grandes empresas serían: la incertidumbre sobre las consecuencias legales (-16 pp), las consideraciones éticas (-15 pp) y los costes (-15 pp) (véase gráfico 1c).

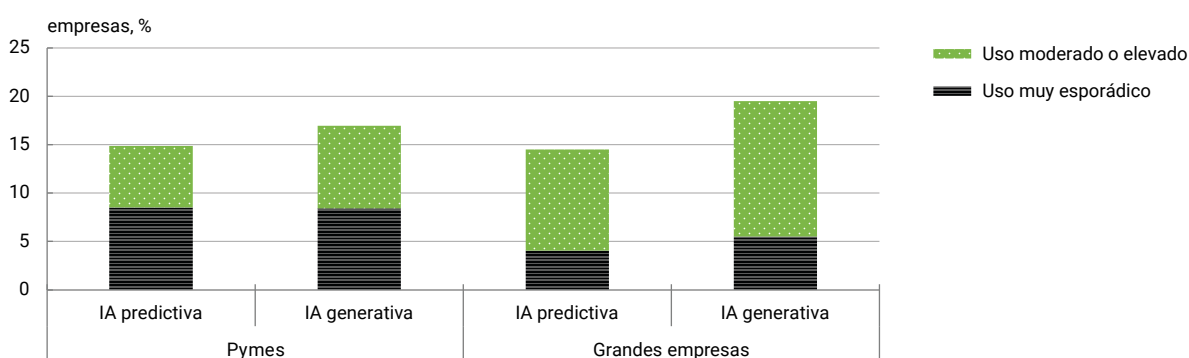
A escala sectorial, entre 2024 y 2026 se observa una reducción generalizada en la importancia percibida de los distintos obstáculos para la adopción de la IA. Los descensos más intensos se registran en los costes de implementación y en la escasez de personal cualificado. En particular, en la hostelería la proporción de empresas que señalan estas barreras se reduce cerca de 29 pp y 28 pp, respectivamente, mientras que en la

## Uso de la inteligencia artificial por parte de las empresas

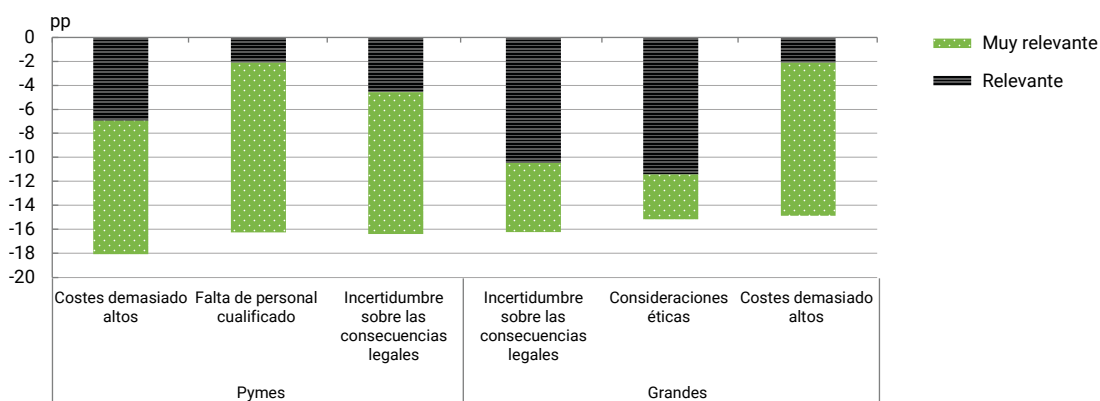
## 1.a Uso de las principales tecnologías de IA en 2026 por tamaño de la empresa



## 1.b Variación entre 2024 y 2026 en el uso de las principales tecnologías de IA por tamaño de la empresa



## 1.c Variación del porcentaje de empresas entre 2024 y 2026 de la incidencia de los obstáculos para el uso de la IA



FUENTE: Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial.

agricultura destaca la notable caída de la importancia atribuida a los costes (-26 pp). Asimismo, se aprecia una disminución significativa de las preocupaciones relacionadas con la regulación y las implicaciones jurídicas de estas tecnologías. Por ejemplo, en los servicios de no mercado la proporción de las empresas que identifican los obstáculos regulatorios como una barrera relevante se reduce más de 30 pp, mientras que la incertidumbre sobre las consecuencias legales disminuye cerca de 28 pp. En conjunto, estos resultados apuntan a una menor percepción de las dificultades asociadas a la adopción de la IA. No obstante, la falta de personal cualificado continúa siendo el

principal obstáculo, al ser señalada por alrededor de la mitad de las empresas y alcanzar porcentajes superiores al 55 % en sectores como los de la industria y energía, el transporte y la agricultura.

