

Empresa, tecnología y personas: claves de la competitividad en el siglo XXI

Automatización, inteligencia artificial y defensa como vectores actuales

José Ignacio López Sánchez

Catedrático de Organización de Empresas

Director del Instituto de Innovación, Transformación Digital,
Empresa y Defensa (CEU-INTEDE)

Universidad CEU San Pablo

Empresa, tecnología y personas: claves de la competitividad en el siglo XXI.

Automatización, inteligencia artificial y defensa como vectores actuales

José Ignacio López Sánchez

Catedrático de Organización de Empresas

Director del Instituto de Innovación, Transformación Digital,
Empresa y Defensa (CEU-INTEDE)

Universidad CEU San Pablo

**Empresa, tecnología y personas: claves de la competitividad en el siglo XXI.
Automatización, inteligencia artificial y defensa como vectores actuales**

Cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública o transformación de esta obra sólo puede ser realizada con la autorización de sus titulares, salvo excepción prevista por la ley. Diríjase a CEDRO (Centro Español de Derechos Reprográficos, www.cedro.org) si necesita fotocopiar o escanear algún fragmento de esta obra.

© José Ignacio López Sánchez, 2026

© De la edición, Fundación Universitaria San Pablo CEU, 2026

Maquetación: Andrea Nieto Alonso (CEU *Ediciones*)

CEU *Ediciones*

Julián Romea 18, 28003 Madrid

www.ceuediciones.es

Depósito legal: M-7419-2026

Buenos días, quiero expresar mi sincero agradecimiento al Decano y a todo su equipo por la amabilidad y la confianza al invitarme a impartir esta lección magistral. Para mí es un verdadero honor poder compartir esta reflexión en esta mi nueva casa, de la que ya formé parte hace más de 30 años.

Cuando me pregunté sobre el tema, la respuesta fue sencilla. Debía hablar de aquello que conozco y a lo que he dedicado mi vida académica. De la empresa, de la competitividad, de la innovación, de la automatización y de la inteligencia artificial. Y también del sector defensa, como ámbito donde convergen tecnología, industria y estrategia en el contexto geopolítico actual. Pero, sobre todo, quería hablar de las personas. Porque la tecnología avanza, los mercados cambian y los equilibrios internacionales se transforman, pero siguen siendo las personas quienes toman decisiones, organizan empresas y asumen responsabilidades. Y desde esa convicción arranca la reflexión que quiero compartir con ustedes: la competitividad del siglo XXI no es puramente tecnológica; es organizativa y humana

1. Introducción

La economía mundial atraviesa un proceso de transformación profunda, impulsado por la aceleración tecnológica, la automatización, la inteligencia artificial (IA) y un contexto geopolítico crecientemente complejo. La digitalización de los mercados, la irrupción de nuevas plataformas y la fragmentación estratégica del comercio internacional están reconfigurando las reglas de la competencia, la organización de las empresas y la estructura del poder económico global. Nos encontramos en un momento histórico en el que el progreso tecnológico avanza a una velocidad sin precedentes, pero en el que las decisiones humanas siguen siendo el verdadero factor diferencial.

El debate público tiende con frecuencia a presentar la tecnología como el principal, cuando no único, motor del éxito económico. Sin embargo, la experiencia histórica y la evidencia empírica muestran que la tecnología, por sí sola, no garantiza competitividad ni productividad sostenida (Solow, 1987; Brynjolfsson y Hitt, 2000). La literatura económica ha subrayado de forma consistente que los efectos positivos de las innovaciones dependen de su complementariedad con cambios organizativos, capital humano cualificado e instituciones adecuadas (Bresnahan, Brynjolfsson y Hitt, 2002; Acemoglu *et al.*, 2005).

La tecnología amplifica capacidades; no sustituye el criterio. Reduce costes de información; no elimina la incertidumbre. Acelera procesos; no suprime la responsabilidad. Como explicó Herbert A. Simon en *Administrative Behavior* (1947), las organizaciones operan bajo racionalidad limitada: los individuos toman decisiones con información incompleta, capacidades cognitivas restringidas y en entornos complejos. Ninguna innovación tecnológica elimina esa condición estructural. De ahí que el diseño organizativo, los incentivos y la gobernanza sigan siendo elementos centrales para comprender el desempeño económico.

En esta misma línea, Ronald Coase, en *The Nature of the Firm* (1937), mostró que la empresa existe porque el mercado no es gratuito: los costes de transacción condicionan la forma en que se organizan las actividades productivas. Oliver E. Williamson, en *The Economic Institutions of Capitalism* (1985), profundizó en las estructuras de gobernanza y en la importancia de las instituciones para minimizar conflictos y coordinar decisiones. Posteriormente, Douglass North (1990) y Acemoglu *et al.* (2005) subrayaron que la calidad institucional constituye un determinante esencial del crecimiento y de la divergencia entre países. Este marco teórico resulta especialmente útil para interpretar las transformaciones que introduce la IA en las organizaciones contemporáneas.

En este contexto, resultan especialmente elocuentes las palabras de Don Santiago Ramón y Cajal en *Los tónicos de la voluntad* (1897):

Todo hombre puede ser, si se lo propone, escultor de su propio cerebro.

Lejos de ser una metáfora literaria, esta afirmación encierra una profunda enseñanza económica: el progreso no es un fenómeno automático, sino el resultado de disciplina, método y esfuerzo sostenido. La tecnología ofrece herramientas; el valor emerge cuando las personas las integran con inteligencia en organizaciones eficientes.

Por ello, la tesis central de esta lección es clara: la competitividad en el siglo XXI no es un fenómeno exclusivamente tecnológico. Es el resultado de la interacción entre empresa, tecnología y personas en un entorno institucional y geopolítico determinado. La automatización y la IA actúan como vectores de cambio, pero sus efectos dependen críticamente de cómo se integran en estructuras organizativas reales, con tamaño eficiente, capital humano cualificado y marcos institucionales sólidos.

Uno de los elementos distintivos de esta lección es el uso del sector defensa como caso de estudio empírico. Lejos de abordarlo exclusivamente desde una perspectiva de seguridad, se analiza como:

- un sector intensivo en tecnología,
- un generador de innovación dual civil-militar,
- y un ecosistema empresarial diverso, donde conviven grandes integradores y una amplia red de pymes tecnológicas altamente especializadas.

El análisis de este sector permite ilustrar cómo el tamaño empresarial, la organización y la especialización condicionan la productividad y la competitividad, ofreciendo enseñanzas extrapolables a otros ámbitos de la economía.

La lección se articula de forma progresiva, avanzando desde los fundamentos teóricos hasta la evidencia empírica y las implicaciones estratégicas. En primer lugar, se presenta el marco conceptual apoyado en la teoría de la organización y de las instituciones. A continuación, se examina la evolución del liderazgo empresarial y la transformación de los mercados digitales. Posteriormente, se revisa la evidencia empírica sobre automatización, robots e IA, para centrarse después en el uso real de la IA por parte de personas y organizaciones. Desde ahí, se aborda el papel del tamaño empresarial y, finalmente, se presenta un análisis detallado del sector defensa como caso aplicado.

En definitiva, esta lección invita a una reflexión serena pero exigente: el futuro económico no está predeterminado por los algoritmos, sino por las decisiones humanas. La ventaja competitiva no pertenece necesariamente a quien dispone de más tecnología, sino a quien sabe organizarla mejor.

2. Un punto de partida: las enseñanzas de cuatro premios Nobel de Economía

Herbert A. Simon fue uno de los pensadores más influyentes del siglo xx en el análisis de las organizaciones, la toma de decisiones y el comportamiento económico real. Economista, politólogo y pionero tanto de la ciencia cognitiva como de la IA, desarrolló su trayectoria académica principalmente en la Universidad Carnegie Mellon, en un entorno interdisciplinar que anticipó muchas de las discusiones actuales sobre tecnología, empresa y personas.

En **1978** recibió el **Premio Nobel de Economía** «por su investigación pionera en los procesos de toma de decisiones dentro de las organizaciones económicas».

Su aportación supuso una ruptura con uno de los supuestos centrales de la teoría económica neoclásica: la racionalidad perfecta de los agentes. Frente a ello, Simon introdujo una visión empírica y realista del comportamiento económico, profundamente anclada en las limitaciones cognitivas y organizativas de las personas.

Su legado resulta especialmente pertinente en el contexto actual de aceleración tecnológica, automatización e IA, precisamente porque concibió la economía no como un ejercicio abstracto de optimización, sino como una ciencia aplicada a organizaciones reales, información imperfecta y decisiones bajo incertidumbre (Simon, 1947; 1957).

El concepto central desarrollado por Simon es el de **racionalidad limitada**. Frente al *homo economicus*, capaz de procesar toda la información disponible y maximizar siempre su utilidad, Simon sostiene que los individuos y las organizaciones:

- disponen de información incompleta,
- tienen capacidades cognitivas limitadas,
- y operan bajo restricciones de tiempo y recursos.

En consecuencia, las decisiones no se toman maximizando, sino satisfaciendo (*satisficing*): se buscan soluciones suficientemente buenas dadas las circunstancias. Este enfoque tiene implicaciones profundas para la economía contemporánea: las decisiones son contextuales, la estructura organizativa importa, y el diseño de procesos, reglas e incentivos es determinante para el desempeño económico.

Estas ideas permiten comprender por qué, incluso en entornos altamente digitalizados, la productividad y la competitividad no dependen exclusivamente de la tecnología disponible, sino de cómo las organizaciones procesan información y coordinan decisiones.

El enfoque de Simon se conecta de forma natural con la teoría de los **costes de transacción**, iniciada por Ronald Coase y desarrollada sistemáticamente por Oliver Williamson. **Coase** recibió el **Premio Nobel de Economía en 1991** «por su descubrimiento y clarificación de la importancia de los costes de transacción y los derechos de propiedad para la estructura institucional y el funcionamiento de la economía». En su célebre artículo *The Nature of the Firm* (1937), Coase formuló una pregunta fundamental: ¿por qué existen las empresas y no todo se organiza mediante el mercado?

La respuesta reside en los costes asociados al uso del mercado: costes de información, negociación y control. **Williamson**, galardonado con el **Premio Nobel de Economía en 2009** «por su análisis de la gobernanza económica, especialmente de los límites de la empresa», profundizó en esta idea mostrando que dichos costes aumentan con la complejidad, la incertidumbre y el oportunismo.

Desde esta perspectiva, la empresa es una **institución diseñada para reducir costes de transacción**, internalizando decisiones que resultarían demasiado costosas de coordinar exclusivamente mediante contratos de mercado (Coase, 1937; Williamson, 1975; 1985).

Las aportaciones de **Daron Acemoglu** amplían este marco incorporando explícitamente el papel de las **instituciones**, la **distribución del poder** y la **dirección del cambio tecnológico**. Acemoglu recibió el **Premio Nobel de Economía en 2024** (junto a Simon Johnson y James A. Robinson) «por sus contribuciones al análisis de cómo las instituciones influyen en el crecimiento económico y el desarrollo a largo plazo». Su trabajo demuestra que la tecnología no es neutral: sus efectos sobre productividad, empleo e igualdad dependen del marco institucional y organizativo en el que se despliega. En particular, Acemoglu ha subrayado que el progreso tecnológico puede generar crecimiento inclusivo o, por el contrario, reforzar desigualdades, dependiendo de cómo se diseñen los incentivos y las reglas del juego (Acemoglu y Robinson, 2012; Acemoglu y Johnson, 2023). Este enfoque resulta crucial para interpretar los retos asociados a la IA en la economía contemporánea.

Las enseñanzas combinadas de Simon, Coase, Williamson y Acemoglu ofrecen un marco coherente para interpretar los grandes temas de esta lección. Y nos permite comprender:

- por qué la tecnología por sí sola no garantiza ventaja competitiva,
- por qué los costes de coordinación y control siguen siendo decisivos,
- por qué las instituciones y la gobernanza importan tanto como los algoritmos,
- y por qué las personas continúan siendo el elemento central del sistema productivo.

En la era de la automatización y la IA, estas enseñanzas cobran nueva vigencia. La competitividad del siglo XXI no depende únicamente de disponer de mejores tecnologías, sino de cómo las organizaciones integran tecnología, instituciones e incentivos para tomar mejores decisiones en un mundo inevitablemente incierto.

3. Una mirada al pasado con los ojos en el futuro

La capitalización bursátil de una empresa, el valor de mercado de sus acciones, es mucho más que una magnitud financiera. Desde una perspectiva económica, refleja las expectativas agregadas sobre la capacidad futura de generar beneficios,

esto es, sobre la productividad, el crecimiento y la sostenibilidad del modelo de negocio. Cuando se analiza su evolución a lo largo del tiempo, la capitalización bursátil permite observar con claridad:

- qué sectores lideran cada etapa del desarrollo económico,
- cómo los cambios tecnológicos alteran las jerarquías empresariales,
- y por qué determinados países concentran sistemáticamente el liderazgo corporativo.

Por ello, el análisis de las empresas de mayor capitalización constituye una herramienta especialmente útil para comprender la transformación estructural de la economía global en las últimas décadas. A través de las distintas figuras que se presentan, desde 1992 hasta 2025, puede observarse cómo los sectores dominantes, los modelos de negocio y el liderazgo geográfico han ido transformándose en paralelo a las grandes olas tecnológicas, financieras y geopolíticas.

1992: grandes corporaciones industriales y de consumo en un mundo aún analógico

La figura 1, correspondiente a 1992, refleja un mundo económico todavía dominado por grandes corporaciones industriales, energéticas, farmacéuticas y de consumo. Empresas como Exxon, General Electric, Coca-Cola, Merck o Procter & Gamble ocupaban las primeras posiciones por capitalización bursátil.



Figura 1. Las diez empresas de mayor capitalización bursátil en 1992.
Fuente: Elaboración propia.

Se trata de un momento histórico marcado por la finalización de la Guerra Fría, la consolidación del modelo industrial global y, en el caso español, por la crisis de 1992-1993, con la triple devaluación de la peseta tras la Expo de Sevilla y los Juegos Olímpicos de Barcelona. A escala global, el valor económico se concentraba en activos físicos, marcas consolidadas y economías de escala industriales.

La tecnología digital aún no era el eje central del crecimiento, sino un complemento al modelo productivo existente.

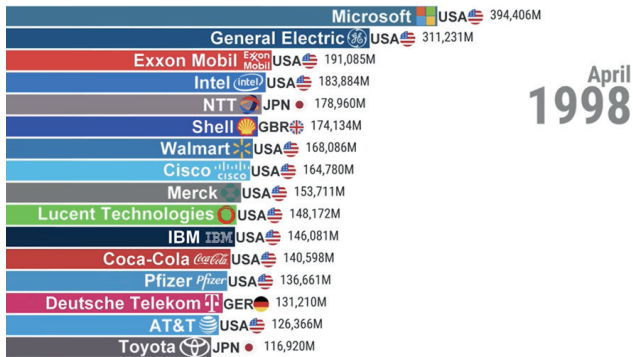


Figura 2. Empresas de mayor capitalización bursátil en 1998 (abril)
Fuente: Global Stats (2025)

1998: el despegue de la economía digital y la irrupción del software

Las figuras 2 y 3, de abril y junio de 1998, muestran un primer punto de inflexión claro. Aparece con fuerza el sector tecnológico, encabezado por Microsoft, que se convierte en la empresa de mayor capitalización bursátil del mundo.

Este periodo refleja el auge del software, los sistemas operativos y la informática personal, con empresas como Intel, Cisco o IBM ganando peso relativo. El valor empieza a desplazarse desde la industria pesada hacia activos intangibles, como el conocimiento y los estándares tecnológicos.

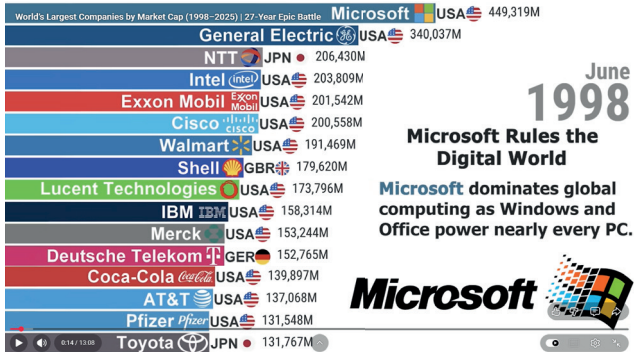


Figura 3. Empresas de mayor capitalización bursátil en 1998 (junio).
 Fuente: Global Stats (2025).

Es el inicio de una etapa en la que la ventaja competitiva ya no reside solo en producir más barato, sino en controlar plataformas, ecosistemas y redes.

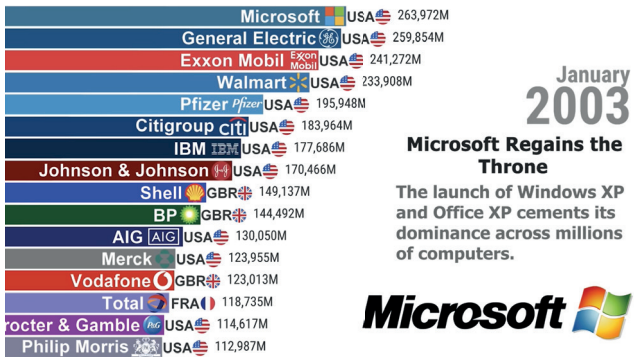


Figura 4. Empresas de mayor capitalización bursátil en 2003 (enero).
 Fuente: Global Stats (2025).

