



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

ICADE

DETERMINANTES DE LA INVERSIÓN DE CAPITAL RIESGO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Autor: Carlota Fernández López

Director: Juan Felipe Jung Lusiardo

MADRID | 2026

RESUMEN

Este trabajo analiza qué factores determinan que un país atraiga más o menos inversión de capital riesgo en inteligencia artificial. A pesar de que la inversión global en IA ha crecido de forma espectacular en la última década, su distribución geográfica es enormemente desigual. Estados Unidos y China concentran más del 80% del total mundial, mientras que la mayoría de los países del mundo reciben una parte muy pequeña. Entender qué condiciones están detrás de esa diferencia es la pregunta central de este trabajo.

Para responderla, se construye una base de datos de panel con 57 países y datos anuales para el período 2012-2022, combinando información de la OCDE sobre inversión en venture capital en empresas de IA con indicadores macroeconómicos del Banco Mundial. Se estima un modelo de efectos fijos que permite identificar qué variables explican los cambios en la inversión dentro de cada país a lo largo del tiempo.

Los resultados apuntan de forma consistente a tres factores: el acceso a internet, el nivel de renta per cápita y el desarrollo del sistema financiero. Los tres se mantienen significativos tanto en la muestra completa como en el análisis de robustez que excluye a Estados Unidos y China, lo que confirma que los hallazgos tienen validez más allá de esas dos economías dominantes. El trabajo concluye con una serie de implicaciones para el diseño de políticas públicas orientadas a fortalecer los ecosistemas de IA en economías con menor nivel de desarrollo.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	4
OBJETIVOS	6
MARCO TEÓRICO.....	6
2.1 Conceptualización de la inversión en Inteligencia Artificial (IA).....	6
2.2. Evolución y tendencias globales de la inversión en IA.....	8
2.2.1. Crecimiento global de la inversión	8
2.2.2. Distribución geográfica de la inversión	8
2.2.3. Tendencias sectoriales	9
2.2.4. Dinámica reciente	10
2.3. Marco teórico y conceptual sobre los <i>drivers</i> de la inversión tecnológica (IA)	11
2.3.1 Drivers económicos o estructurales de la inversión en IA	11
2.3.2 Drivers institucionales y de política pública	14
2.3.3 Drivers digitales y tecnológicos.....	17
2.4. Venture Capital y ecosistemas de inversión en IA.....	19
METODOLOGÍA	21
3.1. Muestra y fuentes de datos	21
3.1.1. Criterios de exclusión y construcción de la muestra final	22
3.2. Estadísticos descriptivos y análisis exploratorio.....	23
3.3. Diagnóstico previo al modelo.....	27
3.4. Metodología econométrica	29
RESULTADOS.....	31
ANÁLISIS DE ROBUSTEZ.....	35
DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	36
DECLARACIÓN USO DE IA.....	42
BIBLIOGRAFIA	43

INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha pasado de ser un tema poco hablado a convertirse en una pieza clave de la economía global. Lo que la hace especial es que no es una tecnología que sirva para una sola cosa. Tiene capacidad de transformar sectores completamente distintos a la vez, desde la sanidad hasta las finanzas, pasando por la educación o la manufactura (Ernst & Mishra, 2021). Y lo está haciendo a una velocidad que sorprende incluso a los propios gobiernos y empresas que intentan adaptarse a ella.

Pero nada de esto ocurre solo. Para que la IA se desarrolle y llegue al mercado hace falta inversión. Entre todas las formas de financiación que han impulsado este proceso, el venture capital (VC) ha tenido un papel central. Esto no es algo nuevo, Google, Amazon o Facebook crecieron gracias a inversores que apostaron por ellas cuando todavía no eran nada. En el campo de la IA pasa lo mismo, con fondos financiando startups en todo tipo de subcampos, desde el reconocimiento de imágenes hasta el procesamiento del lenguaje natural o la biotecnología computacional (IFC, 2020).

Sin embargo, ese dinero no llega a todos los países por igual. Estados Unidos y China se quedan con más del 80 % de toda la inversión de capital riesgo en IA del mundo (OCDE, 2021), mientras que el resto de países reciben una parte muy pequeña. Esto no es una coincidencia. Los países que más atraen este tipo de inversión tienden a ser más ricos, estar más digitalizados y contar con sistemas financieros más desarrollados (Chang et al., 2022). Pero más allá de esa idea general, no está tan claro cuáles son exactamente los factores que más importan ni cuánto pesa cada uno. Y esa es precisamente la pregunta que da origen a este trabajo. Para intentar responderla, hay que mirar lo que dice la literatura académica. Por un lado, hay estudios que llevan décadas analizando qué hace que un país atraiga más o menos capital riesgo en general. Jeng y Wells (2000) miraron 21 países y vieron que lo más importante es que los inversores puedan recuperar su dinero fácilmente, sobre todo saliendo a bolsa, mientras que los mercados laborales muy rígidos tienden a frenar la inversión en fases tempranas. Félix, Pires y Gulamhussen (2013), trabajando con países europeos, añadieron que el tamaño y madurez del sistema financiero también importa mucho. Y Bonini y Alkan (2011), ya a escala mundial, señalaron que el entorno político e institucional, la estabilidad, la seguridad jurídica, la libertad económica, tiene un efecto significativo sobre los flujos de capital riesgo.