## 2.3 Impacto de la inteligencia artificial sobre el funcionamiento de las empresas

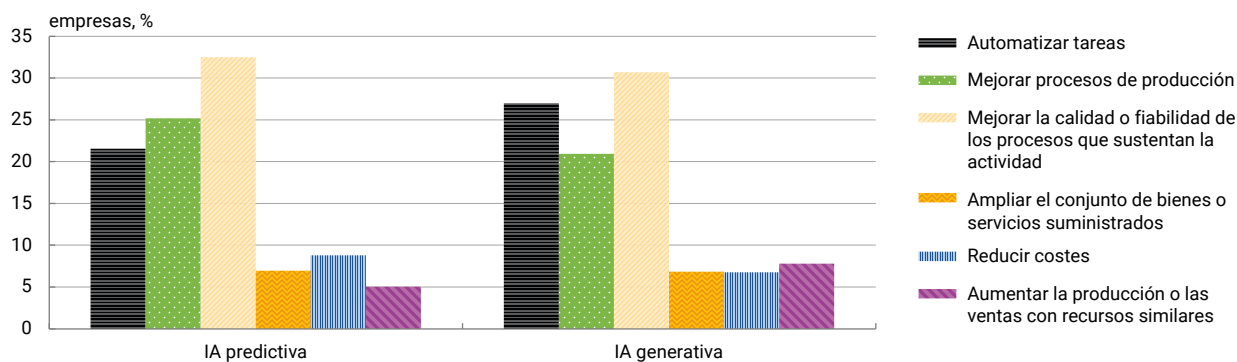
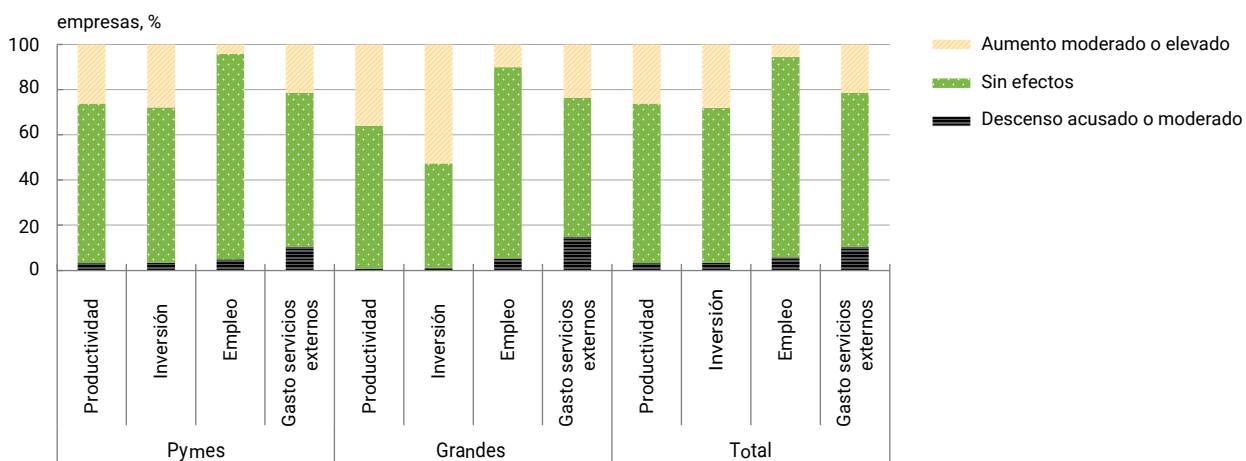
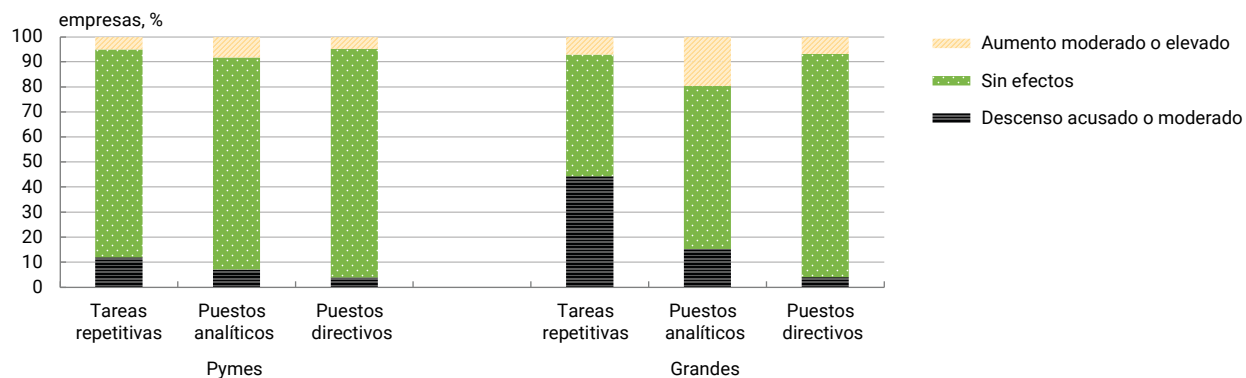
El nuevo módulo de la EBAE lanzado en 2026 ha incluido, por primera vez, algunas preguntas referidas a la relación entre la adopción de la IA y los posibles cambios en el funcionamiento interno de las empresas españolas. En particular, se han incluido preguntas referidas a cuatro ámbitos: i) los factores que explican la implantación de la IA en las empresas; ii) los efectos observados hasta el momento sobre el empleo, la inversión y la productividad; iii) las expectativas de las empresas sobre la evolución futura de estas variables y sobre los perfiles profesionales más afectados, y iv) los cambios organizativos asociados a la adopción de estas tecnologías.

En primer lugar, en lo que respecta a los factores que llevan a las empresas a incorporar tecnologías de IA en sus procesos productivos, los resultados muestran que, entre las empresas que ya utilizan la IA, los principales motivos para su adopción están vinculados a la mejora de la calidad o fiabilidad de los procesos (32,5 % en el caso de la IA predictiva y 30,7 % en la IA generativa), la automatización de tareas previamente realizadas por los trabajadores (21,5 % y 27,0 %) y la mejora de los procesos de producción ya automatizados (25,2 % y 20,9 %). En cambio, objetivos como la ampliación del catálogo de bienes o servicios, la reducción de costes o el aumento de la producción o las ventas presentan una incidencia relativamente menor (véase gráfico 2a).

En segundo lugar, la incorporación de la IA en los procesos productivos de las empresas puede tener un impacto potencial sobre variables como el nivel de empleo, la productividad, los costes y las inversiones. En relación con el empleo, la mayoría de las empresas encuestadas declaran que su introducción no ha tenido efectos significativos en los últimos tres años (cerca del 89 %), mientras que el porcentaje de las empresas que habrían reducido o aumentado el número de trabajadores se sitúa cerca del 6 % en ambos casos (véase gráfico 2b). Cabe señalar que el efecto es algo más acusado entre las empresas que hacen un uso más intensivo de la IA. En particular, entre aquellas que declaran un uso elevado de las herramientas de IA generativa, en torno al 13 % de las empresas habrían aumentado su personal, mientras que cerca del 10 % habrían reducido sus plantillas. Por el contrario, entre las empresas que utilizan esta tecnología de forma moderada, alrededor del 8,5 % habrían incrementado el número de empleados, frente a un 7 % que lo habrían reducido.

En lo que respecta a la productividad y la inversión, una proporción significativa de las empresas, superior al 25 %, señalan haber experimentado aumentos en este período. No obstante, aunque el impacto es positivo en ambos casos, resulta algo más moderado en las pymes en comparación con las grandes empresas. Este menor efecto podría estar relacionado con la fase más incipiente en el uso de estas tecnologías en el segmento de las empresas de menor tamaño. En esta línea, se observa que el efecto sobre la productividad y la inversión aumenta con el grado de intensidad en el uso de la IA. A modo de ejemplo, entre las empresas que usan la IA generativa, más del 60 % declaran haber registrado mejoras en la productividad durante los últimos tres años, así como aumentos de la inversión. Este porcentaje se reduce hasta aproximadamente el 40 % entre las empresas que utilizan estas herramientas de forma moderada. Por el contrario, entre aquellas que recurren a la IA generativa de manera esporádica, la proporción de empresas que perciben mejoras es menor. En torno al 14 % señala incrementos de la productividad y cerca del 18 % reportan aumentos de la inversión. Por último, el porcentaje de las empresas que declaran descensos tanto de la productividad como de la inversión es reducido, independientemente del grado de intensidad de uso.

Gráfico 2

**Efectos del uso de la IA sobre el empleo y la productividad****2.a Motivos para el uso de la IA predictiva y generativa****2.b Impacto de la IA en los últimos tres años, por tamaño****2.c Percepción del cambio en el número de empleados en diferentes grupos**

FUENTE: Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial.

Por último, el impacto en términos de gasto en servicios externos tales como agencias de *marketing*, servicios de traducción o asesoría legal, es algo más desigual. Cerca del 21 % de las empresas habrían aumentado el gasto y alrededor del 11 % lo habrían disminuido. En línea con lo anterior, el porcentaje de las empresas que

incrementan el gasto es mayor cuanto más intenso es el uso. Aproximadamente, el 39% de las empresas que usan herramientas de IA generativa de forma elevada habrían aumentado el gasto en estos servicios, mientras que un 13% lo habrían reducido.

De cara a los próximos tres años, las grandes empresas prevén un mayor impacto positivo sobre la productividad y la inversión que el anticipado por las pymes. En concreto, el 61% de las empresas grandes prevén aumentos de la productividad frente al 27% de las pymes. La diferencia es ligeramente mayor en el caso de la inversión con un aumento esperado por parte del 69% de las grandes empresas y 30% de las pymes, respectivamente. Por ramas de actividad, las expectativas de impacto positivo son más elevadas en los sectores más intensivos en conocimiento y tecnología. Así, en información y comunicaciones, y en las actividades profesionales, científicas y técnicas, alrededor del 45% de las empresas prevén aumentos de la productividad. Estas ramas también son las que muestran mayores expectativas de incremento de la inversión. Sin embargo, sectores como los de la hostelería, la construcción y la agricultura presentan perspectivas más moderadas, con porcentajes de las empresas que anticipan ganancias de productividad próximos al 25%.