2003-2005: entre la burbuja puntocom y el retorno de la energía

Las figuras 4 y 5, de enero de 2003 y junio de 2005, capturan la resaca del estallido de la burbuja puntocom y una cierta recomposición sectorial. Aunque la tecnología no desaparece, se produce un retorno temporal del liderazgo energético, con ExxonMobil alcanzando de nuevo el primer puesto por capitalización.

Este momento refleja dos ideas importantes: la volatilidad inherente a las transiciones tecnológicas; y la persistencia del valor estratégico de sectores como la energía en un contexto de crecimiento global.

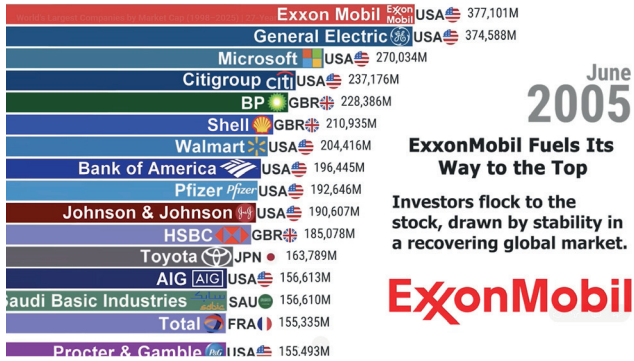


Figura 5. Empresas de mayor capitalización bursátil en 2005 (junio).
Fuente: Global Stats (2025).

La economía digital se consolida, pero aún convive con modelos tradicionales intensivos en capital físico y recursos naturales.

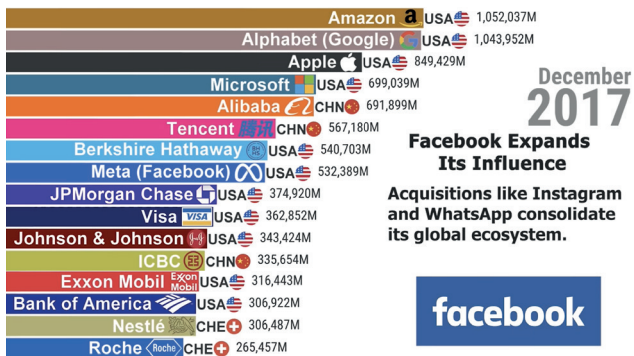


Figura 6. Empresas de mayor capitalización bursátil en 2017 (diciembre).
Fuente: Global Stats (2025).

2017: plataformas digitales, datos y efectos de red

La figura 6 muestra ya un cambio estructural mucho más profundo. Las primeras posiciones están dominadas por empresas digitales como Amazon, Alphabet, Apple, Microsoft o Meta.

El valor económico se concentra ahora en: plataformas digitales, ecosistemas de usuarios, datos y efectos de red. Las grandes empresas dejan de ser solo productoras de bienes o servicios y pasan a ser infraestructuras privadas de la economía digital global.

2025: IA y semiconductores

La figura 7 de octubre de 2025 marca una nueva etapa: la de la IA y los semiconductores avanzados. El liderazgo de NVIDIA, junto con Microsoft, Apple, Alphabet y Amazon, refleja la centralidad de la computación de alto rendimiento, los modelos de IA y la infraestructura digital crítica.

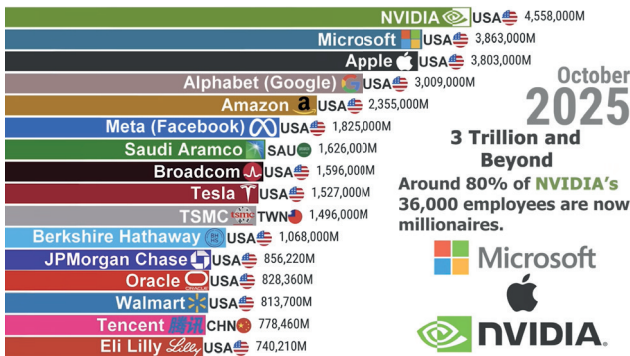


Figura 7. Empresas de mayor capitalización bursátil en 2025 (octubre).
Fuente: Global Stats (2025).

La capitalización bursátil alcanza niveles inéditos y se observa una concentración extrema del valor en un número muy reducido de empresas, muchas de ellas estrechamente interconectadas. La tabla 1 recoge cuándo estas empresas alcanzaron su mayor valoración, esto nos permite asegurar que este fenómeno no es puntual, sino estructural.

EMPRESA	PAIS	CUANDO SUPERARON (\$ TRILLION)						Fecha Valor record	Valor record (billions USD)	
		\$1	\$2	\$3	\$4	\$5	\$6		Valor Nominal	Valor ajustado
Nvidia		30 May 2023	23 Feb 2024	5 Jun 2024	9 Jul 2025	29 Oct 2025	-	29 Oct 2025	5,170	5,335
Apple		2 Aug 2018	19 Aug 2020	3 Jan 2022	28 Oct 2025	-	-	2 Dec 2025	4,283	4,420
Microsoft		25 Apr 2019	22 Jun 2021	24 Jan 2024	31 Jul 2025	-	-	31 Jul 2025	4,128	4,260
Alphabet		16 Jan 2020	8 Nov 2021	15 Sep 2025	12 Jan 2026	-	-	12 Jan 2026	4,036	4,165
Amazon		4 Sep 2018	26 Jun 2024	-	-	-	-	3 Nov 2025	2,763	2,851
Saudi Aramco		11 Dec 2018	12 Dec 2019	-	-	-	-	10 May 2022	2,463	2,646
Meta		28 Jun 2021	15 Aug 2025	-	-	-	-	15 Aug 2025	2,005	2,043
Broadcom		13 Dec 2024	25 Nov 2025	-	-	-	-	29 Oct 2025	1,801	1,859
Tesla		25 Oct 2021	-	-	-	-	-	17 Dec 2024	1,540	1,589
Eli Lilly		21 Nov 2025								
PetroChina		5 Nov 2007	-	-	-	-	-	5 Nov 2007	1,200	1,744
TSMC		17 Oct 2024	-	-	-	-	-	12 Jan 2026	1,728	1,783
Berkshire Hathaway		28 Aug 2024	-	-	-	-	-	17 Mar 2025	1,100	1,135

Tabla 1. Empresas que han superado \$ Trillion y valor récord.

Fuente: https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_public_corporations_by_market_capitalization (31/01/2026).

La posición dominante de las empresas estadounidenses no es fruto del azar ni únicamente de la tecnología. Responde a una combinación de factores estructurales:

1. Mercado grande y homogéneo. Mercado interno amplio, relativamente homogéneo en términos regulatorios y lingüísticos que que permite escalar rápidamente nuevos modelos de negocio.
2. Un mercado de capitales profundo, líquido y global, capaz de financiar innovación a gran escala.
3. Instituciones favorables al emprendimiento y al riesgo, con tolerancia al fracaso.

4. Un ecosistema universitario, tecnológico y empresarial altamente integrado.
5. Capacidad para crear y controlar plataformas globales, no solo productos.
6. Un entorno regulatorio y geopolítico que ha favorecido la expansión internacional de sus empresas.

En conjunto, Estados Unidos ha logrado convertir la innovación tecnológica en valor económico sostenido. La evolución de la capitalización bursátil mundial muestra que el liderazgo económico no es estático. Cambia con las tecnologías dominantes, los modelos organizativos y el marco institucional. Entender estos cambios es esencial para interpretar los retos actuales de la automatización, la IA y la competitividad empresarial en el siglo XXI.

La nueva escala del poder económico: cuando las empresas compiten con los Estados

La figura 8 muestra una comparación deliberadamente provocadora: el PIB de los principales países y de la Unión Europea frente a la capitalización bursátil de las grandes empresas tecnológicas. Aunque se trata de magnitudes conceptualmente distintas, su contraste resulta enormemente revelador.

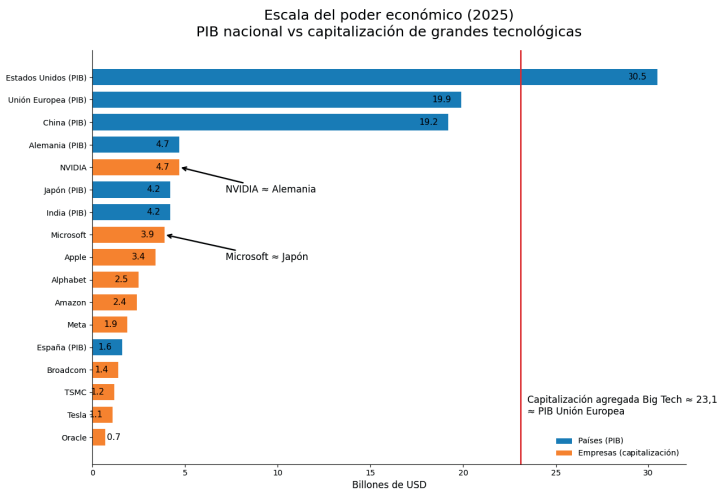


Figura 8. PIB de economías seleccionadas y capitalización agregada de grandes tecnológicas (2025).

Fuente: Elaboración propia.

En primer lugar, se observa que la economía de Estados Unidos, con un PIB superior a los 30 billones de dólares, sigue ocupando una posición claramente dominante. Sin embargo, lo verdaderamente novedoso no está en los estados, sino en las empresas.

Empresas como NVIDIA, Apple o Microsoft alcanzan valoraciones bursátiles comparables al PIB de economías avanzadas como Alemania, Japón o Francia. Esto no significa que una empresa «reemplace» a un estado, pero sí indica que la escala económica del poder corporativo ha cambiado radicalmente.

A diferencia del PIB, que refleja la producción agregada anual, la capitalización bursátil recoge expectativas de futuro: crecimiento, control tecnológico, capacidad de captura de rentas y posición estratégica en cadenas de valor críticas. En este sentido, el mercado está señalando que determinadas empresas tecnológicas se han convertido en infraestructuras esenciales de la economía global.

La línea muestra que la capitalización agregada de un reducido grupo de empresas tecnológicas se sitúa en torno a los 23 billones de dólares, una magnitud comparable al PIB de la Unión Europea. Este hecho ilustra cómo el centro de gravedad del crecimiento, de la innovación y del poder económico se ha desplazado hacia organizaciones privadas que controlan infraestructuras digitales críticas.

Este fenómeno es especialmente visible en el caso de los semiconductores avanzados, la computación en la nube y la IA, donde la concentración del valor es extrema y las barreras de entrada son crecientes. La tecnología ya no es solo un sector: es un factor estructural de poder económico.

Desde esta perspectiva, la comparación entre países y empresas no busca equipararlos, sino subrayar una transformación profunda: el centro de gravedad del crecimiento y de la competitividad se ha desplazado hacia organizaciones capaces de operar a escala global, apoyadas en activos intangibles, datos y conocimiento altamente especializado.

4. Mercados digitales y nuevas reglas económicas: eficiencia, poder de mercado y plataformas

La transformación digital no solo ha afectado a los procesos internos de las empresas, sino que ha alterado de forma profunda el funcionamiento de los mercados. La digitalización introduce nuevas dinámicas en la interacción entre oferta y demanda, modifica los mecanismos de formación de precios y redefine las fuentes de ventaja competitiva.

Desde una perspectiva económica, el cambio fundamental reside en que los mercados digitales reducen drásticamente determinados costes de transacción, al tiempo que generan nuevas formas de poder de mercado. Este doble efecto, mayor eficiencia y concentración, es una de las claves para entender la economía actual.

La digitalización no altera las leyes fundamentales de la economía, pero sí transforma de manera profunda las condiciones bajo las cuales operan los mercados, los mecanismos de creación de valor y las estructuras de poder económico. Para comprender estas transformaciones resulta especialmente útil combinar los axiomas de los mercados electrónicos formulados por Rayport y Sviokla (1995) con el análisis de los mecanismos económicos subyacentes a la economía de la información y los bienes digitales desarrollado por Loebbecke y Picot (2015).

Los axiomas de los mercados electrónicos

Rayport y Sviokla (1995) mostraron de forma temprana, ya hace 30 años, que la digitalización no solo virtualiza procesos existentes, sino que crea una cadena de valor virtual paralela a la física. En este entorno, los mercados electrónicos reducen de forma sistemática los costes de transacción y modifican la lógica del intercambio económico.

Este fenómeno conecta directamente con la teoría de los costes de transacción (Coase, Williamson) y con la racionalidad limitada (Simon): al disminuir la fricción informativa se amplía el conjunto de decisiones viables, pero también se reconfigura la estructura competitiva del mercado.

- **La ley de los activos digitales:** los activos digitales, a diferencia de los físicos, no se agotan con su consumo. **El bien información.**
- **Nuevas economías de escala:** la cadena de valor virtual redefine las economías de escala, permitiendo que pequeñas empresas consigan unos reducidos costes unitarios para bienes y servicios en mercados dominados por las grandes empresas.
- **Nuevas economías de alcance:** las empresas pueden redefinir las economías de alcance aprovechando un único conjunto de activos digitales para proporcionar valor en múltiples y dispares mercados.
- **Reducción de los costes de transacciones:** búsqueda de información, negociación y garantía.
- **Volver a equilibrar la oferta y la demanda:** mercados más eficientes.

- El **cliente diseña el producto** que quiere recibir (incremento de la calidad de concepción y de servicio) y posee un **mayor poder de negociación** al disponer de más información a un menor coste.

Mecanismos de la economía de la información y los bienes digitales

Loebbecke y Picot (2015) profundizan en estas dinámicas identificando una serie de mecanismos estructurales que caracterizan a la economía digital y que ayudan a explicar la concentración de valor observada en los mercados tecnológicos actuales.

En los bienes digitales los costes marginales de reproducción tienden a cero, lo que favorece estructuras de producción altamente centralizadas. Esta centralización reduce drásticamente los costes de búsqueda y distribución, pero también conduce a fuertes economías de escala; ventajas acumulativas para los primeros líderes; y situaciones de oligopolio o incluso monopolio natural. En este contexto, los mercados digitales tienden a dinámicas de **winner takes all**, donde un reducido número de actores captura una proporción desproporcionada del valor económico.

La producción centralizada se ve reforzada por un incremento en la **armonización de la demanda**. La digitalización estandariza preferencias, formatos y expectativas de los usuarios a escala global, especialmente en bienes y servicios intensivos en información. Esta convergencia de la demanda facilita la escalabilidad global; reduce la diversidad efectiva de soluciones; y refuerza la posición de las plataformas dominantes. La interacción entre producción centralizada y demanda armonizada explica por qué ciertos modelos de negocio digitales se imponen rápidamente a nivel mundial.

Un tercer mecanismo clave es la **erosión de los derechos de propiedad** en los entornos digitales. La facilidad de copia, reutilización y difusión de contenidos e información debilita los mecanismos tradicionales de apropiación del valor.

Este fenómeno puede interpretarse a la luz de la *tragedia de los comunes* formulada por Garrett Hardin (1968): cuando los recursos son compartidos sin reglas claras, se corre el riesgo de sobreexplotación, pérdida de incentivos y degradación del valor.

Loebbecke y Picot (2015) vinculan este proceso con lo que denominan una **amateurización en masa**, en la que la barrera entre productores y consumidores se difumina. Si bien este fenómeno democratiza la creación de contenido y conocimiento, también plantea desafíos relevantes para la sostenibilidad de los modelos de negocio basados en la propiedad intelectual.

Creación de valor y modelos de negocio en los mercados digitales

El marco de creación de valor propuesto por Amit y Zott (2001) permite integrar estos mecanismos dentro de una visión coherente del modelo de negocio digital. Tal como refleja la figura presentada, el valor se genera a través de cuatro dimensiones interrelacionadas (ver figura 9):

- Eficiencia, mediante la reducción de costes de transacción.
- Novedad, a través de nuevas estructuras de intercambio.
- Complementariedades entre productos, servicios, tecnologías y actividades.
- Anclaje (*lock-in*) mediante externalidades de red, costes de cambio y confianza.



Figura 9. Creación de valor, modelos de negocio digitales.

Fuente: Elaboración propia a partir de Amit y Zott, (2001); y Zott y Amit, (2017).

Estos mecanismos explican cómo las plataformas digitales pueden crear y capturar valor incluso en contextos de alta transparencia y bajos costes marginales.

Las plataformas digitales reorganizan el mercado sin necesidad de poseer los activos tradicionales. Controlan reglas, datos y algoritmos, lo que les permite reducir costes para los usuarios, pero también concentrar poder de intermediación y desplazar la competencia desde el precio hacia el control del ecosistema.

Este rasgo es fundamental para entender la elevada concentración observada en los mercados digitales contemporáneos. La IA amplifica todos los mecanismos descritos: refuerza la producción centralizada; intensifica la armonización de la demanda; y acelera la concentración del valor basada en datos y algoritmos.

Desde la perspectiva de la racionalidad limitada, la IA no elimina los problemas clásicos de la economía, sino que reconfigura la distribución del poder, los incentivos y los riesgos.