Por otro lado, hay una literatura más reciente que intenta explicar específicamente qué hay detrás de la inversión en IA entre países. Aquí se distinguen tres tipos de factores: los económicos y estructurales como la riqueza del país o el acceso a crédito, los relacionados con la política pública como la regulación, las estrategias nacionales de IA o los incentivos fiscales, y los tecnológicos y digitales como la conectividad, el talento o la capacidad innovadora (Ernst & Mishra, 2021). Todos ellos ayudan a entender por qué hay países que lideran el ecosistema global de IA y otros que se quedan atrás, pero lo que falta es un análisis empírico que los ponga a prueba de forma rigurosa y comparada entre muchos países a la vez.

Hasta donde alcanza la revisión bibliográfica realizada para este trabajo, los estudios que más se acercan a esta pregunta presentan al menos una de estas limitaciones. Por un lado, analizan el capital riesgo en general sin centrarse en IA, lo que puede llevar a conclusiones que no se aplican bien a un sector tan particular (Jeng & Wells, 2000). Por otro lado, sí se centran en IA pero con muestras muy pequeñas, de 14 países en Wagan y Sidra (2024) o 28 países europeos en Drago et al. (2025), dejando fuera la mayoría de las economías emergentes o describen tendencias sin cuantificar qué pesa más y qué pesa menos (OCDE, 2021).

Este trabajo intenta cubrir ese hueco. Para ello se usan datos de 57 países entre 2012 y 2022, un período que no es casual. Coincide con el despegue global de la IA y el crecimiento exponencial de la inversión privada en el sector (Chang et al., 2022), el auge del deep learning y la aparición de las primeras estrategias nacionales de IA (OCDE, 2019). La muestra incluye economías muy distintas entre sí, lo que hace que los resultados sean más generalizables que los de estudios centrados solo en países ricos. El objetivo final es entender qué condiciones hacen que un país atraiga más inversión en IA, algo que puede ser útil tanto para investigadores como para gobiernos que quieren diseñar mejores políticas en un momento en que casi todos compiten por no quedarse atrás en esta carrera.

El trabajo se estructura en varios bloques. En primer lugar, se sientan las bases teóricas. Cómo ha evolucionado la inversión en IA a nivel global en la última década y qué dice la literatura académica sobre los factores que la explican. A partir de ahí, se describe cómo se ha construido el análisis empírico, explicando de dónde vienen los datos, qué países se incluyen, qué variables se han seleccionado y por qué, y qué modelo se ha utilizado para estimar las relaciones entre ellas. La parte central del trabajo son los resultados, donde se analiza qué factores resultan estadísticamente significativos. El trabajo cierra con una

discusión de lo que estos resultados implican, tanto desde el punto de vista académico como para el diseño de políticas públicas.

OBJETIVOS

Analizar qué factores macroeconómicos, institucionales y tecnológicos determinan que un país atraiga más o menos inversión de capital riesgo en inteligencia artificial, con el fin de identificar las condiciones que explican las diferencias observadas entre economías a nivel global.

A partir de esta base, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Examinar la evolución y distribución geográfica de la inversión en capital riesgo en IA a nivel mundial, identificando las principales tendencias y asimetrías entre regiones.
- Identificar los factores económicos, digitales e institucionales que la literatura académica asocia con mayores niveles de inversión tecnológica y de capital riesgo entre países.
- Analizar en qué medida variables como el acceso a internet, el nivel de renta o el desarrollo del sistema financiero explican las diferencias en la inversión en VC en IA entre los países de la muestra.
- Explorar si los determinantes identificados tienen validez general más allá de las dos economías dominantes (Estados Unidos y China) o si los resultados están condicionados por su peso en la muestra.

MARCO TEÓRICO

2.1 Conceptualización de la inversión en Inteligencia Artificial (IA)

La Inteligencia Artificial (IA) puede definirse como el conjunto de tecnologías que permiten a las máquinas imitar procesos cognitivos humanos, aprendiendo y resolviendo problemas complejos mediante algoritmos capaces de reconocer patrones, procesar lenguaje natural y tomar decisiones (Wang, Xiao & Liang, 2024). Por su carácter transversal, la IA se considera una tecnología de propósito general (*General Purpose Technology*), es decir, una innovación con capacidad de transformar múltiples sectores

productivos como la salud, la educación, la manufactura o las finanzas, generando aumentos significativos en la productividad y la competitividad.

A diferencia de otras innovaciones tecnológicas más específicas, las tecnologías de propósito general suelen mostrar una “curva J” de la productividad, en la cual las inversiones iniciales no se traducen inmediatamente en ganancias, sino que los beneficios se materializan tras un periodo de adaptación organizativa y aprendizaje. En consecuencia, la adopción de IA exige inversiones intensivas en activos intangibles, como datos, algoritmos, infraestructura digital y formación de capital humano, cuyos retornos se manifiestan a medio plazo (Ernst & Mishra, 2021).