Respecto al tipo de empleo que se podría ver más afectado por la adopción de las tecnologías de IA, los resultados muestran importantes diferencias según el tamaño de las empresas. En particular, la mayoría de las pymes no esperan cambios en los empleos asociados a tareas repetitivas o rutinarias (83%), mientras que un porcentaje relativamente elevado de las grandes empresas anticipan reducciones de este tipo de puestos (44%). Por el contrario, los puestos con mayor contenido analítico podrían verse favorecidos, en especial en las grandes empresas, en las que cerca de un 20% prevé aumentos de empleo en este tipo de ocupaciones. Los puestos directivos serían, en conjunto, los menos afectados por la adopción de la IA (véase gráfico 2c).

Por último, la incorporación de estas tecnologías plantea retos organizativos relevantes, en particular en cuanto a la formación, la reorganización interna y la reasignación de tareas. En los próximos tres años, una amplia mayoría de las grandes empresas prevén reforzar la formación (79%) y contratar personal más especializado (62%), mientras que estas expectativas son más reducidas entre las pymes (35% y 17%, respectivamente). En cambio, en ambos grupos se considera necesario, aunque en distinta medida, adaptar la distribución de las tareas dentro de la empresa (57% y 21%, respectivamente). El aumento de las necesidades de formación y de los cambios organizativos asociados se produciría en mayor medida entre las empresas que anticipan mayores ganancias de productividad e incrementos de la inversión asociados a las tecnologías de IA.

En conjunto, el uso de las tecnologías de IA en las empresas ha experimentado un avance muy significativo entre 2024 y 2026, con incrementos generalizados tanto en pymes como en grandes empresas. Este aumento se habría visto favorecido por una reducción generalizada de los obstáculos percibidos por las empresas a la hora de adoptar este tipo de tecnologías. No obstante, esta evolución sigue siendo desigual por tamaño y sector, se mantiene la brecha entre las pymes y las grandes empresas, e incluso se amplía entre ramas de actividad.

En la actualidad, la adopción de la IA se orienta principalmente a mejorar la calidad y fiabilidad de los procesos y a avanzar en los procesos de automatización, más que a objetivos como la expansión de la producción o la reducción de costes. En cuanto a los efectos observados hasta el momento, las respuestas de las empresas apuntan a un impacto limitado sobre el empleo en los últimos tres años, mientras que una proporción relevante de empresas declara haber experimentado aumentos de productividad e inversión, especialmente entre las empresas de mayor tamaño. De cara a los próximos años, las empresas anticipan una intensificación de estos efectos,

acompañada de cambios organizativos y mayores necesidades de formación, con diferencias significativas por tamaño empresarial.

Los resultados descriptivos anteriores permiten identificar algunos patrones generales en la adopción de la IA, tanto en términos de intensidad de uso como de heterogeneidad por tamaño y sector de actividad. No obstante, las diferencias observadas por tamaño y sector podrían reflejar, al menos en parte, diferencias en las capacidades y los recursos de las empresas que están correlacionadas tanto con el tamaño y el sector como con la probabilidad de adopción.

Con el fin de profundizar en estos mecanismos, en la siguiente sección se complementa la evidencia de la encuesta con un análisis que vincula las respuestas de la EBAE con información de balances empresariales procedente de la CBI. Al comparar las empresas dentro de un mismo sector y controlar por tamaño, este enfoque permite aislar en qué medida la heterogeneidad observada en los patrones de adopción se asocia a características empresariales como la productividad, la remuneración media, la intensidad en activos intangibles o la posición financiera.

### 3 Características de las empresas y adopción de la inteligencia artificial: evidencia a partir de datos de balances

Esta sección examina si los patrones de adopción reflejan diferencias en las características empresariales —como la productividad, la composición de la fuerza laboral, la intensidad en activos intangibles o la posición financiera—, vinculando las respuestas individuales de la EBAE con los datos a nivel de empresa procedentes de la CBI del Banco de España para el ejercicio fiscal 2023<sup>1</sup>. La utilización de los datos de la CBI de 2023 responde a la disponibilidad de la información más reciente, pero introduce un decalaje temporal respecto a las respuestas de la EBAE de 2026. Por ello, los resultados de esta sección deben interpretarse como asociaciones entre las características empresariales previas y la adopción posterior de la IA, y no como relaciones contemporáneas ni necesariamente causales.

#### 3.1 Características de las empresas que adoptan la inteligencia artificial

Los datos de la CBI permiten comparar el perfil de balance de las empresas que han adoptado la IA con el de las que no lo han hecho dentro de un mismo sector. Para ello, se consideran cuatro variables: i) la productividad total de los factores (PTF), como medida de la eficiencia general de la empresa; ii) el salario medio por empleado, como indicador de la composición de las cualificaciones de la plantilla; iii) la proporción de activos intangibles en el capital productivo total, y iv) la ratio de endeudamiento<sup>2</sup>. Las cuatro variables se normalizan dentro de cada sector a dos dígitos de la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CNAE), de modo que un valor igual a cero representa la empresa típica de cada sector<sup>3</sup>.