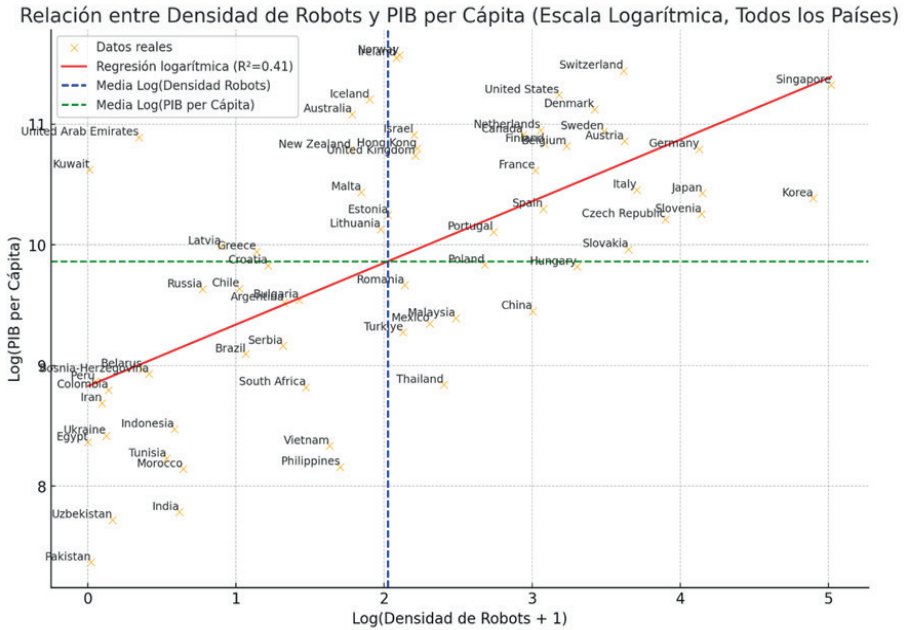


Figura 10. Densidad de robots y PIB per cápita.
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la *International Federation of Robots* y Banco Mundial.

5. Automatización, robots e IA: evidencia empírica sobre productividad, empleo y organización

Desde los inicios de la industrialización, cada gran oleada tecnológica ha ido acompañada de temores sobre la destrucción masiva de empleo. La automatización, la robotización y, más recientemente, la IA reproducen este patrón histórico. Lo que hoy se denomina *automation anxiety*, el miedo a ser sustituido por máquinas, no es un fenómeno nuevo, sino recurrente y cíclico, como documentan Bassett y Roberts (2019).

Automatización y productividad, una relación empírica robusta

La evidencia internacional acumulada en las dos últimas décadas muestra de forma consistente que la automatización y la robotización están asociadas a incrementos significativos de la productividad, especialmente en economías avanzadas y sectores intensivos en capital y tecnología.

Los países con mayor densidad de robots industriales presentan de forma sistemática:

- mayores niveles de productividad por hora trabajada,
- mayor resiliencia industrial,
- y una mejor posición en las cadenas globales de valor.

La evidencia empírica mostrada en la figura 10, resumida en la tabla 2, pone de manifiesto que la relación entre automatización y desempeño económico no es lineal, sino claramente no homogénea entre países.

Relación	Ecuación	R ²	Significativa (p<0.05 y p<0.01)
Densidad de Robots vs GDP por Hora (Lineal)	$Y = 49.71 + 0.11X$	0.13	✓ Sí P-valor = 0.03
Densidad de Robots vs GDP por Hora (Log)	$\text{Log } Y = 3.63 + 0.47 \text{ log } X$	0.35	✓ Muy Alta P-valor = 0.00013
Incremento Robots vs Incremento PIB p/c (Lineal)	$Y = 7.91 + 0.13X$	0.35	✓ Sí P-valor = 0.005
Densidad de Robots vs PIB per Cápita (Log)	$\text{Log } Y = 8.42 + 0.45 \text{ log } X$	0.41	✓ Muy Alta P-valor = 0.0006

Tabla 2. Relación entre automatización y desempeño económico.

En niveles bajos de densidad de robots, la correlación con el PIB por hora trabajada o con el PIB per cápita es débil o prácticamente inexistente, lo que sugiere que la adopción incipiente de automatización, por sí sola, no genera mejoras sustanciales de productividad. Sin embargo, a partir de determinados umbrales de automatización, característicos de economías más avanzadas, la relación se vuelve significativa y robusta, especialmente cuando se analiza en términos logarítmicos, lo que indica efectos crecientes de la robotización sobre la productividad y el nivel de renta.

Los resultados econométricos confirman que la densidad de robots explica una parte relevante, aunque no exclusiva, de las diferencias internacionales en productividad y PIB per cápita, con coeficientes estadísticamente significativos y valores de R^2 moderados. Al mismo tiempo, la dispersión observada en los países con menor nivel de automatización recuerda que la tecnología no actúa en el vacío: en las economías en desarrollo, factores como el capital humano, la calidad institucional, la estabilidad macroeconómica y la inversión en infraestructuras siguen siendo determinantes centrales del crecimiento.

Estos resultados, recogidos en numerosos estudios empíricos, refuerzan una idea central: la automatización no sustituye automáticamente al trabajo humano, sino que amplifica la capacidad productiva cuando se integra en estructuras organizativas adecuadas (Acemoglu y Restrepo, 2022; Klenert *et al.*, 2023).

La literatura académica muestra resultados matizados sobre el impacto de los robots en el empleo. Algunos estudios pioneros como los de Frey y Osborne (2017), identificaron una elevada proporción de ocupaciones potencialmente automatizables, lo que alimentó una narrativa de destrucción masiva de empleo.

Investigaciones posteriores, como las de Acemoglu y Restrepo (2020), muestran efectos negativos localizados de los robots sobre el empleo y los salarios en determinadas regiones y colectivos. Sin embargo, estudios más recientes amplían esta visión.

En el contexto europeo, Antón *et al.* (2022, 2023) y Klenert *et al.* (2023) encuentran que la adopción de robots está asociada, en términos agregados, con incrementos del empleo, sin evidencia clara de destrucción sistemática de puestos de trabajo poco cualificados. Los efectos son heterogéneos y dependen del sector, el territorio, el tamaño empresarial y el capital humano disponible.

Un resultado robusto de la literatura es que la automatización desplaza tareas más que ocupaciones completas. Como muestran Arntz *et al.* (2016), los trabajadores tienden a adaptarse reasignando tareas, lo que mitiga el riesgo de desempleo tecnológico.

Este proceso va acompañado de creación de nuevos perfiles profesionales, aumento de la demanda de cualificaciones complementarias a la tecnología y una reorganización del trabajo hacia actividades de mayor valor añadido. El reto central no es la cantidad de empleo, sino su calidad, composición y capacidad de adaptación (López-Sánchez *et al.*, 2019).

Numerosos estudios utilizan la densidad de robots como indicador de automatización e incluso como proxy de adopción de IA. La evidencia basada en datos de la International Federation of Robotics muestra relaciones positivas entre la robotización y:

- eficiencia energética y descarbonización (Yu *et al.*, 2023; Li *et al.*, 2023),
- innovación tecnológica (Liu *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2024),
- desempeño exportador (Zhang *et al.*, 2023).

Estos resultados refuerzan la idea de que la automatización es un factor de competitividad sistémica, no solo un instrumento de reducción de costes.

Inteligencia artificial: de la automatización a la complementariedad

La IA introduce una nueva fase de la automatización al extender su alcance hacia tareas cognitivas. Sin embargo, la evidencia disponible sugiere cautela frente a interpretaciones maximalistas.

Estudios recientes sobre IA generativa muestran que los puestos más expuestos son, paradójicamente, los de mayor cualificación y salario, aunque la exposición no implica sustitución directa (Felten *et al.*, 2023). De nuevo, el impacto depende del diseño organizativo.

Un análisis especialmente relevante por su carácter reciente y su base empírica sólida es el realizado por Brynjolfsson, Chandar y Chen (2025), que examina datos reales del mercado laboral estadounidense para evaluar los efectos iniciales de la IA sobre el empleo. Frente a narrativas alarmistas o excesivamente optimistas, los autores identifican seis hechos que aportan una visión más precisa y matizada. En primer lugar, no encuentran evidencia de una destrucción masiva y generalizada de empleo atribuible a la IA en el corto plazo. En segundo lugar, muestran que los impactos negativos, cuando existen, se concentran en ocupaciones y tareas muy específicas, especialmente aquellas intensivas en procesamiento rutinario de información, lo que refuerza la idea de que la IA sustituye tareas concretas más que ocupaciones completas. En tercer lugar, el estudio destaca que los efectos de la IA son graduales y heterogéneos, lejos de shocks abruptos, lo que da margen a procesos de adaptación organizativa y laboral.

En cuarto lugar, los autores observan que muchas de las primeras señales del impacto de la IA aparecen en los márgenes del mercado de trabajo (contrataciones, reasignación de tareas y cambios en la demanda de habilidades) antes que

en el nivel agregado de empleo, de ahí la metáfora de los «canarios en la mina». En quinto lugar, el estudio subraya que los trabajadores con mayor capacidad de complementar la IA, especialmente aquellos con habilidades cognitivas, analíticas y de coordinación, tienden a experimentar mejores resultados laborales, mientras que los efectos adversos se concentran en perfiles con menor capacidad de adaptación. Finalmente, el sexto resultado clave es que los beneficios de la IA dependen críticamente de su integración organizativa: las empresas que rediseñan procesos y combinan IA con capital humano obtienen ganancias de productividad sin reducciones significativas de empleo, mientras que una adopción superficial genera impactos mucho más limitados.

En conjunto, estas conclusiones refuerzan el mensaje de que la IA no está provocando, al menos por ahora, una ruptura radical del mercado de trabajo, sino una reconfiguración progresiva de tareas, habilidades y estructuras organizativas. La IA actúa como un acelerador de tendencias preexistentes y amplifica tanto las fortalezas como las debilidades de las organizaciones. Por ello, los efectos sobre el empleo no están predeterminados por la tecnología, sino por las decisiones empresariales, institucionales y formativas que acompañan su despliegue.

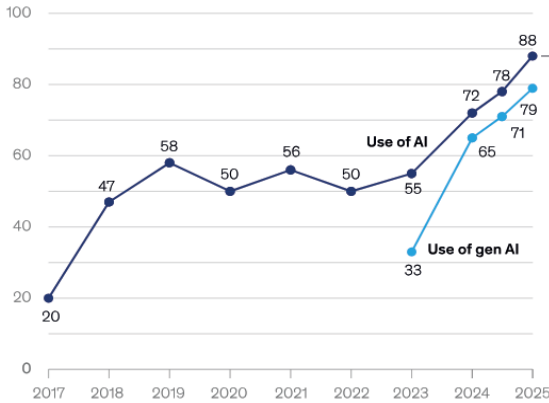
La figura 11 muestra de forma muy clara la rápida generalización del uso de la IA en el tejido empresarial a nivel global durante el período 2017-2025 (McKinsey, 2025 a)¹. Mientras que en 2017 únicamente en torno al 20% de las organizaciones declaraban utilizar IA en al menos una función, la adopción ha crecido de manera sostenida y se acelera de forma notable a partir de 2023, coincidiendo con la maduración de las tecnologías de aprendizaje automático y la irrupción de la IA generativa. Para 2025, entre el 70% y el 80% de las empresas ya emplean IA en alguna parte de su actividad, lo que confirma que la IA ha dejado de ser una tecnología experimental o marginal para convertirse en un componente habitual de la organización moderna. No obstante, el propio gráfico sugiere que esta adopción es aún desigual: aunque la mayoría de las empresas utilizan IA en alguna función, solo una fracción limitada la ha integrado de manera transversal y a escala en múltiples procesos.

1 Los resultados de *The State of AI in 2025* se basan en la encuesta global anual realizada por McKinsey & Company a más de un millar de directivos a nivel mundial (en torno a 1.500 en la edición de 2025, según la nota metodológica del informe), pertenecientes a empresas de distintos sectores y regiones. La mayoría de los encuestados ocupan posiciones de alta responsabilidad, y proceden principalmente de empresas medianas y grandes, con capacidad de inversión y estructura organizativa suficiente para desplegar iniciativas avanzadas de IA. Por tanto, las conclusiones reflejan fundamentalmente la experiencia de empresas competitivas y formalizadas, no necesariamente representativas del conjunto del tejido empresarial mundial, especialmente en lo que respecta a microempresas o pequeñas organizaciones con menor grado de digitalización.

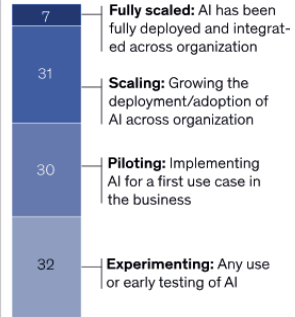
Reported use of AI in at least one business function continues to increase.

Use of AI by respondents' organizations, % of respondents

Organizations that use AI in at least 1 business function¹



Phase of AI use among organizations using AI in 2025



¹In 2017, the definition for AI use was using AI in a core part of the organization's business or at scale. In 2018–19, the definition was embedding at least 1 AI capability in business processes or products. From 2020, the definition was that the organization has adopted AI in at least 1 function, and in 2025, the definition was regular use of AI in at least 1 function.

Source: McKinsey Global Surveys on the state of AI, 2017–25

McKinsey & Company

Figura 11. Adopción global de IA en empresas (2017-2025)

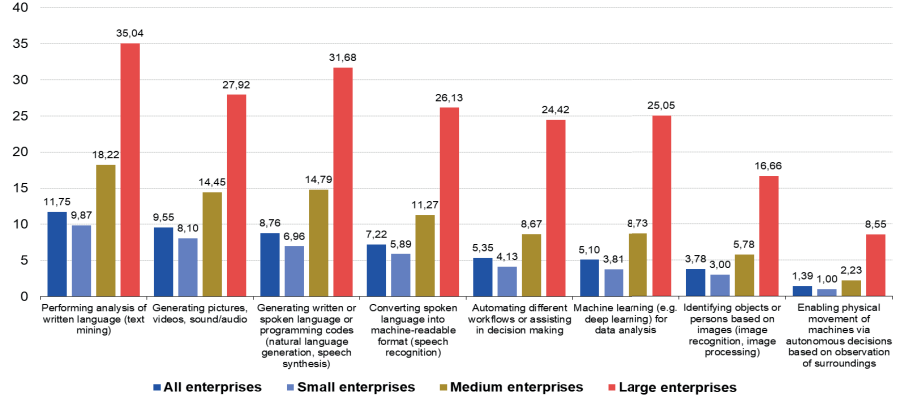
Fuente: McKinsey (2025 a)

La evidencia empírica muestra que los efectos de la automatización y la IA son desiguales: se concentran en empresas más grandes y bien gestionadas; amplifican diferencias preexistentes en capital humano y organización; y pueden afectar de forma distinta a colectivos según edad y cualificación (Battisti y Gravina, 2021; Yuan *et al.*, 2024). En economías con un tejido empresarial fragmentado, estas tecnologías tienden a ensanchar brechas, no a corregirlas automáticamente.

La figura 12 muestra que, en la Unión Europea, el uso de la IA en 2025 sigue concentrándose mayoritariamente en aplicaciones específicas y acotadas, más que en una integración profunda en los procesos organizativos. Las tecnologías más utilizadas son aquellas orientadas al análisis de texto y lenguaje, la generación de contenidos, la traducción y reconocimiento del habla y, en menor medida, la automatización de flujos de trabajo y el apoyo a la toma de decisiones, lo que sugiere un uso de la IA como herramienta de mejora de tareas existentes.

Enterprises using AI technologies by type of AI technology and size class, EU, 2025

(% of enterprises)



Source: Eurostat (online data code: isoc_eb_ai)

Figura 12. Uso de IA por tamaño empresarial en la UE.

Fuente: Eurostat (2025).

Este patrón es especialmente evidente en las pequeñas y medianas empresas, donde la adopción es significativamente menor y se orienta casi exclusivamente a funciones complementarias, sin implicar cambios sustanciales en la organización del trabajo o en los modelos operativos. Por el contrario, las grandes empresas presentan tasas de adopción notablemente superiores en todas las categorías, incluidas aquellas más cercanas a la automatización y al aprendizaje automático avanzado, lo que refleja una mayor capacidad para integrar la IA en procesos más complejos. En conjunto, la evidencia confirma que, en el contexto europeo, la IA se utiliza predominantemente como una tecnología de apoyo y eficiencia –no aún como un motor generalizado de transformación organizativa–, reforzando la idea de que el principal reto no es tecnológico, sino estratégico y organizativo: escalar el uso de la IA desde aplicaciones puntuales hacia una integración más profunda en los procesos, estructuras y decisiones empresariales.

La figura 13 pone de manifiesto de forma muy contundente el papel central de Estados Unidos en el ecosistema global de la IA, concentrando en el cuarto trimestre de 2025 más de 71.000 millones de dólares en financiación en IA, una cifra que supera ampliamente la suma del resto de regiones del mundo. Este liderazgo no se explica únicamente por el tamaño del mercado, sino por una capacidad estructural de

innovación que combina capital riesgo profundo, universidades y centros de investigación de excelencia, grandes plataformas tecnológicas, talento global y un entorno regulatorio y empresarial favorable a la experimentación y el escalado rápido.

El hecho de que la gran mayoría de las rondas de financiación en IA se dirija al mercado estadounidense refleja que los inversores identifican en este entorno las mayores probabilidades de convertir avances tecnológicos en modelos de negocio viables y en ventajas competitivas sostenibles. En contraste, Europa y Asia muestran volúmenes de inversión significativamente menores, lo que sugiere una brecha no tanto en capacidad científica como en traslación de la innovación a escala industrial y empresarial. En este sentido, la concentración de capital en Estados Unidos actúa como un indicador adelantado del liderazgo futuro en IA, reforzando la idea de que la geografía de la financiación es también la geografía de la innovación y del poder económico en la próxima década.

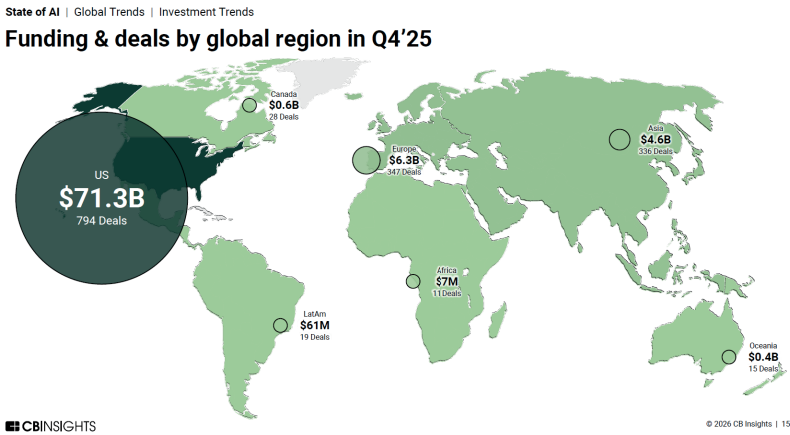


Figura 13. Financiación global en IA por regiones (Q4 2025).
Fuente: CBINSIGHTS (2026).

La figura 14 relativa a la distribución de unicornios² de IA por regiones refuerza y complementa el mensaje observado en los flujos de financiación: Estados Unidos no solo atrae la mayor parte del capital, sino que es también el principal espacio

2 Se denomina *unicornio* a una empresa privada de base tecnológica cuya valoración supera los 1.000 millones de dólares, generalmente antes de salir a bolsa. El término fue popularizado por la inversora Aileen Lee (Cowboy Ventures, 2013) y se utiliza de forma estándar en análisis de capital riesgo y emprendimiento innovador. En el ámbito de la inteligencia artificial: OpenAI (500.000 M\$), Anthropic (350.000 M\$), Databricks (134.000 M\$), ,,,.

de creación y consolidación de empresas de IA de alto valor. En el cuarto trimestre de 2025, Estados Unidos concentra 256 unicornios de IA, de los cuales 16 son de nueva creación, una cifra que supera ampliamente a Europa y Asia, tanto en stock acumulado como en capacidad de generar nuevos líderes empresariales. Este patrón pone de relieve una ventaja competitiva clave: la capacidad del ecosistema estadounidense para transformar innovación tecnológica en empresas escalables, con acceso a grandes mercados, capital paciente y experiencia en crecimiento rápido.

En contraste, Europa presenta un número sensiblemente menor de unicornios y un ritmo más reducido de nuevas incorporaciones, lo que sugiere dificultades persistentes en la fase de escalado, más que en la generación de conocimiento. En conjunto, la concentración de unicornios en Estados Unidos actúa como un indicador adelantado del liderazgo futuro en IA, mostrando que la ventaja no reside solo en investigar o invertir, sino en convertir la innovación en campeones globales capaces de dominar mercados.

State of AI | Global Trends | Unicorns

New & total unicorns by global region in Q4'25

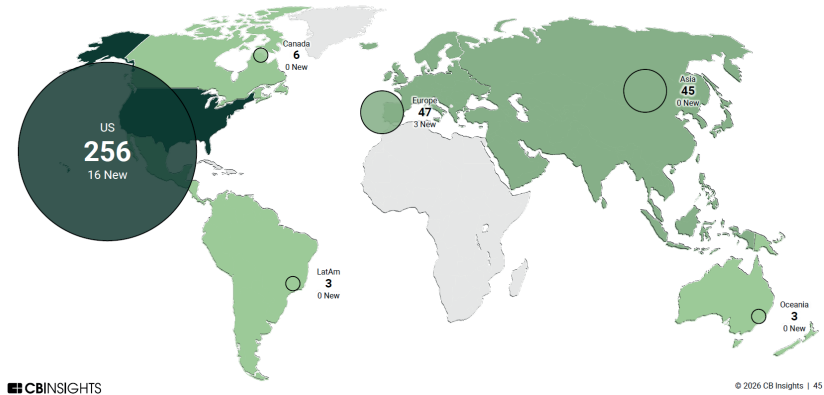


Figura 14. Distribución de unicornios de IA por regiones (Q4 2025).
Fuente: CBINSIGHTS (2026)

La IA agéntica: de herramienta a actor organizativo

La aparición de la IA agéntica marca un punto de inflexión en la evolución de la IA, al pasar de sistemas que asisten puntualmente a las personas a agentes capaces de ejecutar tareas digitales de forma parcialmente autónoma. Este cambio

no implica la sustitución del trabajo humano, sino una nueva división del trabajo entre personas, agentes y robots, con profundas implicaciones organizativas, productivas y laborales.

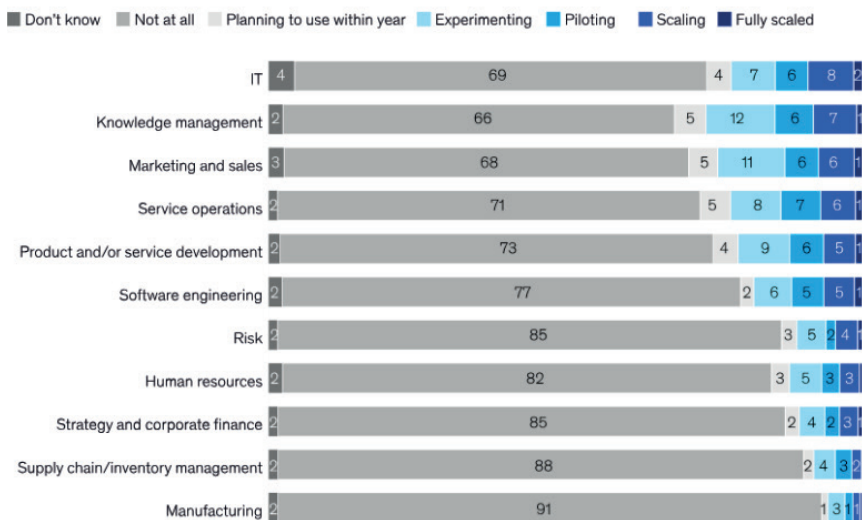
Son sistemas capaces de planificar, ejecutar acciones, coordinarse con otros agentes y aprender dentro de procesos organizativos definidos. McKinsey (2025) define un agente como: *«máquinas que realizan actividades de trabajo en el mundo digital, ampliando o sustituyendo las capacidades no físicas de las personas, como la generación de lenguaje natural, el razonamiento social y emocional o la creatividad»*.

Este cambio no es meramente tecnológico, sino organizativo. La IA agéntica permite automatizar secuencias completas de tareas, reduciendo costes de coordinación y ejecución, pero introduce nuevos retos de control, gobernanza y responsabilidad. Desde la perspectiva de la racionalidad limitada, estos sistemas redistribuyen la carga cognitiva dentro de la organización, pero no eliminan la necesidad de decisión humana, ni los problemas clásicos de agencia.

Como señala el profesor Andrés Pedreño (2026), la IA, de forma creciente la IA agéntica, no solo transforma la productividad interna de las empresas, sino que obliga a replantear la propia arquitectura de los mercados y de los servicios digitales. En este nuevo escenario emerge el paradigma A2A (agent-to-agent), en el que los agentes de IA no solo asisten a personas, sino que interactúan directamente entre sí para buscar, comparar, contratar, consumir y pagar servicios en nombre de usuarios humanos. La pregunta estratégica para las empresas deja así de ser únicamente cómo utilizar la IA para automatizar tareas o reducir costes, y pasa a ser una mucho más profunda: *¿están nuestros productos y servicios digitales preparados para ser descubiertos, evaluados, contratados y transaccionados por un agente de IA sin intervención humana?* Aquellas organizaciones que no adapten sus procesos, interfaces y modelos de negocio a esta nueva lógica corren el riesgo de quedar fuera de los flujos económicos emergentes. En este sentido, la IA agéntica representa el próximo gran salto de productividad, no solo dentro de la empresa, sino en la forma misma en que se organizan el intercambio, la competencia y la creación de valor en la economía digital.

No more than 10 percent of respondents report scaling AI agents in any individual function.

Phase of AI agent use at respondents' organizations, by business function,¹ % of respondents (n = 1,933)



Note: Figures may not sum to 100%, because of rounding.

¹Question was asked only of respondents who reported regular use of AI in the respective functions and was rebased to reflect the total sample.

Source: McKinsey Global Survey on the state of AI, 1,933 participants at all levels of the organization, June 26–July 29, 2025

McKinsey & Company

Figura 15. Grado de adopción de la IA agéntica por funciones empresariales (2025).

Fuente:McKinsey (2025 a).

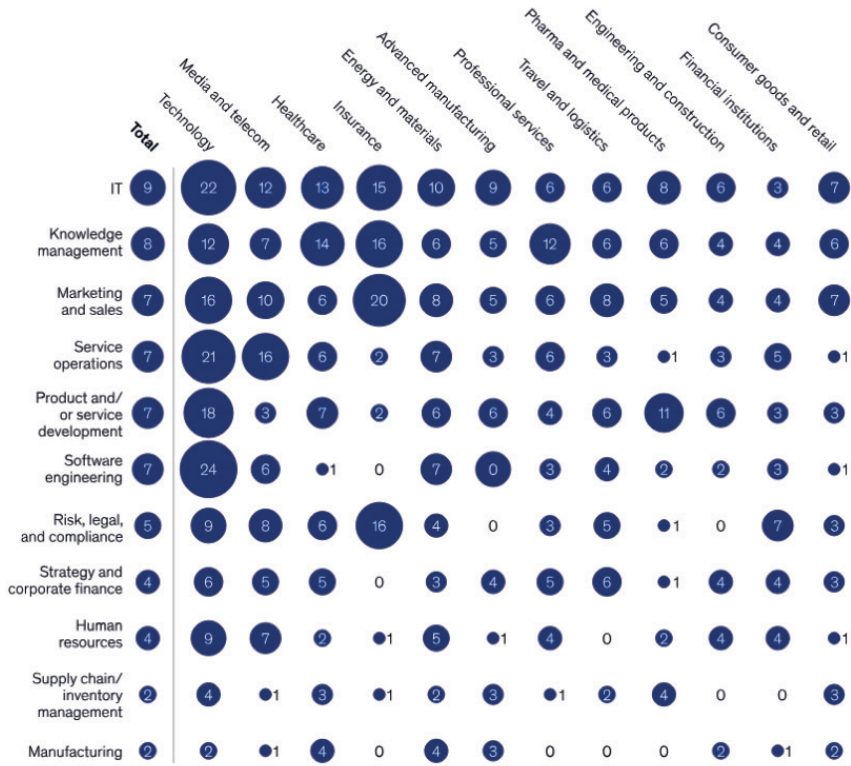
La figura 15 pone de manifiesto que, aunque la mayoría de las organizaciones ya utiliza IA, el grado de autonomía y sofisticación, propio de la denominada IA agéntica, sigue siendo limitado. La mayor parte de las empresas se concentra en los niveles intermedios de adopción, donde la IA se emplea como herramienta de apoyo a tareas concretas o a la toma de decisiones humanas, pero sin capacidad plena para actuar de forma autónoma a lo largo de procesos completos.

Solo una fracción reducida de organizaciones ha avanzado hacia modelos en los que sistemas de IA coordinan múltiples tareas, interactúan con otros sistemas y operan con mayor independencia supervisada, rasgos característicos de la IA agéntica. Este patrón confirma que el principal desafío actual no es el acceso a la tecnología, sino su integración organizativa, la redefinición de procesos, la gobernanza del riesgo y la confianza en sistemas parcialmente autónomos. En

coherencia con el resto de la evidencia empírica analizada en la lección, la IA agéntica emerge como la siguiente frontera de la transformación digital: prometedora en términos de productividad y eficiencia, pero aún restringida a empresas con mayor madurez digital, capacidad de datos y estructuras organizativas preparadas para gestionar sistemas inteligentes con un mayor grado de autonomía.

Use of AI agents is most often reported by respondents working in technology, media and telecommunications, and healthcare.

AI agent use that has reached the scaling phase,¹ by industry and business function, % of respondents



¹Includes respondents who answered "scaling" and "fully scaled." Question was asked only of respondents who reported regular use of AI in the respective functions and was rebased to reflect the total sample. In technology, n = 237; insurance, n = 80; healthcare, n = 123; media and telecommunications, n = 93; energy and materials, n = 141; advanced manufacturing (includes advanced electronics, aerospace, automotive and assembly, and semiconductors), n = 118; professional services (includes legal services, management consulting, market research, and product research), n = 259; consumer goods and retail, n = 116; travel, logistics, and infrastructure, n = 75; engineering, construction, and building materials, n = 77; banking and other financial institutions, n = 153; pharmaceuticals and medical products, n = 78. Source: McKinsey Global Survey on the state of AI, 1,993 participants at all levels of the organization, June 25–July 29, 2025.

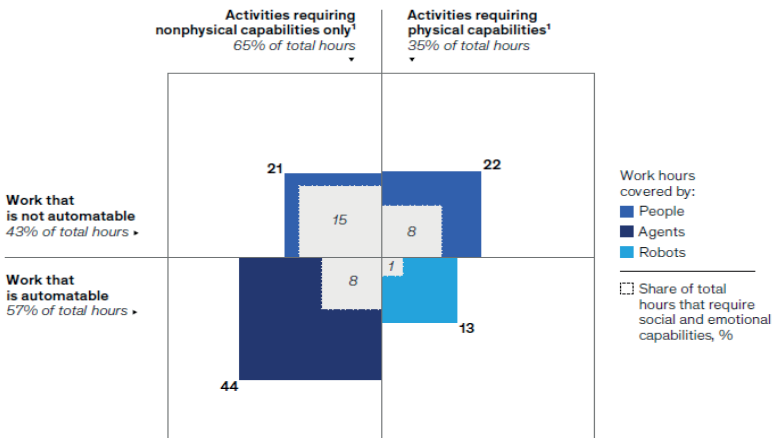
McKinsey & Company

Figura 16. Casos de uso de la IA por función empresarial y sector (2025).
Fuente: McKinsey (2025 a).

La figura 16 muestra que el despliegue de IA agéntica, entendida como sistemas capaces de ejecutar tareas de forma parcialmente autónoma y coordinada dentro de una función, presenta una adopción todavía muy desigual entre sectores y áreas funcionales. Los usos más frecuentes se concentran en funciones como marketing y ventas, operaciones, tecnología de la información y desarrollo de producto, donde los agentes de IA se emplean para automatizar flujos de trabajo acotados, asistir en la toma de decisiones o coordinar tareas repetitivas intensivas en datos.

Por el contrario, su presencia es significativamente menor en funciones como recursos humanos, finanzas o gestión general, donde los procesos están más fuertemente condicionados por factores organizativos, regulatorios o de gobernanza. Incluso en los sectores más avanzados digitalmente –como servicios financieros, tecnología o comercio– la IA agéntica se utiliza principalmente como complemento funcional, operando dentro de silos específicos y bajo supervisión humana, más que como un sistema transversal capaz de reconfigurar de manera integral los procesos empresariales. En consecuencia, la IA agéntica representa hoy una frontera emergente de la transformación digital, con un elevado potencial de productividad, pero aún lejos de una adopción plenamente integrada y generalizada.

Distribution of work hours in the US, by technical automation potential, 2024, %



Note: Technical automation potential shown is the late scenario of expert estimates. The early scenario of technical automation potential in the US is 65% of current work hours. In this research, we use "agents" and "robots" as broad, practical terms to describe all machines that can automate nonphysical and physical work, respectively. Many different technologies perform these functions, some based on AI and others not, with the boundaries between them fluid and changing. Using the terms in this inclusive way lets us analyze how automation reshapes work overall.
 †All work requires cognitive capabilities. Both physical and nonphysical work may also require social and emotional capabilities.
 Source: US Bureau of Labor Statistics; O*NET; Current Population Survey, US Census Bureau; McKinsey Global Institute analysis

McKinsey & Company

Figura 17. Personas, agentes y robots en el futuro del trabajo: reparto potencial de horas laborales (2025).
 Fuente: McKinsey (2025 b).