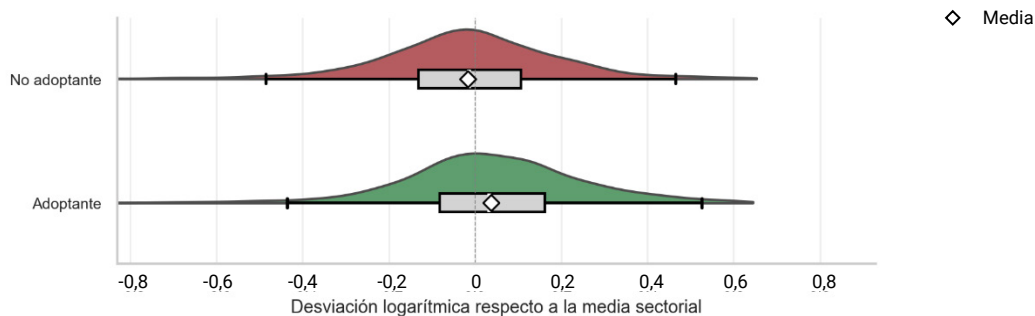
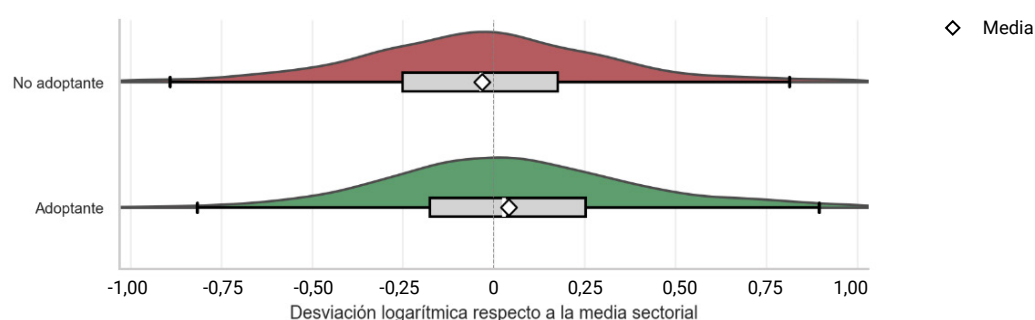
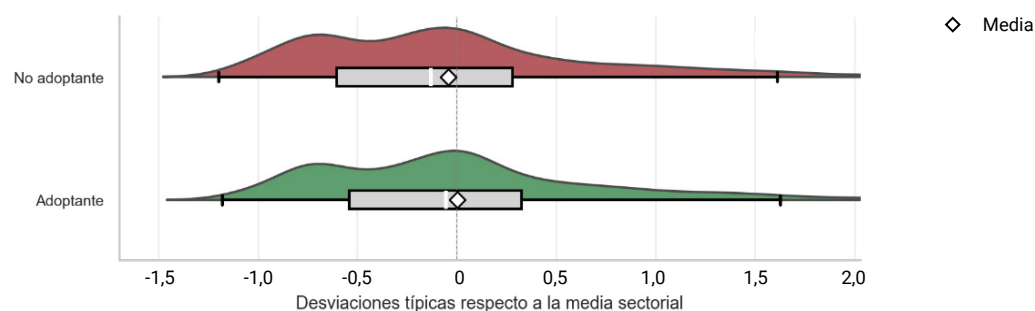
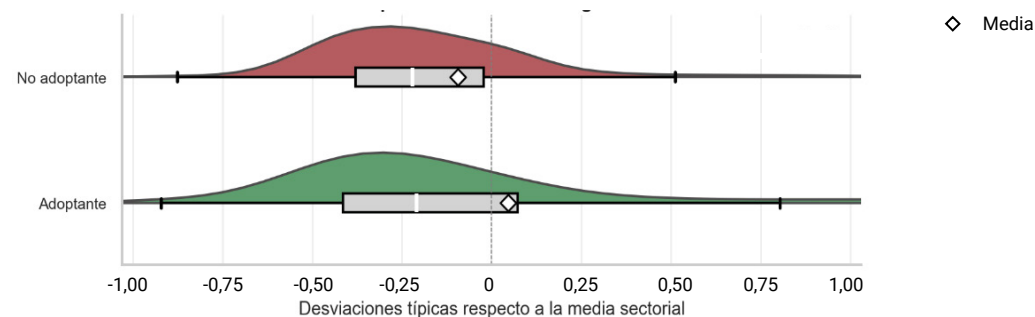
La diferencia más clara entre las empresas que adoptan la IA y las que no lo hacen se observa en el stock de los activos intangibles. Las empresas que utilizan la IA mantienen una proporción visiblemente mayor de activos intangibles en relación con sus homólogas del mismo sector (véase gráfico 3d), lo que es coherente con la idea de que la IA complementa el stock preexistente de capital intangible de la empresa: aquellas que ya han invertido en *software*, bases de datos o algoritmos propietarios pueden desplegar las herramientas de IA a un menor coste marginal. La PTF también muestra un desplazamiento a la derecha entre las empresas adoptantes (véase gráfico 3a), cuya media se sitúa unos 4 puntos logarítmicos por encima de la media sectorial, frente a una media ligeramente negativa para las no adoptantes. Las distribuciones se solapan sustancialmente y muchas empresas no adoptantes son más productivas que la adoptante mediana, pero la brecha es visible tanto en las medias de grupo como en la cola superior.

1 La CBI contiene información sobre los estados financieros de más de 800.000 empresas no financieras españolas para cada ejercicio fiscal. En este documento se emplean los datos de la CBI correspondientes al ejercicio fiscal 2023, el año más reciente para el que se dispone de información de balances. Dado que la oleada de la EBAE utilizada aquí se realizó en febrero de 2026, los datos financieros son aproximadamente dos años anteriores a las respuestas de la encuesta. Las variables de balance deben entenderse, por tanto, como indicadores de las características estructurales de las empresas en torno al momento en que estaban tomando sus decisiones de adopción de la IA, y no como medidas contemporáneas. El cruce entre las respuestas de la EBAE y los registros de la CBI se realiza a nivel de empresa mediante el número de identificación fiscal.

2 Los activos intangibles del inmovilizado según el Plan General de Contabilidad español incluyen *software* capitalizado, gastos de desarrollo, intangibles adquiridos como patentes, marcas, fondo de comercio y concesiones administrativas, entre otras partidas. Por ello, la proporción de activos intangibles (definida como activos intangibles del inmovilizado en proporción del activo fijo productivo total) es un indicador imperfecto del stock de capital digital y tecnológico de la empresa, por dos razones: porque algunos de sus componentes (en particular, el fondo de comercio y las concesiones) no están directamente relacionados con la capacidad digital, y porque excluye los activos intangibles desarrollados de forma interna que han sido contabilizados como gasto en lugar de capitalizados. La ratio de endeudamiento se define como deuda con coste financiero con respecto al activo total.

3 La PTF se estima a nivel de sector a dos dígitos de la CNAE utilizando la metodología de Wooldridge (2009). Para la PTF y el salario medio, la normalización consiste en restar la media sectorial de la variable en logaritmos, de modo que los valores se expresan en unidades de desviación logarítmica (aproximadamente puntos porcentuales). Para la ratio de endeudamiento y la proporción de activos intangibles, la normalización resta la media sectorial y divide por la desviación típica sectorial.

Gráfico 3

**Distribución de las variables de la CBI normalizadas intrasectorialmente, según el estado de adopción de la IA****3.a PTF****3.b Remuneración media****3.c Ratio de apalancamiento****3.d Porcentaje de activos intangibles**

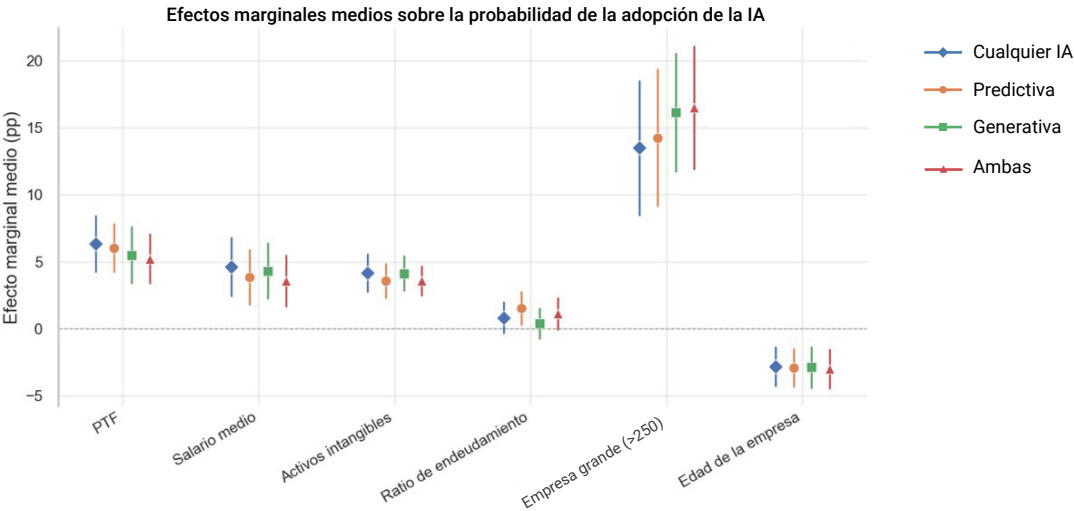
**FUENTES:** Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial y Central de Balances Integrada del Banco de España.

**a** Cada panel muestra la densidad de la distribución, el rango intercuartílico, la mediana y la media del grupo, según el estado de adopción. La PTF y el salario medio por empleado se expresan en desviaciones logarítmicas respecto a la media del sector a dos dígitos de la CNAE. La ratio de endeudamiento y la proporción de activos intangibles están estandarizadas dentro de cada sector.