La figura 17 muestra con claridad que, en el mercado laboral estadounidense, personas, agentes de IA y robots están llamados a convivir y repartirse el trabajo, pero no de manera simétrica ni intercambiable. Aunque aproximadamente un 57% de las horas de trabajo presenta algún potencial técnico de automatización, una parte muy significativa de ese trabajo sigue requiriendo capacidades cognitivas, sociales y emocionales que hoy solo las personas pueden aportar de forma plena. Los agentes de IA destacan principalmente en actividades no físicas y altamente estructuradas, mientras que los robots concentran su contribución en tareas físicas automatizables. Sin embargo, incluso en los ámbitos con mayor potencial de automatización, las personas continúan cubriendo una proporción relevante de horas de trabajo.

La automatización no elimina la necesidad de las personas, sino que transforma su función, desplazándolas hacia tareas con mayor contenido relacional, juicio contextual, creatividad y responsabilidad. En este sentido, el futuro del trabajo no se define por una sustitución total, sino por una reconfiguración del reparto de tareas, en la que los seres humanos siguen siendo imprescindibles, aunque ya no haciendo lo mismo que en el pasado, sino desempeñando roles distintos y de mayor valor añadido en colaboración con agentes y robots inteligentes.

En la misma línea, anteriormente expuesta, el World Economic Forum en enero de 2026 presentó el informe *Four Futures for Jobs in the New Economy: AI and Talent in 2030*, recogiendo como una de las conclusiones fundamentales que el futuro del trabajo no está tecnológicamente predeterminado, sino que depende de las decisiones que adopten hoy empresas, gobiernos e instituciones educativas. Frente a narrativas deterministas –optimistas o catastrofistas–, el informe identifica cuatro futuros posibles del trabajo en 2030, que emergen de la combinación entre el grado de desarrollo de la IA y el nivel de preparación del talento. En este marco, la tecnología actúa como un habilitador de posibilidades, pero son las personas, las organizaciones y los marcos institucionales quienes determinan el resultado final en términos de productividad, empleo y cohesión social.

El informe, World Economic Forum (2026), subraya que los escenarios más favorables no son aquellos en los que la IA sustituye masivamente al trabajo humano, sino aquellos en los que se consolida una economía de co-piloto, basada en la complementariedad entre personas y sistemas inteligentes. En estos escenarios, la IA amplifica capacidades humanas, permite una reorganización más eficiente de las tareas y genera aumentos sostenidos de productividad compatibles con prosperidad económica y estabilidad social. Por el contrario, cuando la adopción tecnológica avanza más rápido que la preparación del talento, los aumentos de productividad pueden coexistir con desplazamiento laboral, desigualdad y tensiones sociales, poniendo de relieve que la productividad por sí sola no garantiza bienestar.

Otra aportación clave del informe, World Economic Forum (2026), es su énfasis en que el principal cuello de botella de la transformación del trabajo no es tecnológico, sino organizativo y humano. Destacando que los escenarios de «progreso acelerado» solo se traducen en resultados positivos cuando las personas asumen roles de coordinación, supervisión y toma de decisiones, y cuando las organizaciones rediseñan procesos, incentivos y estructuras para integrar la IA de forma responsable. En ausencia de estos cambios, la misma tecnología puede conducir a escenarios de estancamiento, frustración e incremento de la desigualdad.

Finalmente, World Economic Forum (2026) introduce un elemento especialmente relevante para esta lección: la confianza como condición necesaria para el futuro del trabajo. La interacción entre talento y tecnología debe apoyarse en marcos éticos, transparencia en el uso de la IA y mecanismos claros de responsabilidad. De este modo, el futuro del trabajo aparece como una construcción colectiva en la que ética, talento y tecnología interactúan para determinar la productividad y el bienestar en 2030.

Energía, centros de datos y los límites físicos de la automatización y la IA

Como hemos visto la evidencia empírica sobre automatización, robótica e IA muestra efectos positivos sobre la productividad y la competitividad, pero también obliga a introducir una reflexión adicional que a menudo queda fuera del debate económico: la materialidad de la transformación digital.

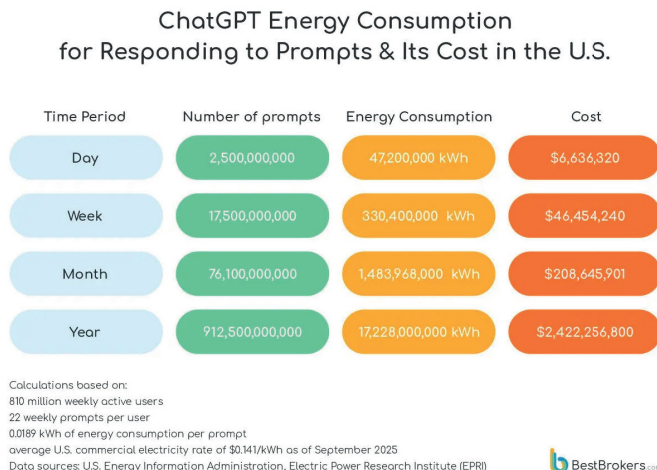


Figura 18. Consumo eléctrico y coste estimado de ChatGPT por volumen de consultas (2025).

Frente a una narrativa que presenta la IA como un fenómeno esencialmente inmaterial, la realidad económica es que su despliegue a gran escala depende de infraestructuras físicas críticas, centros de datos, redes de telecomunicaciones, sistemas de refrigeración y suministro eléctrico, y de un consumo energético creciente. La automatización avanzada y la IA no elimina las restricciones físicas tradicionales, sino que las desplaza hacia nuevos cuellos de botella.

La figura 18 ilustra de forma muy concreta la dimensión energética y económica asociada al uso intensivo de una aplicación líder de IA generativa como ChatGPT. Bajo supuestos razonables de uso, en torno a 800 millones de usuarios activos semanales y una media de consultas por usuario, el consumo eléctrico anual estimado supera los 17 TWh, con un coste que rebasa los 2.400 millones de dólares anuales únicamente en electricidad.

Estas magnitudes ponen de manifiesto que la IA, lejos de ser un fenómeno puramente digital e inmaterial, descansa sobre una infraestructura física intensiva en energía, centros de datos y redes eléctricas. Para contextualizar su escala, este consumo anual es comparable, e incluso superior, al consumo eléctrico total de una gran ciudad europea como Madrid, que se sitúa aproximadamente en el entorno de los 12-14 TWh anuales. Es decir, una sola aplicación global de IA puede llegar a demandar una cantidad de electricidad similar a la de una gran área metropolitana.

La IA, especialmente en sus aplicaciones más avanzadas, presenta una demanda energética significativamente superior a la de tecnologías digitales previas. Informes recientes de la Agencia Internacional de la Energía y de consultoras internacionales advierten que el consumo eléctrico asociado a centros de datos y computación de alto rendimiento crecerá de forma acelerada en la presente década.

Este crecimiento introduce una restricción clara: la expansión de la IA no puede desvincularse de la disponibilidad energética, ni de la capacidad de las redes para absorber nuevas cargas de demanda. Los centros de datos han pasado de ser infraestructuras auxiliares a convertirse en infraestructuras críticas para el funcionamiento de la economía, la administración pública y la defensa.

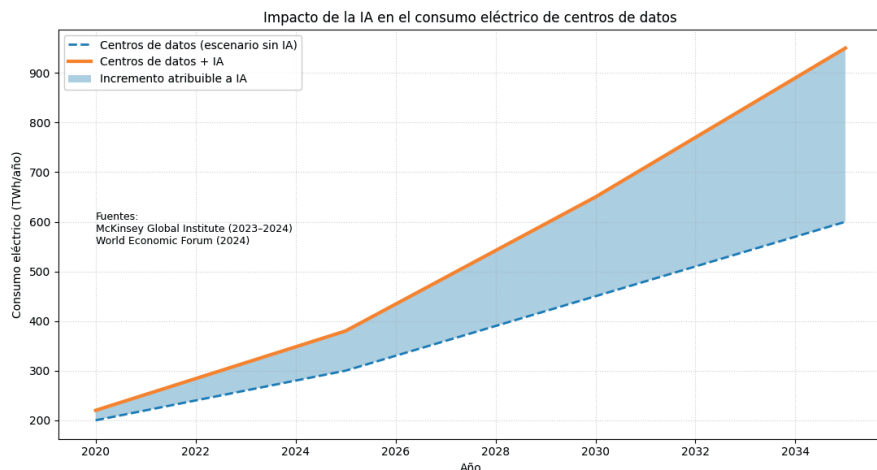


Figura 19. Impacto de la IA en el consumo eléctrico de centro de datos.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de McKinsey Global Institute (2023-2024) y del World Economic Forum (2024).

La disponibilidad de energía competitiva se está convirtiendo en un factor determinante de localización para actividades intensivas en datos e IA. Países y regiones capaces de ofrecer suministro eléctrico fiable; precios energéticos competitivos; y marcos regulatorios estables, adquieren una ventaja significativa en la atracción de inversiones digitales.

La figura 19 ilustra el impacto potencial de la IA en el consumo eléctrico de los centros de datos a partir de estimaciones recogidas en los informes del McKinsey Global Institute (2023-2024) y del World Economic Forum (2024). Ambos organismos coinciden en señalar que, aunque los centros de datos ya presentan una tendencia estructural de crecimiento del consumo energético, la adopción masiva de IA introduce un punto de inflexión relevante. En particular, el uso intensivo de modelos de IA, especialmente en fase de inferencia a gran escala, acelera significativamente la demanda eléctrica, ampliando la brecha entre un escenario sin IA y otro en el que la IA se integra de forma generalizada en procesos productivos y de servicios.

Para economías como la española, este fenómeno representa tanto una oportunidad como un desafío. La disponibilidad de energías renovables y la posición geográfica favorable pueden convertirse en activos estratégicos, siempre que se acompañen de inversiones en redes, almacenamiento y planificación a largo plazo.

6. Quién está utilizando la IA: personas, organizaciones y efectos cognitivos

Buena parte del debate público sobre la IA se centra en sus capacidades técnicas potenciales. Sin embargo, desde una perspectiva económica y organizativa, resulta más relevante analizar quién está utilizando realmente la IA, para qué tareas y en qué contextos.

Siguiendo el enfoque de Herbert A. Simon, no basta con estudiar la tecnología en abstracto; es necesario observar cómo interactúa con personas reales, bajo restricciones cognitivas, organizativas y de incentivos. Solo así puede evaluarse su impacto efectivo sobre la productividad y la competitividad.

Los estudios más recientes muestran un patrón claro y, en cierta medida, inesperado: el uso más intensivo de herramientas de IA generativa no se concentra inicialmente en grandes organizaciones, sino en **usuarios individuales y colectivos no expertos**, entre los que destacan estudiantes y profesionales en fases tempranas de su carrera.

Aunque ChatGPT está ampliamente adoptado por empresas y profesionales –y ya es utilizado por la mayoría de las grandes corporaciones–, el grueso del volumen de uso actual proviene todavía de personas individuales, no de procesos empresariales plenamente integrados.

El estudio de Chatterji *et al.* (2025), *How People Use ChatGPT*, ofrece una de las evidencias empíricas más completas hasta la fecha sobre el uso real de ChatGPT a escala global. Analizando conversaciones desde su lanzamiento en noviembre de 2022 hasta julio de 2025 –momento en el que la herramienta había sido adoptada por alrededor del 10% de la población adulta mundial–, los autores muestran que, aunque el uso laboral crece de forma sostenida, el uso no relacionado con el trabajo crece aún más rápido, pasando del 53% a más del 70% del total de interacciones.

Aunque los primeros usuarios de ChatGPT fueron predominantemente hombres, la evidencia empírica muestra que la brecha de género se ha reducido de forma notable con la expansión de la herramienta, hasta converger hacia patrones de uso mucho más equilibrados (Chatterji *et al.*, 2025). El uso profesional se concentra principalmente en trabajadores altamente cualificados y bien remunerados, y se orienta sobre todo a tareas de escritura, búsqueda de información y

escolares. Según los datos de OpenRouter analizados por *El Grand Continent*, el uso diario pasa de niveles cercanos a 80.000-90.000 millones de tokens a finales de mayo a valores en torno a 20.000-25.000 mil millones durante junio y julio, lo que supone una reducción cercana al 70% en plena pausa académica.

IA como apoyo cognitivo: beneficios y riesgos

Desde el punto de vista individual, la IA puede actuar como una potente herramienta de reducción de costes de información: facilita el acceso a conocimiento; acelera la búsqueda y síntesis de información; y reduce el esfuerzo necesario para tareas cognitivas rutinarias. En este sentido, la IA encaja perfectamente en el marco de la racionalidad limitada, al ampliar la capacidad efectiva de procesamiento de los individuos. Sin embargo, esta misma función plantea interrogantes relevantes sobre el modo en que se utiliza la tecnología.

Un estudio reciente del MIT Media Lab (Kosmyrna et al, 2025) aporta una contribución especialmente relevante al debate. En su análisis sobre el uso de asistentes de IA en tareas de redacción académica, los autores introducen el concepto de **deuda cognitiva**, entendida como la pérdida progresiva de esfuerzo reflexivo cuando el usuario delega sistemáticamente tareas cognitivas en la tecnología.

Los resultados sugieren que:

- el uso intensivo y acrítico de la IA puede reducir la implicación cognitiva del usuario,
- se observa una menor elaboración conceptual cuando la herramienta sustituye, en lugar de complementar, el razonamiento,
- y los beneficios a corto plazo en eficiencia pueden ir acompañados de costes a medio plazo en aprendizaje y capacidad analítica.

Estos hallazgos no implican que la IA sea perjudicial en sí misma, sino que su impacto depende críticamente del modo de uso. El uso inadecuado de la IA puede plantear riesgos éticos importantes, ampliamente documentados por la literatura académica y por los marcos regulatorios europeos. Diversos estudios advierten que los sistemas de IA pueden reproducir y amplificar sesgos existentes, generar decisiones opacas difíciles de explicar y debilitar la autonomía y la responsabilidad humanas cuando se delegan juicios relevantes en algoritmos sin supervisión adecuada (Mittelstadt *et al.*, 2016; Floridi *et al.*, 2018).

Estos riesgos son especialmente sensibles en ámbitos como el empleo, la educación, la sanidad, las finanzas o los servicios públicos, donde los errores algorítmicos pueden traducirse en discriminación o exclusión social o causar un perjuicio personal o económico importante. En este contexto, la European Commission (2019) subraya la necesidad de garantizar principios como la transparencia, la explicabilidad, la protección de datos y el control humano significativo, una lógica que se ha incorporado posteriormente al marco jurídico del *AI Act* (European Union, 2025). En conjunto, la evidencia converge en una conclusión clara: el principal desafío ético de la IA no reside en su potencial tecnológico, sino en cómo se diseña, gobierna y utiliza, siendo imprescindible un enfoque centrado en la persona que permita aprovechar sus beneficios sin erosionar derechos fundamentales ni la confianza social.

IA y empresa

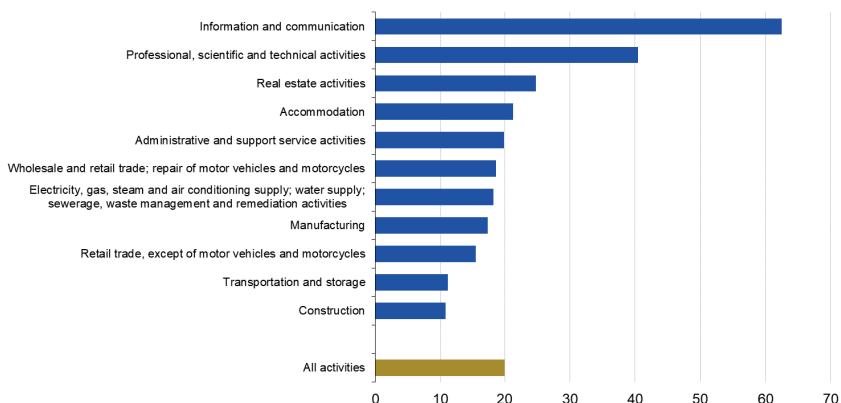
Una distinción fundamental para el análisis económico es la que separa el uso individual de la IA del uso organizativo. En el uso individual, la IA actúa principalmente como apoyo cognitivo. En el uso organizativo, la IA se integra en procesos, sistemas de información y estructuras de decisión.

La evidencia disponible indica que el salto del uso individual al organizativo es mucho más complejo de lo que suele asumirse. Integrar la IA en una empresa implica:

- rediseñar procesos,
- gestionar problemas de agencia,
- garantizar la calidad y gobernanza de los datos,
- y alinear incentivos.

Por ello, muchas empresas se encuentran aún en fases experimentales, donde el impacto sobre la productividad agregada es limitado. Desde el marco teórico desarrollado, la IA puede interpretarse como una tecnología que redistribuye la racionalidad limitada dentro de las organizaciones. Reduce ciertos costes de información, pero no elimina los conflictos de interés, la asimetría de información ni los problemas de coordinación.

Enterprises using AI technologies by economic activity, EU, 2025 (% of enterprises)



Source: Eurostat (online data code: isoc_eb_ain2)

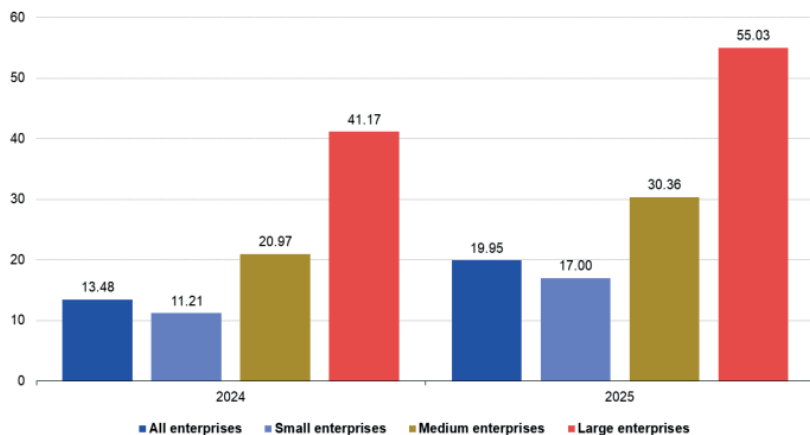
Figura 21. Empresas que utilizan tecnologías de IA por actividad económica, UE, 2025 (% de empresas).
Fuente: Eurostat (2025)

En ausencia de cambios organizativos, la IA corre el riesgo de convertirse en una herramienta que mejora la eficiencia local (de individuos o equipos), pero no la eficiencia global de la empresa. Este fenómeno ayuda a explicar por qué la adopción de IA no se traduce automáticamente en aumentos de productividad a nivel macroeconómico.

En el contexto europeo, el uso de la IA por parte de las empresas presenta diferencias tanto por sector de actividad como por tamaño empresarial, lo que confirma que la adopción de la IA no es homogénea ni automática. Desde una perspectiva sectorial (figura 21), la utilización de tecnologías de IA se concentra claramente en actividades intensivas en conocimiento y en activos digitales, como información y comunicaciones, servicios profesionales, científicos y técnicos. Mientras que sectores como la construcción, el transporte o parte del comercio minorista muestran niveles de adopción sensiblemente inferiores. Este patrón sugiere que la IA se está incorporando prioritariamente allí donde complementa capacidades cognitivas, analíticas y de gestión de información, más que en actividades donde predominan procesos físicos o altamente fragmentados.

Al mismo tiempo, la figura 22, que representa a las empresas por tamaño, revela una brecha estructural muy marcada: en 2025, más de la mitad de las grandes empresas europeas utilizan IA, frente a porcentajes mucho más reducidos en las pequeñas y medianas empresas. Esta diferencia no responde únicamente al acceso a la tecnología, sino a factores organizativos clave: capacidad de inversión, disponibilidad de datos, talento especializado y posibilidad de rediseñar procesos. En conjunto, la evidencia de Eurostat refuerza una de las ideas centrales de la lección: en Europa, la IA se está adoptando de forma desigual y mayoritariamente como tecnología complementaria, con una integración más profunda concentrada en grandes empresas y sectores avanzados, lo que plantea retos relevantes en términos de productividad, competitividad y cohesión empresarial en los próximos años.

Enterprises using AI technologies by size class, EU, 2024 and 2025
(% of enterprises)



Source: Eurostat (online data code: isoc_eb_ai)

eurostat

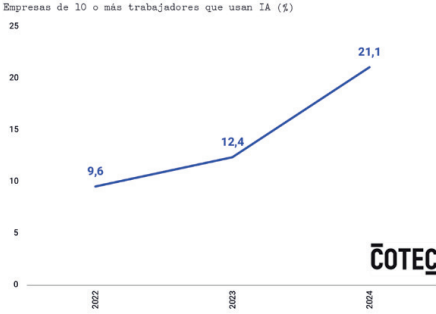
Figura 22. Empresas que utilizan tecnologías de IA por tamaño, UE, 2024 y 2025 (% de empresas).
Fuente: Eurostat (2025)

Según el estudio realizado por COTEC³ (2025 a), España refleja una aceleración clara en la adopción de la IA por parte de las empresas, pasando de tasas cercanas al 10% en los primeros años a superar el 20% en el último dato disponible (ver figura 23). Esta evolución es coherente con la evidencia internacional analizada y

3 Análisis de la Fundación Cotec elaborado a partir de los últimos datos de Instituto Nacional de Estadística sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas (octubre 2025).

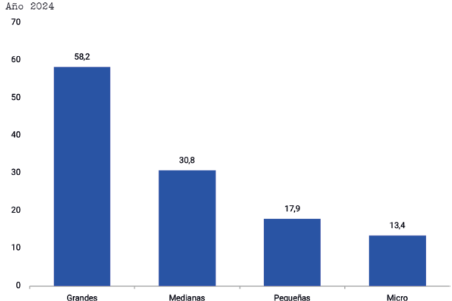
confirma que España participa del patrón general: la IA deja de ser una tecnología marginal para convertirse progresivamente en una herramienta relevante en la actividad empresarial. No obstante, el nivel agregado sigue siendo moderado, lo que sugiere que el proceso de adopción está aún en una fase de difusión incompleta, especialmente fuera de los sectores y empresas más avanzadas.

USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS EMPRESAS



Fuente: Encuesta sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas (INE)

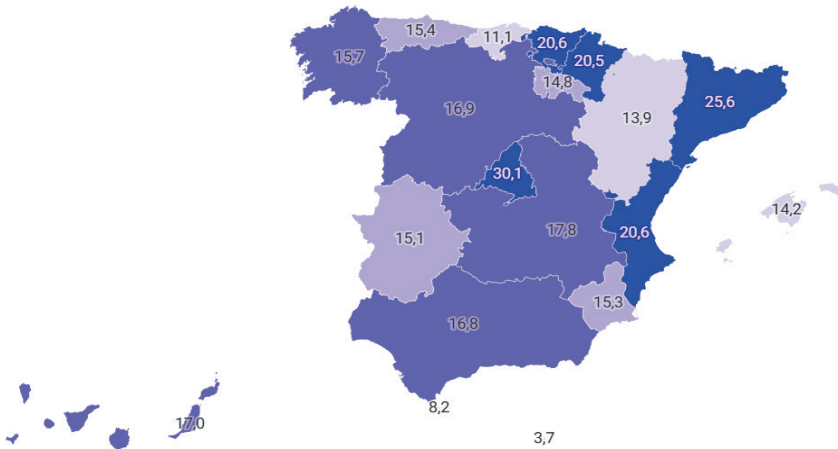
USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL SEGÚN EL TAMAÑO DE LA EMPRESA



Fuente: Encuesta sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas (INE)

Figura 23. Uso IA en las empresas españolas
Fuente: COTEC 2025

Empresas con 10 o más trabajadores que usan IA (%)



Mapa: Fundación COTEC • Fuente: Encuesta sobre el uso de TIC y del comercio electrónico en las empresas. Instituto Nacional de Estadística (INE) • [Descargar los datos](#)



Figura 24. Uso IA en las empresas españolas por CCAA
Fuente: COTEC 2025

El análisis realizado por COTEC (2025 a) pone de manifiesto una brecha muy acusada por tamaño de empresa, en la misma línea que las empresas europeas. Las grandes empresas concentran una proporción muy superior de adopción de IA, mientras que las pequeñas y medianas empresas presentan niveles sensiblemente más bajos. Este resultado refuerza una idea central de la lección: el principal obstáculo para la integración de la IA no es tanto el acceso a la tecnología, sino la capacidad organizativa para invertir, gestionar datos, atraer talento y rediseñar procesos. En el contexto español, esta brecha es especialmente relevante dado el peso estructural de las pymes en el tejido productivo, lo que limita el impacto agregado de la IA sobre la productividad.

De la misma forma podemos evidenciar una heterogeneidad territorial significativa en el uso de la IA, con comunidades que superan claramente la media nacional y otras que se sitúan muy por debajo (COTEC, 2025 a). Estas diferencias reflejan la concentración desigual de actividad empresarial avanzada, capital humano, ecosistemas digitales y sectores intensivos en conocimiento. En línea con lo discutido en la lección, la adopción de la IA no se distribuye de manera uniforme, sino que tiende a reforzar patrones preexistentes de especialización y desarrollo regional. Ello plantea un reto adicional de cohesión territorial: sin políticas que faciliten la difusión de la IA entre empresas y regiones rezagadas, la transformación digital puede ampliar brechas productivas ya existentes (ver figura 24).

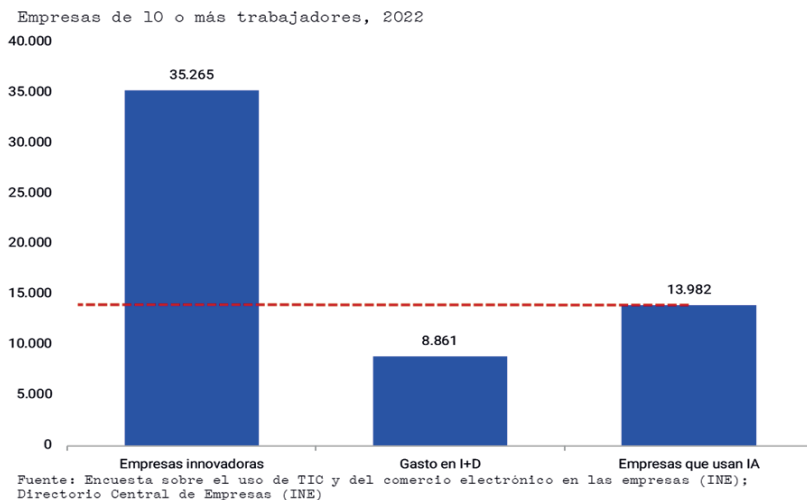


Figura 25. Número de empresas innovadoras que realizan actividades de I+D y que declaran usar la IA.

Fuente: COTEC 2025

Según COTEC (2025a), el análisis de la *Encuesta sobre la innovación en las empresas* pone de relieve que una parte significativa del tejido empresarial innovador en España aún no ha incorporado la IA. En 2022, el Instituto Nacional de Estadística identificaba 35.265 empresas innovadoras con diez o más trabajadores, una cifra muy superior al número de empresas que, en ese mismo año, declaraban utilizar tecnologías de IA (13.982), ver figura 25. Esta brecha entre capacidad innovadora y adopción efectiva de la IA evidencia el amplio margen existente para su difusión, incluso entre empresas que, por su perfil, recursos y orientación a la innovación, serían candidatas naturales para integrar estas tecnologías en sus procesos y modelos de negocio (COTEC, 2025a).

Implicaciones para productividad y competitividad

La evidencia académica coincide en que la adopción temprana de la IA tiende a concentrarse en individuos, equipos y empresas con mayor capacidad de experimentación y capital humano, lo que explica la difusión inicial desigual de estas tecnologías (Brynjolfsson, Rock y Syverson, 2021; Acemoglu y Restrepo, 2019). Asimismo, múltiples estudios muestran que los mayores efectos positivos sobre la productividad se producen cuando la IA complementa –y no sustituye– el razonamiento humano, permitiendo una mejor toma de decisiones, mayor calidad del trabajo y reasignación hacia tareas de mayor valor añadido (Brynjolfsson, Mitchell y Rock, 2018; Autor, Levy y Murnane, 2003).

En este contexto, la literatura subraya que el principal cuello de botella para la creación de valor económico no es la disponibilidad tecnológica, sino la integración organizativa, incluyendo el rediseño de procesos, la coordinación entre funciones y la adaptación de incentivos y estructuras internas (Tambe, Cappelli y Yakubovich, 2019; Bloom *et al.*, 2020). Finalmente, sin marcos adecuados de gobernanza, formación y regulación, la adopción de la IA puede amplificar desigualdades preexistentes entre empresas y trabajadores, beneficiando de forma desproporcionada a organizaciones más grandes y a perfiles altamente cualificados (Acemoglu y Restrepo, 2019; Bessen, 2019). En definitiva, podemos considerar a la IA como una tecnología de propósito general cuyo impacto sobre la productividad y la competitividad depende críticamente de factores humanos, organizativos e institucionales.

	(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.

Tabla 3. Distribución de las características base de las empresas en función de si adoptan tecnología de IA en el futuro. COTEC (2025b), pág. 24.

La evidencia empírica presentada por COTEC (2025b) muestra que la adopción de la IA en las empresas no es un fenómeno aleatorio, sino que está fuertemente condicionada por características previas del tejido empresarial. Tal como refleja la tabla 3, las empresas que incorporan tecnologías de IA ya presentaban, antes de su adopción, niveles de productividad laboral superiores a los de aquellas que no lo hacen, y la probabilidad de uso aumenta de forma significativa con el tamaño empresarial, lo que confirma la existencia de un sesgo de selección hacia empresas más grandes y más productivas.

	(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

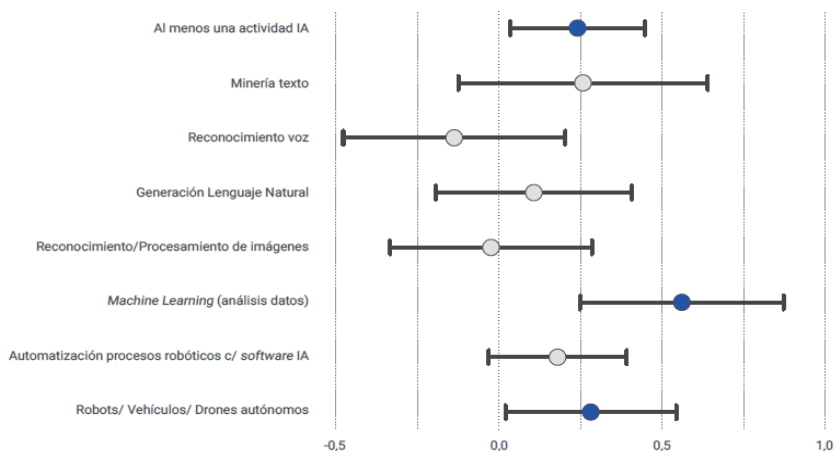
Fuente: Elaboración propia a partir de ETICCE (INE), olas 2020-21 hasta 2023-24.

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.

Tabla 4. Efectos de la IA en la productividad laboral, modelo OLS e IPW. COTEC (2025b), pág. 31.

A partir de esta base, los resultados de la Tabla 4 y de la Figura 26 muestran que el uso de la IA se asocia con incrementos estadísticamente significativos de la productividad laboral, aunque con una elevada heterogeneidad según el tipo de tecnología empleada. Mientras que la adopción de al menos una aplicación de IA se vincula con mejoras sustanciales de la productividad media, los efectos más intensos se concentran en tecnologías como el *machine learning* aplicado al análisis de datos y en los sistemas de automatización avanzada y robótica, que presentan impactos claramente superiores al resto.

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.

Figura 26. Efectos de la IA en la productividad laboral, modelo IPW. COTEC (2025b), pág. 32

Por el contrario, otras aplicaciones más específicas como el reconocimiento de voz o el procesamiento de imágenes no muestran efectos significativos en el corto plazo. En conjunto, estos resultados confirman que la IA puede actuar como una palanca relevante de productividad, pero también que su despliegue tiende a reforzar las ventajas de las empresas mejor posicionadas, lo que plantea el riesgo de una ampliación de las brechas estructurales en el tejido productivo si no se acompaña de políticas que faciliten su difusión, especialmente entre las pequeñas y medianas empresas (COTEC, 2025b).

7. El sector defensa como caso de estudio empírico: tamaño, eficiencia y competitividad

La evidencia analizada confirma que las pequeñas empresas son menos productivas que las de mayor tamaño, pero ¿el tamaño influye en la productividad o la productividad influye en el crecimiento? (Moral-Benito, 2018). El tamaño empresarial puede constituir un factor, pero otros como como las habilidades directivas, el uso de tecnología, el capital humano y la regulación pueden condicionar la productividad y competitividad de las empresas (Bartelsman y Doms, 2000).

Para observar estas dinámicas vamos a analizar un sector intensivo en tecnología, con una estructura empresarial diversa y con implicaciones directas para la competitividad y la autonomía estratégica. Las empresas de la industria de defensa. En él veremos cómo, incluso en un sector avanzado, el tamaño, la organización y el tipo de actividad condicionan de forma decisiva los resultados económicos.

En la tercera década del siglo XXI, la defensa ha recuperado una centralidad económica y estratégica que trasciende ampliamente el ámbito estrictamente militar. El aumento de la incertidumbre geopolítica, la fragmentación de las cadenas globales de valor y la intensificación de la competencia tecnológica entre grandes bloques económicos han puesto de manifiesto que seguridad, innovación y competitividad forman hoy un triángulo inseparable.

En este nuevo contexto, el sector de la industria de defensa ha dejado de ser un ámbito excepcional o periférico dentro de la política económica para convertirse en un vector estructural de innovación, empleo cualificado y autonomía estratégica. En España, esta relevancia se refleja con claridad en los datos recientes del sector: según el informe presentado por TEDAE (PwC, 2025) en octubre de 2025, las actividades de defensa, seguridad, aeronáutica y espacio superaron los 25.000 millones de euros de facturación, generando más de 200.000 empleos directos e indirectos, con un peso creciente de actividades intensivas en tecnología y conocimiento, y un fuerte efecto arrastre sobre el resto de la economía.

Más allá de su dimensión presupuestaria o estratégica, la industria de defensa constituye uno de los ejemplos más claros de innovación dual, esto es, de generación de tecnologías con aplicaciones simultáneas militares y civiles. A lo largo del siglo XX y comienzos del XXI, desarrollos originados en el ámbito de la defensa, desde los sistemas de posicionamiento global hasta internet, los materiales compuestos aeronáuticos, los sensores avanzados o determinadas tecnologías de ciberseguridad, han terminado integrándose en la economía civil, transformando sectores enteros.