Las empresas adoptantes también pagan salarios más elevados (véase gráfico 3b), con una media aproximadamente 4 puntos logarítmicos por encima de la media sectorial, acorde con una plantilla más cualificada y mejor posicionada para integrar herramientas de IA en sus tareas cotidianas. Por el contrario, la ratio de endeudamiento no muestra en la práctica ninguna diferencia entre ambos grupos (véase gráfico 3c): ambas distribuciones se centran cerca de la media sectorial, lo que sugiere que la posición financiera no distingue a las empresas adoptantes de las no adoptantes dentro de cada sector.

Para cuantificar estas asociaciones controlando simultáneamente por las cuatro variables, junto con el tamaño y la edad de la empresa, el gráfico 4 presenta los efectos marginales medios de las regresiones logísticas de la adopción de la IA<sup>4</sup>. Las variables continuas de balance se estandarizan (media 0, desviación típica 1) de manera que los coeficientes son directamente comparables: cada uno representa la variación en la probabilidad de adopción, en puntos porcentuales, asociada a un aumento de una desviación típica en la variable. La especificación de referencia define la adopción de forma amplia: una empresa se clasifica como adoptante de la IA si declara cualquier uso (ya sea experimental, moderado o intensivo) de la IA predictiva o generativa, por lo tanto, conviene tener en cuenta que la categoría de empresas adoptantes agrupa grados de integración tecnológica muy distintos. La PTF emerge como el predictor más fuerte entre las variables continuas: un aumento de una desviación típica

Gráfico 4  
Efectos marginales medios de la regresión logística de la adopción de la IA (a)



FUENTES: Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial y Central de Balances Integrada del Banco de España.

a Efectos marginales medios de la estimación logit. Las variables continuas están estandarizadas (media 0, DT 1); cada coeficiente representa el efecto de un aumento de una desviación típica sobre la probabilidad de adopción. Todas las especificaciones incluyen efectos fijos sectoriales a dos dígitos de la CNAE.

4 La variable dependiente toma el valor 1 si la empresa declara cualquier uso de IA (experimental, moderado o intensivo) y 0 en caso contrario. Cuatro especificaciones varían la definición de adopción: cualquier IA, es decir, uso de IA predictiva o generativa; solo IA predictiva; solo IA generativa, y ambos tipos simultáneamente. Todas las variables continuas de balance (PTF en logaritmos, salario medio en logaritmos, ratio de endeudamiento, proporción de activos intangibles y edad en logaritmos) se estandarizan a media 0 y desviación típica 1 antes de la estimación, de modo que los efectos marginales medios se expresan en unidades comunes y pueden compararse entre variables. El indicador de empresa grande entra como variable binaria. Todas las regresiones incluyen efectos fijos sectoriales a dos dígitos de la CNAE. Los errores estándar se agrupan a escala sectorial.

se asocia con 6,3 pp más de probabilidad de adopción. El salario medio es el segundo efecto de mayor magnitud (4,6 pp por desviación típica), coherente con el papel de las cualificaciones de la plantilla en la adopción de estas tecnologías. La proporción de activos intangibles le sigue de cerca (4,1 pp), lo que refuerza la complementariedad entre la IA y el capital digital preexistente. La ratio de endeudamiento es económicamente insignificante y estadísticamente no significativa (0,8 pp).

Estas asociaciones deben interpretarse con cautela. Como se ha señalado, el análisis no permite establecer la dirección de las relaciones. Por ejemplo, el vínculo entre la productividad y la adopción puede operar en ambos sentidos: las empresas más productivas pueden encontrar más fácil adoptar la IA, pero la adopción temprana también puede haber contribuido a las ganancias de productividad (Brynjolfsson, Rock y Syverson, 2021). Consideraciones similares son aplicables a la proporción de activos intangibles y a la composición de la plantilla.

### 3.2 Obstáculos a la adopción y características empresariales

Como se ha documentado en las secciones anteriores, aproximadamente el 70% de las empresas declaran no haber adoptado aún herramientas de IA. La EBAE solicitó a estas empresas no adoptantes que identificaran su principal obstáculo para la adopción. El gráfico 5a agrupa las respuestas en cuatro categorías: las restricciones de recursos (costes de implantación elevados o falta de personal cualificado); la preparación técnica (incompatibilidad con los sistemas existentes o disponibilidad insuficiente de datos); las preocupaciones regulatorias y éticas, y la irrelevancia percibida (la empresa no ve una aplicación útil o desconoce los sistemas de IA). Las restricciones de recursos constituyen el obstáculo dominante, citado por el 61% de las empresas no adoptantes, seguido de la irrelevancia percibida (18%), la preparación técnica (11%) y las preocupaciones regulatorias o éticas (8%).

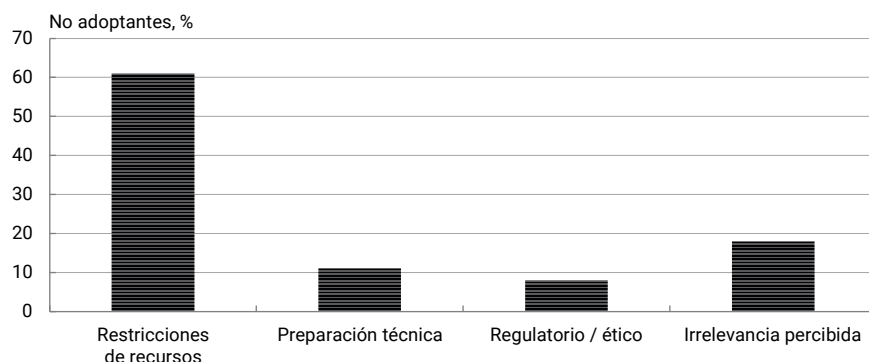
Estos obstáculos percibidos se corresponden con las diferencias observables en las características empresariales. El gráfico 5b muestra la media de cada variable normalizada dentro de cada sector para las empresas adoptantes (rombos negros) y para cada grupo de no adoptantes, con la línea discontinua en cero representando la media sectorial; los grupos situados más abajo se encuentran más alejados de la empresa típica de su sector. La PTF y el salario medio se expresan en unidades de desviación logarítmica (puntos porcentuales), mientras que la ratio de endeudamiento y la proporción de activos intangibles se expresan en desviaciones típicas dentro de cada sector. Se identifican dos patrones generales.

Las empresas que citan restricciones de recursos o irrelevancia percibida presentan las mayores brechas respecto a las adoptantes. Ambos grupos pagan salarios muy por debajo de su media sectorial, en 6 y 7 puntos logarítmicos respectivamente, mientras que las adoptantes pagan 4 puntos logarítmicos por encima, lo que arroja una brecha salarial total de aproximadamente 10 puntos logarítmicos. Sus tenencias de activos intangibles siguen un patrón similar: ambos grupos se sitúan por debajo de la media sectorial, mientras que las adoptantes se sitúan por encima, con brechas totales de alrededor de 0,17 desviaciones típicas. A pesar de declarar obstáculos muy diferentes (un grupo afirma que no puede permitirse la IA, el otro que no ve una aplicación útil), sus balances son notablemente similares. Ambos parecen carecer de las cualificaciones de la plantilla y los activos digitales complementarios que facilitan la adopción tecnológica.