Esta característica dual convierte al sector en un motor indirecto de competitividad transversal. La inversión en capacidades críticas no solo refuerza la autonomía estratégica, sino que también alimenta ecosistemas tecnológicos que generan *spillovers* hacia telecomunicaciones, software, IA, espacio, movilidad o energía. En este sentido, la defensa no debe entenderse únicamente como un ámbito de gasto público, sino como una plataforma de generación de capacidades tecnológicas estratégicas con impacto económico ampliado.

Este peso económico no se explica únicamente por la producción de grandes plataformas industriales, sino por la existencia de un ecosistema empresarial diverso, en el que conviven grandes integradores con una amplia red de pequeñas y medianas empresas tecnológicas, ingenierías especializadas y proveedores de alto valor añadido. Además, el carácter dual del sector favorece la difusión de innovaciones hacia usos civiles, generando *spillovers* tecnológicos en ámbitos como las comunicaciones, el software crítico, la ciberseguridad, los sensores avanzados o la IA.

El uso de la IA en el sector de la defensa ya no es una hipótesis de futuro, sino una realidad en expansión. Estamos transitando desde un campo de batalla digital hacia uno inteligente, en el que los sistemas algorítmicos complementan, y en algunos casos aceleran, la toma de decisiones humanas. En España, aunque el volumen económico asociado a la IA en defensa representa todavía una fracción reducida del presupuesto total, en torno al 0,3% en 2024, ya se observan aplicaciones concretas en mantenimiento predictivo, logística inteligente o apoyo a la decisión operativa. A escala europea, el mercado crece con rapidez, pero persisten debilidades estructurales en soberanía tecnológica, especialmente en semiconductores, plataformas y generación de propiedad intelectual (Foro de Empresas Innovadoras, 2025).

Esta situación es coherente con el patrón general de adopción de la IA en la empresa española y europea: avance real, ecosistemas dinámicos y creciente inversión, pero dependencia significativa de tecnologías externas y fragmentación del mercado. La diferencia es que, en defensa, la IA no solo condiciona la productividad o la competitividad, sino la autonomía estratégica. El reto para la próxima década no es simplemente usar más IA, sino dominar su cadena de valor, integrar capacidades duales y construir un ecosistema europeo capaz de sostener una defensa tecnológicamente soberana.

Precisamente por esta combinación de complejidad tecnológica, diversidad empresarial y relevancia estratégica, el sector defensa constituye un laboratorio empírico especialmente adecuado para analizar cómo interactúan el tamaño empresarial, la organización, la innovación y la eficiencia económica en un entorno real,

sometido a fuertes restricciones presupuestarias, contractuales y geopolíticas. A diferencia de aproximaciones basadas únicamente en grandes corporaciones o indicadores agregados, este epígrafe incorpora evidencia microeconómica reciente procedente de un estudio específico sobre el tejido empresarial español vinculado al sector de defensa.

NACE 2ª Rev. (código y denominación)	10-49 empleados	50-249 empleados	≥250 empleados
2511 - Fabricación de estructuras metálicas y sus componentes	802 (83,1%)	139 (14,4%)	24 (2,5%)
2540 - Fabricación de armas y municiones	5 (45,5%)	5 (45,5%)	1 (9,1%)
2910 - Fabricación de vehículos de motor	23 (53,5%)	8 (18,6%)	12 (27,9%)
3011 - Construcción de barcos y estructuras flotantes	58 (74,4%)	18 (23,1%)	2 (2,6%)
3030 - Construcción aeronáutica y espacial	33 (40,7%)	33 (40,7%)	15 (18,5%)
3040 - Fabricación de vehículos militares de combate	2 (66,7%)	0 (0,0%)	1 (33,3%)
3320 - Instalación de máquinas y equipos industriales	171 (84,7%)	27 (13,4%)	4 (2,0%)
6130 - Telecomunicaciones por satélite	2 (33,3%)	2 (33,3%)	2 (33,3%)
6190 - Otras actividades de telecomunicaciones	247 (72,6%)	60 (17,6%)	33 (9,7%)
6209 - Servicios relacionados con TI e informática	968 (72,8%)	261 (19,6%)	100 (7,5%)
7112 - Servicios técnicos de ingeniería	1.581 (77,1%)	351 (17,1%)	118 (5,8%)
TOTAL	3.892 (76,2%)	904 (17,7%)	312 (6,1%)

Tabla 5. Códigos NACE 2ª Rev. Empresas ≥ 10 trabajadores.

Notas: La muestra incluye 5.109 empresas españolas (once ramas CNAE/NACE) con 10 o más trabajadores. Si incluimos las empresas que tienen más de uno y menos de 10 trabajadores, 12.418 empresas, éstas representarían el 69,6%. El 23,2% (entre 10-49 trabajadores); 5,4% (entre 50-249 trabajadores); 0,8% (entre 250-499) y 0,9% (más de 500 trabajadores).

Fuente: Elaboración propia.

El análisis se apoya en información individual de **5.107 empresas españolas con 10 o más trabajadores**, pertenecientes a once ramas CNAE/NACE (código principal) directamente relacionadas con actividades industriales, tecnológicas y de sistemas críticos, a partir de la base de datos ORBIS, gestionada por Bureau van Dijk. Para identificar los 11 códigos principales NACE de las empresas hemos actuado de la siguiente manera. Se han analizado las empresas que forman parte del Catálogo de la Industria Española de Defensa 2025-26 (sexta edición) elaborado por la Dirección General de Estrategia e Innovación de la Industria de Defensa (DIGEID) del Ministerio de Defensa. Hemos identificado los códigos principales NACE en ORBIS para poder descargar los datos de las empresas en España que

tiene como NACE principal alguno de los 11 identificados. 33.556 empresas, de las cuales 5.107 tienen más de 10 trabajadores (ver tabla 5). Las variables incluyen empleo, ingresos, estructura de costes, resultados económicos, productividad, innovación (patentes) y localización territorial (NUTS2 y NUTS3), lo que permite una lectura integrada del funcionamiento real del sector.

Uno de los resultados más relevantes del análisis estructural es la elevada presencia de pequeñas y medianas empresas en el sector y de la concentración en determinadas provincias (NUTS3), ver figura 28. Más del 76% de las empresas identificadas cuentan con entre 10 y 49 empleados, mientras que únicamente un 6% supera los 250 trabajadores. Y sólo 168 empresas tienen más de 500 trabajadores. Esta distribución revela que, aunque los grandes integradores concentran visibilidad y volumen contractual, el núcleo operativo del sector descansa sobre una red extensa de pymes especializadas.

Estas empresas desempeñan un papel crítico en la innovación y en la flexibilidad tecnológica. Su menor tamaño organizativo les permite experimentar, adaptarse y desarrollar soluciones altamente específicas para nichos tecnológicos concretos. En muchos casos, son estas pymes las que asumen el riesgo inicial de prototipado, especialización y transferencia tecnológica, actuando como nodos intermedios entre grandes plataformas industriales y centros de conocimiento.

Desde la perspectiva de la competitividad, este resultado es especialmente significativo: el dinamismo tecnológico no emerge exclusivamente de grandes estructuras jerárquicas, sino de ecosistemas donde conviven empresas de distintos tamaños con funciones complementarias. La eficiencia no depende solo de la escala, sino de la especialización y de la calidad organizativa.

Tamaño empresarial y heterogeneidad estructural

La tabla 6 presenta los estadísticos descriptivos básicos del conjunto de empresas analizadas. Los resultados ponen de manifiesto una heterogeneidad estructural muy acusada. Ya que los resultados muestran una dispersión muy elevada en todas las variables clave –empleo, ingresos, márgenes, productividad e innovación–. Aunque la empresa mediana cuenta con tan solo 23 trabajadores y unos ingresos de 2,8 millones de dólares, la media se ve fuertemente desplazada por la presencia de grandes empresas tractoras, reflejando una distribución muy asimétrica del tamaño empresarial.

Variable	Media	Mediana	Desviación típica
Número de empleados	151,6	23,0	1.851,4
Ingresos de explotación (miles USD)	46.651,3	2.767,4	776.849,7
Margen de beneficio (%)	9,89	8,31	13,68
Beneficio por empleado (mil USD)	13,37	6,41	29,73
Costes laborales / ingresos (%)	44,31	42,54	21,78
Número de patentes vivas	47,50	5,0	286,10

Tabla 6. Estadísticos descriptivos.

Notas: Las variables financieras corresponden al último año disponible en ORBIS. El margen de beneficio y el beneficio por empleado han sido winsorizados al 1% para reducir la influencia de valores extremos.

Fuente: Elaboración propia.

La evidencia empírica sugiere que el tamaño empresarial es una condición necesaria pero no suficiente para explicar la competitividad. El crecimiento en empleo o volumen de actividad no garantiza automáticamente mejores resultados económicos, lo que cuestiona visiones simplistas que identifican tamaño con eficiencia.

En términos de desempeño, la mediana del margen de beneficio se sitúa en torno al 8,3%, mientras que la productividad mediana alcanza los 6,4 miles de dólares por empleado, con una dispersión elevada. La ratio de costes laborales sobre ingresos presenta valores elevados, lo que subraya el carácter intensivo en capital humano del sector. Finalmente, la distribución de patentes confirma la coexistencia de un amplio número de empresas con baja actividad innovadora junto a un reducido grupo altamente intensivo en innovación.

Este primer resultado es fundamental: el sector defensa no es homogéneo. Conviven grandes empresas tractoras, intensivas en capital y tecnología, con un amplio tejido de empresas medianas y pequeñas que desempeñan funciones esenciales como proveedores especializados, ingenierías, integradores parciales o servicios tecnológicos avanzados.

Variable explicativa	(1) Productividad (beneficio por empleado)	(2) Rentabilidad (margen de beneficio)
log(empleados)	0,831** (0,420)	-20,386*** (6,110)
log(ingresos)	-1,050** (0,480)	19,289*** (5,840)
Costes laborales / ingresos	-0,170*** (0,050)	-0,012 (0,090)

Variable explicativa	(1) Productividad (beneficio por empleado)	(2) Rentabilidad (margen de beneficio)
log(1 + patentes vivas)	-0,694**	0,084
	(0,310)	(0,570)
Efectos fijos sectoriales (CNAE)	Sí	Sí
Efectos fijos territoriales (NUTS2)	Sí	Sí
Observaciones	4.786	4.786
R ²	0,081	0,315
Significatividad: *** p<0,01; ** p<0,05; * p<0,10		

Tabla 7. Determinantes de la productividad y la rentabilidad empresarial en el sector de defensa (España) (*Empresas ≥ 10 empleados; 11 CNAE*).

Fuente: Elaboración propia.

La comparación entre los modelos de productividad y rentabilidad pone de manifiesto que ambos indicadores responden a mecanismos distintos (ver tabla 7). Mientras que el tamaño en términos de empleo se asocia positivamente con la productividad, su efecto sobre el margen de beneficio es negativo, lo que sugiere la presencia de deseconomías organizativas en empresas de mayor tamaño. Por el contrario, el volumen de ingresos mejora significativamente la rentabilidad, pero se asocia negativamente con la productividad por empleado. Asimismo, la intensidad de costes laborales reduce la productividad, aunque no resulta significativa para el margen, y la innovación medida por patentes no muestra un impacto positivo inmediato sobre la rentabilidad. Estos resultados refuerzan la idea de que productividad y rentabilidad no son dimensiones equivalentes de la competitividad empresarial y deben ser abordadas de forma diferenciada en el diseño de políticas industriales y de defensa.

Los resultados indican que el tamaño empresarial, medido por el número de empleados, se asocia positivamente con la productividad, mientras que un mayor volumen de ingresos, una vez controlado por empleo y sector, se relaciona negativamente con el beneficio por empleado, sugiriendo posibles deseconomías de escala o presión contractual en empresas de mayor tamaño. Asimismo, una mayor intensidad de costes laborales reduce significativamente la productividad. De forma interesante, el stock de patentes vivas muestra un coeficiente negativo, lo que sugiere que, en promedio, la inversión en innovación no siempre se traduce en mejoras inmediatas de productividad, especialmente en sectores con ciclos largos de maduración tecnológica.

Por otro lado, los resultados muestran que el tamaño empresarial, se asocia negativamente con el margen de beneficio, lo que sugiere la presencia de diseconomías organizativas y mayores rigideces de costes en empresas de mayor tamaño. Por el contrario, el volumen de ingresos presenta un efecto positivo y altamente significativo sobre los márgenes, indicando que la capacidad de generar facturación es clave para absorber costes fijos y mejorar la rentabilidad. Ni la intensidad de costes laborales ni el stock de patentes vivas resultan estadísticamente significativos, lo que apunta a que, en términos de margen, la rentabilidad está más vinculada a la escala comercial que a factores tecnológicos en el corto plazo.

Distintos perfiles: rentabilidad y productividad

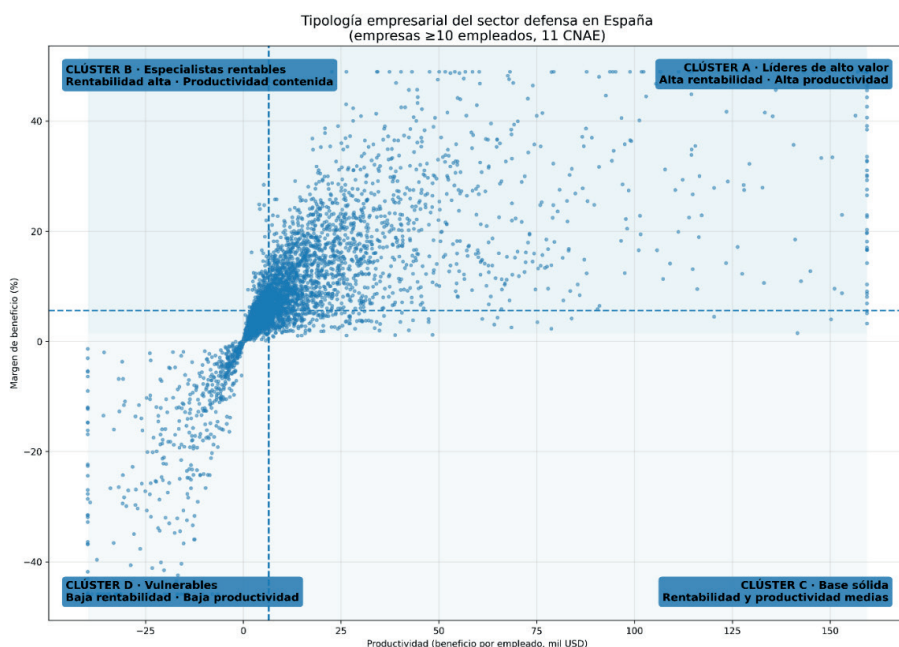


Figura 27. Tipología empresarial de los sectores analizados.
Fuente: Elaboración propia

La Figura 27 presenta una tipología empresarial del sector de defensa en España basada en la relación entre productividad y rentabilidad, considerando únicamente empresas con diez o más trabajadores y pertenecientes a once códigos

CNAE directamente vinculados a la industria de defensa. La productividad se mide como el beneficio por empleado, mientras que la rentabilidad se aproxima mediante el margen de beneficio. Con el fin de evitar la distorsión provocada por valores extremos, ambas variables han sido previamente *winsorizadas* en los percentiles 1 y 99.

La clasificación se construye a partir de las medianas de ambas variables, que actúan como umbrales endógenos y robustos, dividiendo el espacio en cuatro cuadrantes. Este procedimiento permite identificar cuatro perfiles empresariales claramente diferenciados:

1. empresas con alta rentabilidad y alta productividad, que concentran el mayor valor añadido;
2. empresas con elevada rentabilidad pero productividad contenida, típicamente especializadas en nichos concretos;
3. empresas con productividad relativamente elevada pero márgenes ajustados, que conforman una base industrial sólida pero presionada en costes; y
4. empresas con baja productividad y baja rentabilidad, que presentan mayores riesgos estructurales.

Esta tipología no responde a una clasificación arbitraria, sino que emerge directamente de la distribución empírica de los datos y resulta especialmente útil para el análisis de competitividad, así como para el diseño de políticas industriales y de defensa diferenciadas según el perfil económico de las empresas.

Territorio, especialización y ecosistema productivo

La dimensión territorial añade una capa adicional de interpretación. La figura 28 muestra la distribución del sector por regiones NUTS2, evidenciando la coexistencia de regiones tractoras, que concentran volumen de empresas, empleo e ingresos, y regiones que destacan por su mayor intensidad innovadora relativa, pese a contar con menor tamaño absoluto. Situación que se ve reflejada en la figura 29 que representa la densidad de empresas a nivel NUTS3 (provincias).

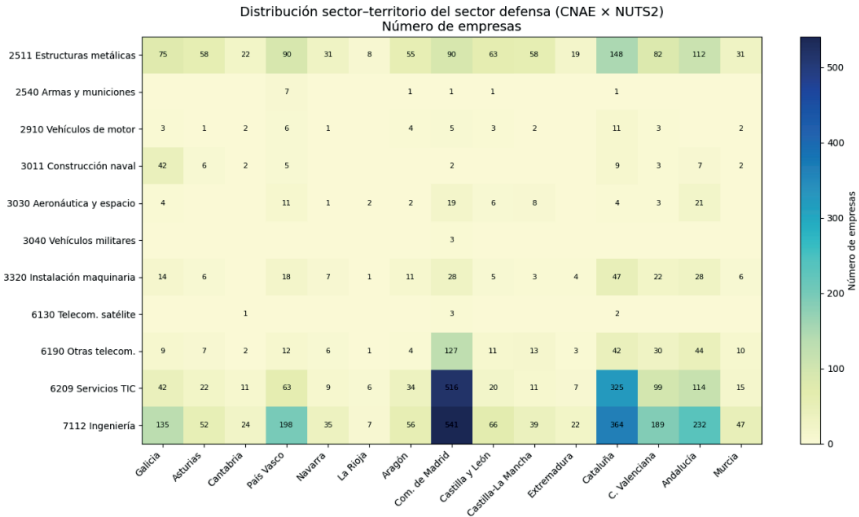


Figura 28. Distribución sector-territorio del sector defensa, núm empresas NUTS2.

Fuente: Elaboración propia.

Este resultado subraya que la competitividad no depende únicamente de la masa crítica, sino también de la especialización tecnológica y la calidad del ecosistema productivo, donde interactúan empresas de distinto tamaño, centros tecnológicos y administraciones públicas.

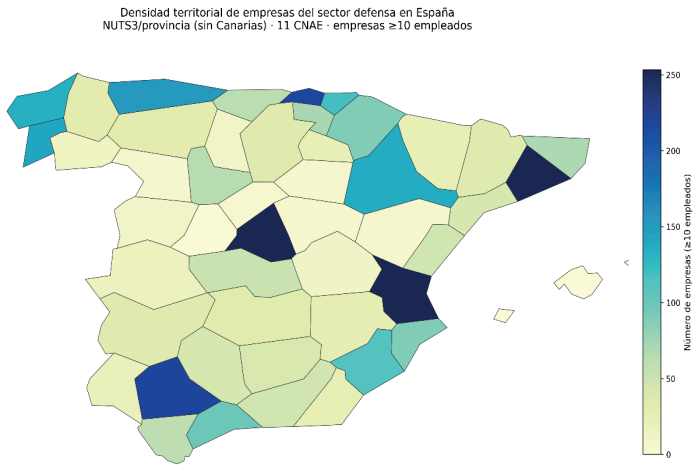


Figura 29. Densidad territorial del sector defensa NUTS3.

Fuente: Elaboración propia.

La figura 30 permite profundizar en la dimensión cualitativa de la concentración territorial del sector de defensa en España. No solo observamos dónde se localizan más empresas, sino dónde se concentran aquellas que presentan mayores niveles de eficiencia económica. La distribución provincial de las empresas situadas en el cuartil superior de productividad, medida a través del beneficio por empleado, revela una concentración especialmente intensa en determinados polos industriales consolidados. Esta evidencia sugiere la existencia de economías de aglomeración, redes tecnológicas maduras y entornos institucionales que favorecen la eficiencia operativa. No se trata únicamente de número de empresas, sino de capacidad de generación de valor por trabajador, lo que apunta a diferencias estructurales en capital humano, especialización productiva y grado de integración en cadenas de suministro avanzadas.

Por su parte, el mapa de rentabilidad, medida mediante el ROE, introduce un matiz adicional. Aunque existe una cierta superposición geográfica con los núcleos más productivos, no todas las provincias con elevada densidad empresarial concentran igualmente las compañías más rentables. Esto indica que productividad y rentabilidad, aún estando relacionadas, responden también a factores financieros, estructura de capital, posicionamiento en segmentos de mayor margen y capacidad de captación de contratos estratégicos. En conjunto, ambas figuras refuerzan una idea central para la lección: el sector de defensa español presenta una concentración territorial no solo cuantitativa, sino cualitativa, donde determinados ecosistemas provinciales actúan como verdaderos nodos de excelencia económica dentro del tejido industrial nacional.

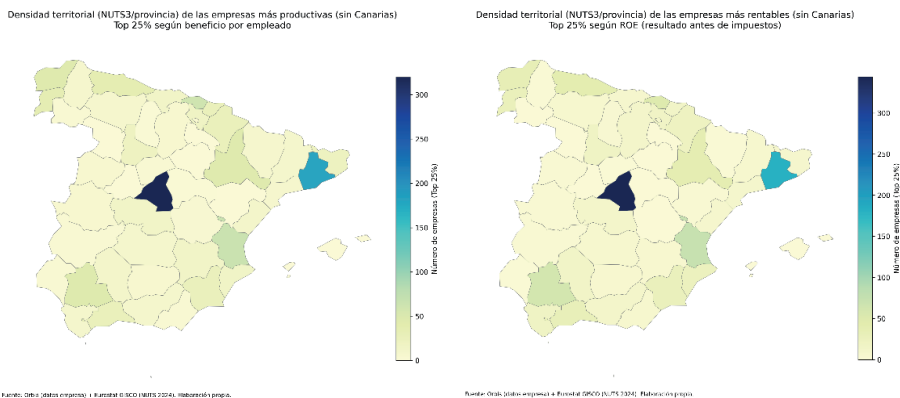


Figura 30. Densidad territorial, por productividad y rentabilidad, del sector defensa NUTS3.
Fuente: Elaboración propia.

El análisis del sector defensa confirma empíricamente una de las ideas centrales de esta lección: la tecnología genera potencial, pero la competitividad emerge de la organización. El tamaño empresarial influye, pero no determina por sí solo el desempeño. La innovación requiere inversión, pero también tiempo y estructura. Y el ecosistema, la interacción entre grandes empresas, pymes, centros tecnológicos y administraciones, resulta decisivo para transformar capacidades técnicas en valor económico sostenido.

En este sentido, la industria de defensa no es una excepción dentro de la economía, sino un caso paradigmático de cómo empresa, tecnología y personas interactúan bajo restricciones reales, presupuestarias, contractuales y geopolíticas, para generar competitividad. Su carácter dual refuerza además su papel como vector estratégico de desarrollo tecnológico más allá del ámbito estrictamente militar.

8. Conclusión general: decidir bien en la era de la IA

La transformación tecnológica que vivimos no es la primera de la historia, pero sí es una de las más intensas y rápidas. La automatización, la IA, la digitalización de los mercados y la reorganización geopolítica están redefiniendo la estructura del poder económico global. Sin embargo, tras el análisis teórico y la evidencia empírica presentada a lo largo de esta lección magistral, la conclusión es clara: la tecnología no sustituye la responsabilidad de decidir.

La racionalidad limitada descrita por Herbert A. Simon sigue vigente en la era de los algoritmos. Las empresas continúan enfrentándose a incertidumbre, costes de coordinación y problemas de agencia. La IA reduce ciertos costes de información, pero no elimina la necesidad de diseñar organizaciones eficientes, estructuras de incentivos coherentes y marcos institucionales sólidos. La productividad no emerge automáticamente de la adopción tecnológica; surge cuando la tecnología se integra en procesos bien gobernados.

El análisis histórico de la capitalización bursátil ha mostrado que las olas tecnológicas reorganizan el liderazgo empresarial, pero no lo garantizan. El estudio de la automatización y la IA confirma que sus efectos son heterogéneos y dependen del capital humano, del tamaño eficiente y de la capacidad organizativa. La evidencia del sector defensa demuestra que la competitividad no es el resultado exclusivo de grandes plataformas industriales, sino de ecosistemas complejos en los que

interactúan grandes empresas, pymes tecnológicas, centros de conocimiento y administraciones públicas.

La competitividad del siglo XXI no es puramente tecnológica, es organizativa. No depende solo de tener acceso a la IA, sino de saber utilizarla. No depende únicamente del tamaño, sino de la escala eficiente. No depende exclusivamente de la innovación, sino de la capacidad de convertirla en valor económico sostenido.

En un contexto de creciente incertidumbre geopolítica, la dimensión estratégica adquiere un peso adicional. La autonomía tecnológica, la adaptación industrial y la capacidad de sostener cadenas de valor críticas se convierten en factores centrales del desarrollo económico. La defensa, entendida en su dimensión dual, ilustra cómo seguridad, innovación y competitividad forman hoy un triángulo inseparable. Pero, en última instancia, el elemento decisivo sigue siendo humano.

La IA puede procesar datos a velocidades extraordinarias; pero no puede asumir responsabilidad moral. Puede optimizar procesos; pero no puede definir fines. Puede sugerir decisiones; pero no puede sustituir el juicio prudente. Porque, en definitiva, el progreso económico no está escrito en el código de los algoritmos. Está escrito en la calidad de nuestros actos y decisiones.

Finalizo recordando las palabras de D. Santiago Ramón y Cajal: «Todo hombre puede ser, si se lo propone, escultor de su propio cerebro», que la deuda cognitiva no nos anule como personas.

Pero me gustaría recordar el consejo que D. Quijote dio a Sancho antes de gobernar la ínsula Barataria: «Has de poner los ojos en quién eres, procurando conocerte a ti mismo, que es el más difícil conocimiento que puede imaginarse» y que «más vale el buen nombre que las muchas riquezas».

Muchas gracias.

BIBLIOGRAFÍA

- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. *Handbook of Labor Economics*, 4(B), 1043-1171. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Acemoglu, D., & Johnson, S. (2023). *Power and Progress*. New York: PublicAffairs.
- 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. (2022). Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality. *Econometrica*, 90(5), 1973-2016. <https://doi.org/10.3982/ECTA19815>
- Acemoglu, D., & Robinson, J. A. (2012). *Why Nations Fail*. New York: Crown.
- Acemoglu, D., Johnson, S., & Robinson, J. A. (2005). Institutions as the fundamental cause of long-run growth. *Handbook of Economic Growth*, Vol. 1A, 385-472.
- Amit, R.; Zott, C. (2001). «Value Creation in e-Business». *Strategic Management Journal*. Vol. 22. pp. 493-520. <https://doi.org/10.1002/smj.187>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>
- Bartelsman, Eric, J., and Mark Doms. (2000). «Understanding Productivity: Lessons from Longitudinal Microdata» *Journal of Economic Literature* 38 (3): 569–594. DOI: 10.1257/jel.38.3.569
- Bessen, J. E. (2019). AI and jobs: The role of demand. *NBER Working Paper No. 24235*. <https://doi.org/10.3386/w24235>
- Bloom, N., Van Reenen, J., & Williams, H. (2020). A toolkit of policies to promote innovation. *Journal of Economic Perspectives*, 33(3), 163-184. <https://doi.org/10.1257/jep.33.3.163>
- Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2002). Information technology, workplace organization and the demand for skilled labor. *Quarterly Journal of Economics*, 117(1), 339-376. <https://doi.org/10.1162/003355302753399526>

- Brynjolfsson, E. Chandar, C. and Chen, R. (2025) «Canaries in the Coal Mine ? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence», Stanford Digital Economy Lab, Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. <https://digiteconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/>
- Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M. (2000). Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. *Journal of Economic Perspectives*, 14(4), 23-48. DOI: 10.1257/jep.14.4.23
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Yang, S. (2002). Intangible assets: Computers and organizational capital. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2002(1), 137-198.
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What can machines learn, and what does it mean for occupations and the economy? *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43-47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333-372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- CBINSIGHTS (2026) State of AI 2025 Report, 13 enero 2026, <https://www.cbinsights.com/research/report/ai-trends-2025/>
- Chatterji, Aaron and Cunningham, Tom and Deming, David and Hitzig, Zoë and Ong, Christopher and Shan, Carl and Wadman, Kevin, (2025), How People Use ChatGPT, NBER Working Paper No. w34255, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=5487080> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5487080>
- Coase, R. H. (1937). The Nature of the Firm. *Economica*, 4(16), 386-405.
- Coase, R. H. (1960). The Problem of Social Cost. *Journal of Law and Economics*, 3, 1-44.
- COTEC (2025 a), Uso de la IA en las empresas, Fecha de finalización: 22/10/2025, <https://cotec.es/proyectos-cpt/uso-de-la-ia-en-las-empresas/#>
- COTEC (2025 b), Inteligencia Artificial y efectos en la productividad laboral; evidencia de las empresas españolas, Fecha de finalización: 22/10/2025, <https://cotec.es/proyectos-cpt/ia-inteligencia-artificial-efectos-en-la-productividad/>
- European Commission (2019). *Ethics Guidelines for Trustworthy AI*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>

- European Union (2025). *Artificial Intelligence Act; first regulation on artificial intelligence (AI Act)* <https://www.europarl.europa.eu/topics/en/article/20230601STO93804/eu-ai-act-first-regulation-on-artificial-intelligence>
- EUROSTAT (2025) «Use of artificial intelligence in enterprises. Statistics Explained», https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises
- Floridi L, et al (2018) AI4People-An Ethical Framework for a Good AI Society: Opportunities, Risks, Principles, and Recommendations. *Minds Mach* (Dordr). 2018; 28(4):689-707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- Foro de Empresas Innovadoras, (2025). Situación y tendencias en el uso de la inteligencia artificial en el sector de la defensa, septiembre 2025, ISBN: 978-84-09-75701-5 <https://foroempresasinnovadoras.com/publicaciones/libros-fei/2025/situacion-y-tendencias-en-el-uso-libro-completo-de-la-inteligencia-artificial-en-el-sector-de-la-defensa/>
- Global Stats (2025) «World's Largest Companies by Market Cap (1998–2025) | 27-Year Epic Battle» <https://www.youtube.com/watch?v=BQcDg5iSwjM>
- Kosmyna, N., Hauptmann, E., Ye Tong Yuan, Jessica Situ, Xian-Hao Liao, Ashly Vivian Beresnitzky, Iris Braunstein, and Pattie Maes (2025). «Your brain on chatgpt: Accumulation of cognitive debt when using an ai assistant for essay writing task» , MIT Media Lab. Preprint arXiv:2506.08872 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.08872>
- Le Grand Continent (2025) ¿El crecimiento de la IA se debe principalmente a los estudiantes y los adolescentes?, 3 septiembre 2025, <https://legrandcontinent.eu/es/2025/09/03/el-crecimiento-de-la-ia-se-debe-principalmente-a-los-estudiantes-y-los-adolescentes/>
- Loebbecke, C. and Picot, A (2015), Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda, *The Journal of Strategic Information Systems*, Volume 24, Issue 3, Pages 149-157, <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2015.08.002>
- McKinsey (2025 a), The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation, 5 November 2025, <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>

- Mckinsey (2025 b) Agents, robots, and us: Skill partnerships in the age of AI <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/agents-robots-and-us-skill-partnerships-in-the-age-of-ai>
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2). <https://doi.org/10.1177/2053951716679679>
- Moral-Benito, E. (2018) Growing by learning: firm-level evidence on the size-productivity nexus. *SERIEs* 9, 65-90 (2018). <https://doi.org/10.1007/s13209-018-0176-2>
- Nelson, R. R., & Winter, S. G. (1982). An evolutionary theory of economic change. Harvard University Press.
- North, D. C. (1990). Institutions, institutional change and economic performance. Cambridge University Press.
- Pedreño, A. (2026, 3 febrero), *Confieso que estoy totalmente enganchado al tema. Más allá de la anécdota viral, lo que está ocurriendo en #Moltbook (la primera red social...* [Post de LinkedIn]. LinkedIn, https://www.linkedin.com/posts/andres-pedreno_moltbook-moltbook-economiaeda-activity-7424273584556146688-fNFG/
- PwC (2025) «Impacto económico y social de la Industria de Defensa, Seguridad, Aeronáutica y Espacio 2024», elaborado por PricewaterhouseCoopers España para TEDAE <https://www.pwc.es/es/publicaciones/consultoria/impacto-economico-social-industria-defensa-seguridad-espacio-aeronautica.html>
- Ramón y Cajal, S. (1897). Reglas y consejos sobre investigación científica (Los tónicos de la voluntad). Madrid: Imprenta y Librería de Nicolás Moya.
- Rayport, J. and Sviokla, J. (1995), «Exploiting the virtual. value chain», *Harvard Business Review*, Vol. 73. No. 6, pp. 75-85.
- Simon, H. A. (1947). Administrative Behavior: A Study of Decision-Making Processes in Administrative Organizations. New York: Macmillan.
- Simon, H. A. (1957). Models of Man: Social and Rational. New York: Wiley.
- Solow, R. M. (1987). We'd better watch out. New York Times Book Review.
- Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward. *California Management Review*, 61, 15-42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>

Williamson, O. E. (1975). *Markets and Hierarchies: Analysis and Antitrust Implications*. New York: Free Press.

Williamson, O. E. (1985). *The Economic Institutions of Capitalism*. New York: Free Press.

World Economic Forum (2026) «Four Futures for Jobs in the New Economy: AI and Talent in 2030». <https://www.weforum.org/publications/four-futures-for-jobs-in-the-new-economy-ai-and-talent-in-2030/>

Zott, C.; Amit, R. (2017) Business Model Innovation: How to Create Value in a Digital World, *NIM Marketing Intelligence Review*, Vol. 9, No. 1, 18-23. DOI: 10.1515/gfkmir-2017-0003