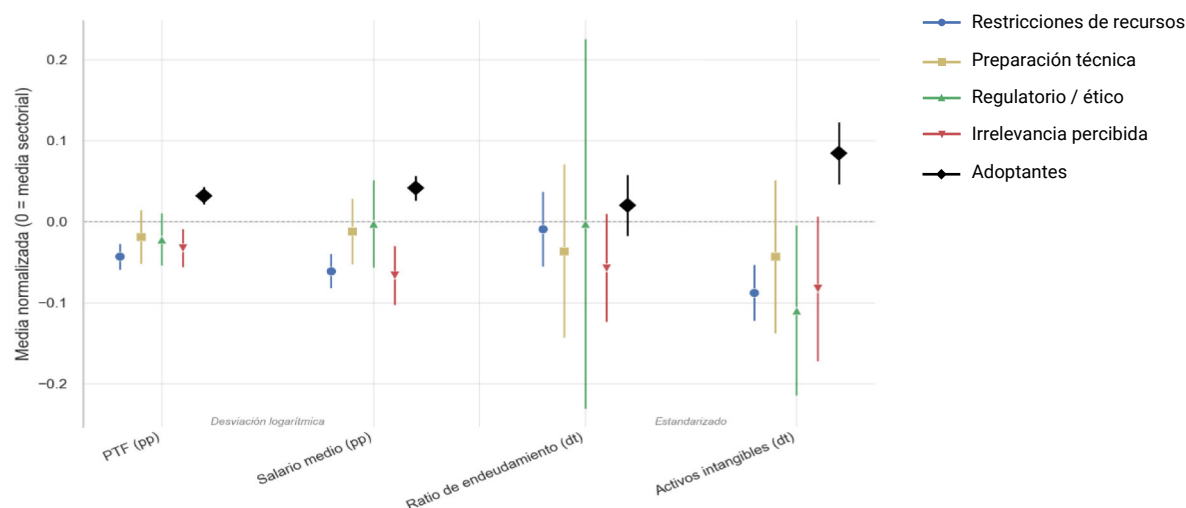
Las empresas que citan preparación técnica u obstáculos regulatorios, por el contrario, se asemejan más a las adoptantes en las dimensiones de capital humano. Las empresas del grupo de preparación técnica muestran la menor brecha salarial respecto a las adoptantes de todos los grupos de no adoptantes (alrededor de 5 puntos

## Obstáculos a la adopción y características empresariales

## 5.a Principal obstáculo para la adopción de la IA entre las empresas no adoptantes (a)



## 5.b Características empresariales según tipo de obstáculo y estado de adopción (b)



FUENTES: Encuesta del Banco de España sobre la Actividad Empresarial y Central de Balances Integrada del Banco de España.

a Las empresas se clasifican según su principal obstáculo autodeclarado para la adopción de IA. N = 2.684 empresas no adoptantes.

b Los marcadores indican las medias de grupo; las barras horizontales muestran intervalos de confianza al 95%. La PTF y el salario medio por empleado se expresan en unidades de desviación logarítmica respecto a la media del sector a dos dígitos de la CNAE. La ratio de endeudamiento y la proporción de activos intangibles se expresan en desviaciones típicas intrasectoriales. La línea discontinua en cero representa la media sectorial.

logarítmicos), mientras que las empresas con preocupaciones regulatorias pagan salarios cercanos a la media sectorial (véase gráfico 5b). Estas empresas parecen poseer la capacidad de plantilla necesaria para adoptar la IA, pero se enfrentan a obstáculos específicos, como deficiencias en la infraestructura de datos o incertidumbre regulatoria, que frenan su adopción.

La proporción de los activos intangibles presenta un panorama algo diferente. Todos los grupos de empresas no adoptantes poseen menos intangibles que las adoptantes, pero la brecha es mayor en las que citan preocupaciones regulatorias o éticas (aproximadamente 0,19 desviaciones típicas por debajo de las empresas adoptantes). Las ratios de endeudamiento varían entre grupos, pero las diferencias son generalmente imprecisas, con intervalos de confianza amplios que impiden extraer conclusiones firmes.

Estos patrones sugieren que los obstáculos a la adopción de la IA no son uniformes a lo largo de la distribución empresarial. Para la mayoría de las empresas no adoptantes, aquellas que citan restricciones de recursos o irrelevancia percibida (que, en conjunto, representan casi el 80 %), la brecha respecto a las adoptantes se extiende mucho más allá de la financiación, y abarca la productividad, las cualificaciones de la plantilla y el capital digital. Para el grupo más reducido bloqueado por los obstáculos técnicos o regulatorios, las características analizadas son más cercanas a las de las empresas adoptantes.

## 4 Conclusiones

El análisis de la información procedente de la EBAE permite identificar varios rasgos sobre la adopción reciente de la IA entre las empresas españolas. En primer lugar, la utilización de estas tecnologías ha aumentado de forma significativa entre 2024 y 2026, tanto en las pymes como en las grandes empresas, aunque continúa caracterizándose por una elevada heterogeneidad. Mientras que en las pymes predomina todavía un uso experimental, en las grandes empresas se observa una mayor presencia de usos intensivos.

Desde esta perspectiva descriptiva, persisten diferencias relevantes por tamaño empresarial y sector de actividad. En particular, la brecha entre pymes y grandes empresas no se ha reducido de forma notable, al tiempo que las diferencias sectoriales se han ampliado, con una mayor concentración del uso de la IA en las ramas más intensivas en conocimiento. En cuanto a los efectos observados hasta el momento, el impacto sobre el empleo parece limitado, mientras que una proporción relevante de empresas declara haber experimentado aumentos de productividad e inversión.

En segundo lugar, la combinación de la EBAE con la información de balances permite analizar la relación entre la adopción de la IA y las características empresariales. Las empresas adoptantes presentan, de promedio, mayores grados de productividad, salarios más elevados y una mayor intensidad en activos intangibles, mientras que no se observan diferencias significativas en su posición financiera relativa. Estas asociaciones deben interpretarse con cautela, dado que el análisis no permite establecer relaciones causales.

El análisis de los obstáculos a la adopción refuerza esta lectura. Para la mayoría de las empresas no adoptantes, las principales limitaciones están asociadas a las restricciones de recursos y a la percepción de una utilidad limitada, y se acompañan de brechas en la productividad, la cualificación de la plantilla y el capital digital. Por el contrario, un grupo más reducido de empresas se enfrenta a barreras de carácter técnico o regulatorio pese a contar con características analizadas más próximas a las de las empresas adoptantes.

En tercer lugar, estos resultados tienen implicaciones para el diseño de políticas económicas orientadas a facilitar la difusión de la IA en el tejido empresarial. El impacto agregado de estas tecnologías dependerá no solo de la extensión de su adopción, sino también de su intensidad de uso y de la capacidad de las empresas para desarrollar activos complementarios, como el capital humano cualificado, las capacidades organizativas y los activos digitales.

Desde esta óptica, las políticas de formación, el apoyo a la digitalización de los procesos internos y la reducción de las barreras técnicas o regulatorias pueden desempeñar un papel relevante para ampliar la base de empresas capaces de integrar la IA de forma efectiva. En ausencia de avances en dichas dimensiones, existe el riesgo de que la difusión de estas tecnologías contribuya a ampliar las brechas existentes entre las empresas, en lugar de favorecer una convergencia en términos de productividad.

## Bibliografía

- Fernández-Cerezo, Alejandro, Ignacio Hidalgo y Mario Izquierdo. (2025). "La adopción de la inteligencia artificial en las empresas españolas: un primer análisis basado en la EBAE". *Boletín Económico - Banco de España*, 2025/T2, 06. <https://repositorio.bde.es/handle/123456789/39705>
- Bonney, Kathryn, Cory Breau, Catherine Buffington, Emin Dinlersoz, Lucia S. Foster, Nathan Goldschlag, John C. Haltiwanger, Zachary Kroff y Keith Savage. (2024). "Tracking Firm Use of AI in Real Time: A Snapshot from the Business Trends and Outlook Survey". NBER Working Paper Series, 32319, National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32319>
- Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock y Chad Syverson. (2021). "The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies". *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), pp. 333-372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Calvino, Flavio, y Luca Fontanelli. (2023). "A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets' complementarities and productivity". OECD Science, Technology and Industry Working Papers, 2023/02, Organisation for Economic Co-operation and Development Publishing. <https://doi.org/10.1787/0fb79bb9-en>
- McElheran, Kristina, J. Frank Li, Erik Brynjolfsson, Zachary Kroff, Emin Dinlersoz, Lucia Foster y Nikolas Zolas. (2024). "AI Adoption in America: Who, What, and Where". *Journal of Economics & Management Strategy*, 33(2), pp. 375-415. <https://doi.org/10.1111/jems.12576>
- Milgrom, Paul, y John Roberts. (1990). "The Economics of Modern Manufacturing: Technology, Strategy, and Organization". *The American Economic Review*, 80(3), pp. 511-528. <https://www.jstor.org/stable/2006681>
- Wooldridge, Jeffrey M. (2009). "On Estimating Firm-Level Production Functions Using Proxy Variables to Control for Unobservables". *Economics Letters*, 104(3), pp. 112-114. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2009.04.026>

### DOCUMENTOS OCASIONALES

- 2430 JOSE GONZÁLEZ MÍNGUEZ: El informe Letta: un conjunto de recetas para dinamizar la economía europea.
- 2431 MARIYA MELNYCHUK y JAVIER MENCÍA: A taxonomy of macro-financial risks and policies to address them.
- 2432 DMITRY KHAMETSHIN, DAVID LÓPEZ RODRÍGUEZ y LUIS PÉREZ GARCÍA: El mercado del alquiler de vivienda residencial en España: evolución reciente, determinantes e indicadores de esfuerzo.
- 2433 ANDRÉS LAJER BARON, DAVID LÓPEZ RODRÍGUEZ y LUCIO SAN JUAN: El mercado de la vivienda residencial en España: evolución reciente y comparación internacional.
- 2434 CARLOS GONZÁLEZ PEDRAZ, ADRIAN VAN RIXTEL y ROBERTO PASCUAL GONZÁLEZ: Navigating the boom and bust of global SPACs.
- 2435 PATROCINIO TELLO-CASAS: El papel de China como acreedor financiero internacional.
- 2436 JOSÉ RAMÓN MARTÍNEZ RESANO: CBDCs, banknotes and bank deposits: the financial stability nexus.
- 2501 PEDRO DEL RÍO, PAULA SÁNCHEZ, MARÍA MÉNDEZ, ANTONIO MILLARUELO, SUSANA MORENO, MANUEL ROJO, JACOPO TIMINI y FRANCESCA VIANI: La ampliación de la Unión Europea hacia el este: situación e implicaciones para la economía española y la Unión Europea.
- 2502 BANCO DE ESPAÑA: La accesibilidad presencial a los servicios bancarios en España: informe de seguimiento 2024. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2503 ANDRÁS BORSOS, ADRIAN CARRO, ALDO GLIELMO, MARC HINTERSCHWEIGER, JAGODA KASZOWSKA-MOJSA y ARZU ULUC: Agent-based modeling at central banks: recent developments and new challenges.
- 2504 ANDRES ALONSO-ROBISCO, ANDRES AZQUETA-GAVALDON, JOSE MANUEL CARBO, JOSE LUIS GONZALEZ, ANA ISABEL HERNAEZ, JOSE LUIS HERRERA, JORGE QUINTANA y JAVIER TARANCON: Empowering financial supervision: a SupTech experiment using machine learning in an early warning system.
- 2505 JÉSSICA GUEDES, DIEGO TORRES, PAULINO SÁNCHEZ-ESCRIBANO y JOSÉ BOYANO: Incertidumbre en el mercado de bonos: una propuesta para identificar sus narrativas con GDELT.
- 2506 LAURA JIMENA GONZÁLEZ GÓMEZ, FERNANDO LEÓN, JAIME GUIXERES PROVINCIALE, JOSÉ M. SÁNCHEZ y MARIANO ALCAÑIZ: Evolución de la investigación neurocientífica del efectivo: revisión y perspectivas actuales.
- 2507 LUIS FERNÁNDEZ LAFUERZA, IRENE ROIBÁS y RAQUEL VEGAS SÁNCHEZ: Indicadores de desequilibrios de precios del mercado inmobiliario comercial.
- 2508 PANA ALVES y OLIVIER HUBERT: ¿Influye la eficiencia energética en el precio de la vivienda en España?
- 2509 ALEJANDRO FERRER y ANA MOLINA: Interacción entre riesgo de liquidez y solvencia bancaria a través de los mecanismos de monetización de activos. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2510 ISABEL ALCALDE y PATRICIA STUPARIU: La educación financiera en edades tempranas. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2511 ALEJANDRO GONZÁLEZ FRAGA, AITOR LACUESTA GABARAIN, JOSÉ MARÍA LABEAGA AZCONA, MARÍA DE LOS LLANOS MATEA ROSA, SOLEDAD ROBLES ROMERO, MARÍA VALKOV LORENZO y SERGIO VELA ORTIZ: Estructura del mercado de electrolineras.
- 2512 FERNANDO ARRANZ GOZALO, CLARA I. GONZÁLEZ MARTÍNEZ y MERCEDES DE LUIS LÓPEZ: Activos soberanos e inversión sostenible y responsable: la importancia de las métricas climáticas. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2513 IRMA ALONSO-ÁLVAREZ y DANIEL SANTABÁRBARA: Decoding Structural Shocks in the Global Oil Market.
- 2514 JOSÉ MANUEL CARBÓ, CLAUDIA TOLEDO y ÁNGEL IVÁN MORENO: Hacia un diccionario panhispánico de sentimiento de la estabilidad financiera.
- 2515 IGNACIO FÉLEZ DE TORRES, CLARA I. GONZÁLEZ MARTÍNEZ y ELENA TRIEBSKORN: The puzzle of forward-looking climate transition risk metrics.
- 2516 MIGUEL GARCÍA-POSADA: Un análisis de los efectos de la introducción del procedimiento especial de insolvencias para microempresas sobre la propensión a concursar.
- 2517 ADRIAN VAN RIXTEL: Whatever it takes? Economic policymaking in China in the context of a possible deflationary spiral.
- 2518 PATRICIA STUPARIU y JUAN RAFAEL RUIZ: Suma de beneficios: educación, competencias matemáticas y competencias financieras. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2519 DAVID CUBERES, AITOR LACUESTA, MARÍA DE LOS LLANOS MATEA y DANIEL OTO-PERALÍAS: El efecto de la regulación sobre el tamaño de las plantas fotovoltaicas.
- 2520 MARINA GARCÍA GIL y DMITRY KHAMETSHIN: Ayudas directas de la línea COVID-19: los determinantes de la asignación y el efecto sobre el crédito bancario.
- 2521 LUCÍA CUADRO-SÁEZ, CORINNA GHIRELLI, MAXIMILIANO MORENO-LÓPEZ y JAVIER J. PÉREZ: Monitoring and forecasting food prices in the euro area.

- 2522 LAURA HOSPIDO, JÚLIA MARTÍ LLOBET y CARLOS SANZ: ¿Qué políticas son efectivas para reducir la exclusión social? Evaluación de cinco proyectos piloto de inclusión social a través de ensayos aleatorizados.
- 2523 MARIO ALLOZA, MARÍA ELENA CRISTÓBAL RODRÍGUEZ, JULIA GARCÍA-ROYO DÍAZ, BEATRIZ GONZÁLEZ, ALBERTO MARTÍN DEL CAMPO SOLA, ANE MARTÍN UGARTE, ENRIQUE MORAL-BENITO e IRENE PINILLA MELGAREJO: Diagnóstico y consecuencias económicas del grado de competencia en las licitaciones públicas.
- 2524 ADRIÁN CARRO, JORGE E. GALÁN, ENRIC MARTORELL y RAQUEL VEGAS: A literature review on ex-ante and ex-post analysis of the implications of borrower-based macroprudential measures.
- 2525 PAULA SEMPERE y RAQUEL PANTOJA: Efectivo y *neuromarketing*: Concepto, funciones y aplicación.
- 2601 RODOLFO G. CAMPOS, JACOPO TIMINI, FRANCESCA VIANI y ELENA VIDAL: El Acuerdo UE-Mercosur: análisis de sus características con una perspectiva sectorial. (Existe una versión en inglés con el mismo número).
- 2602 PABLO AGUILAR, CORINNA GHIRELLI y SAMUEL HURTADO: MTBE v2025: new version of the Quarterly Model of the Banco de España.
- 2603 IRMA ALONSO-ALVAREZ, EKATERINA BUKINA, MARINA DIAKONOVA, NINO KHITARISHVILI, JAVIER J. PÉREZ y PEDRO PIQUERAS: Geopolitical risk: a database of general and bilateral indices.
- 2604 RUBÉN DOMÍNGUEZ-DÍAZ, MARTA GARCÍA-RODRÍGUEZ, JAVIER QUINTANA y RUBÉN VEIGA-DUARTE: Estimación del crecimiento potencial de la economía española: una revisión metodológica.
- 2605 CARLES MANERA, FERRAN NAVINÉS, JAVIER FRANCONETTI, MIQUEL QUETGLAS and JOSÉ A. PÉREZ-MONTIEL: Regional outlook on labor productivity in Spain, 2000–2022.
- 2606 RICARDO BARAHONA: Current trends in performance and flows in the Spanish pension funds industry.
- 2607 FRANCISCO GONZÁLEZ RODRÍGUEZ, ALBERTO ORTS TORRES, JOSÉ MARÍA SERENA GARRALDA y MIQUEL TARÍ SÁNCHEZ: Issuance yield of MREL-eligible bank debt: a benchmarking model.
- 2608 MÓNICA CORREA-LÓPEZ, MAR DELGADO-TÉLLEZ y MARTA SUÁREZ-VALERA: Europa en transición energética: respuestas y desafíos tras dos crisis consecutivas.
- 2609 AITOR LACUESTA, MARÍA VALKOV y MICOLE DE VERA: Un análisis de los mecanismos de protección de los operadores económicos establecidos por la Ley de garantía de la unidad de mercado.
- 2610 Encuesta Financiera de las Familias (EFF) 2024: métodos, resultados y cambios desde 2022.
- 2611 ALFONSO CAMBA, MATÍAS COVARRUBIAS, JOSÉ LUÍS RODRÍGUEZ y RAQUEL TÁRREGA: El coste en bienestar de los márgenes en mercados de productos en España: un análisis con empresas heterogéneas.
- 2612 MICAELA ARIAS, LUCÍA CRIADO, JAVIER GARCÍA-VERDUGO, EDUARDO GUTIÉRREZ, ALMUDENA KESSLER, JOSÉ MANUEL MONTERO, SARA PEREIRA y PAU ROLDÁN-BLANCO: Evolución de la estructura de mercado y de los indicadores de competencia en España en las dos últimas décadas.
- 2613 ANDRÉS ALONSO-ROBISCO, JOSÉ MANUEL CARBÓ, CARLOS JOSÉ GARCÍA, JORGE QUINTANA y JAVIER TARANCÓN: Retriever or reasoner? Decomposing retrieval-augmented generation performance in external audit supervision.
- 2614 RUBÉN VEIGA-DUARTE, EDUARDO GUTIÉRREZ, ALBERTO MARCOS-FERNÁNDEZ, ENRIQUE MORAL-BENITO y JAVIER QUINTANA: Las fuentes del crecimiento en España y las principales economías europeas: productividad total de los factores y heterogeneidad sectorial.
- 2615 MATEO CACHO UZAL, M. DANIELA FILIP y DIANA POSADA RESTREPO: Dinámicas de convergencia regional en las principales economías europeas.
- 2616 IRMA ALONSO-ALVAREZ, IVÁN KATARYNIUK, DAVID LÓPEZ-SALIDO y JAVIER J. PÉREZ: Geopolitical Oil-Supply Scenarios and Macroeconomic Risks: A Bayesian Toolkit for Policy Analysis.
- 2517 MIHAI-VASILE CÎRJĂ and JORDI ROMEU GRANADOS: Transparency and accountability as drivers of cultural change. A comparative analysis of central banks and national competent authorities.
- 2618 LUCÍA CANALEJO GUIJOSA, FERNANDO LEÓN MARTÍNEZ y JOSÉ MARÍA SÁNCHEZ ECHAVE: The Voice as a neurophysiological marker: applications in implicit emotion perception for Neurocash® and cash design.
- 2619 DANIEL DEJUAN-BITRIA: El proceso de desapalancamiento de las sociedades no financieras españolas en el período 2007-2024.
- 2620 MIGUEL GARCÍA-POSADA GÓMEZ y MARÍA RODRÍGUEZ MORENO: Determinantes de la modalidad del tipo de interés de las hipotecas y evolución de sus márgenes durante el período de endurecimiento de la política monetaria 2022-2023.
- 2621 MARÍA ALEJANDRA AMADO GARFIAS, JOÃO AMADOR, SÓNIA FÉLIX, JOANA M. GARCIA, VANDA GERALDES DA CUNHA, CORINNA GHIRELLI, ÁNGEL LUIS GÓMEZ JIMÉNEZ, EDUARDO GUTIÉRREZ CHACÓN, CRISTINA MANTEU, LUIS MOLINA SÁNCHEZ, ENRIQUE MORAL-BENITO, SERGIO PUENTE DÍAZ, JAVIER QUINTANA GONZÁLEZ, MARTÍN SALDÍAS, SHARMIN SAZEDJ, SOFIA TERLICA y JACOPO TIMINI: Perspectives on the Iberian Economic Integration.
- 2622 CLARA I. GONZÁLEZ, PEDRO LINARES, SOLEDAD NÚÑEZ, ÍÑIGO LOSADA, ANIL MARKANDYA, AVINASH PERSAUD, FRANK ELDERSON, KEVIN STIROH, ROB PATALANO, ENRIQUE SERRANO, CASPAR SIEGERT, JAMES TALBOT, JUAN AYUSO, ELENA TRIEBSKORN, LUIS ÁNGEL MAZA, AGNIESZKA TRZCINSKA, CARMEN NUZZO and YANN MARIN: Climate Risk and Sustainable Finance: Bridging Policy, Research and Practice.
- 2623 IRENE PABLOS NUEVO: The AI investment boom: Capital formation, financing structures, interconnections and vulnerabilities.
- 2624 JACOB HESS y DIANA POSADA RESTREPO: El uso de la inteligencia artificial por parte de las empresas españolas: avances recientes y factores asociados a su uso.