Desde una perspectiva económica, la inversión en IA abarca todos los flujos de capital públicos y privados destinados al desarrollo, adquisición e implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial. En el ámbito privado, esto incluye el gasto corporativo en IA (investigación interna, compra de software, capacitación o integración en procesos productivos) y el financiamiento de nuevas empresas de base tecnológica mediante capital riesgo o inversión directa. En el ámbito público, engloba el gasto en I+D nacional, infraestructura digital, formación y programas de estímulo a la innovación.

Durante los últimos años, esta inversión ha pasado de ser un tema académico a convertirse en una prioridad estratégica para gobiernos y empresas. Tras la publicación de la primera estrategia nacional de IA en Canadá en 2017, numerosos países han seguido su ejemplo, convencidos de que el liderazgo en este campo constituye una fuente de poder económico y geopolítico (OECD, 2019).

En conjunto, la inversión en inteligencia artificial puede entenderse como un proceso complejo y multidimensional, donde interactúan actores públicos y privados con objetivos complementarios. Destinar recursos a la IA no constituye un gasto puntual, sino una apuesta estratégica por la competitividad y la innovación a largo plazo. Los países capaces de construir ecosistemas sólidos basados en talento, financiación y políticas adecuadas serán los que lideren la próxima fase de transformación digital mientras que, la falta de inversión conlleva el riesgo de quedar rezagados en la nueva revolución tecnológica global.

En consecuencia, el estudio de la inversión en IA requiere un enfoque integral que considere tanto sus componentes económicos y financieros como los institucionales, políticos y tecnológicos que los condicionan.

2.2. Evolución y tendencias globales de la inversión en IA

2.2.1. Crecimiento global de la inversión

Según estimaciones recientes, la inversión empresarial global en IA se situaba en torno a los 140 mil millones de dólares anuales en 2020, con previsiones de crecimiento cercanas al 100 % en los años posteriores (Chang et al., 2022).

En línea con esta tendencia, otras estimaciones centradas específicamente en la inversión empresarial directa muestran que el gasto en IA aumentó desde aproximadamente 12,7 mil millones de dólares en 2015 hasta 91,9 mil millones en 2022 (Mou, 2019). Aunque estas cifras proceden de distintas metodologías de medición (algunas más amplias y otras centradas en el gasto corporativo directo), todas ellas reflejan una expansión sostenida de la inversión en inteligencia artificial.

Esta evolución pone de manifiesto que las empresas están destinando cada vez más recursos a la adopción de tecnologías basadas en IA, con el objetivo de mejorar su eficiencia operativa y reforzar su competitividad en los mercados globales.

2.2.2. Distribución geográfica de la inversión

Al observar la distribución geográfica, resulta evidente que Estados Unidos y China dominan con amplio margen la inversión en inteligencia artificial.

Entre 2011 y 2018, ambas potencias concentraron la mayor parte del financiamiento privado. Solo en el primer semestre de 2018, las empresas de IA chinas captaron alrededor de 31,7 mil millones de dólares, lo que representó cerca del 75 % del total global de 43,5 mil millones. China, a su vez, ha emergido como el principal centro global de financiamiento en IA gracias al fuerte apoyo estatal y a la presencia de grandes corporaciones tecnológicas nacionales.

Por su parte, Estados Unidos mantiene un liderazgo histórico en inversión tecnológica, respaldado por su ecosistema consolidado de capital de riesgo y por la presencia de las principales empresas digitales del mundo. Entre 2008 y 2017, el país atrajo alrededor de 694 mil millones de dólares en flujos de *venture capital* hacia tecnologías avanzadas, una cifra muy superior a la de cualquier otra región (Mou, 2019).

En Europa, la evolución ha sido más lenta, aunque en los últimos años se observa una tendencia al alza. El continente cuenta con un sólido capital humano y marcos institucionales estables, pero la fragmentación del mercado y el menor tamaño medio de los fondos de inversión han limitado su capacidad para competir con los grandes polos tecnológicos norteamericanos y asiáticos. Por un lado, la financiación pública ha demostrado ser uno de los principales impulsores de la adopción de IA en las empresas europeas (Gualandri & Kuzior, 2024), y marcos como el *AI Act* buscan generar confianza y atraer inversión responsable mediante un entorno regulatorio predecible. Por otro lado, la evidencia empírica apunta a que la regulación estricta en materia de datos ha tenido efectos no deseados sobre el capital privado. Jia, Jin y Wagman (2021) documentan una reducción media del 26,1 % en el número mensual de operaciones de *venture capital* en la UE frente a EE. UU. tras la entrada en vigor del RGPD en 2018, con efectos especialmente pronunciados en *startups* de nueva creación e intensivas en datos. Aun así, el continente ha intensificado sus esfuerzos mediante políticas públicas de I+D y marcos regulatorios orientados a un desarrollo ético y sostenible. Programas como *Horizon Europe* y *Digital Europe* buscan fortalecer la investigación aplicada y consolidar un ecosistema digital más integrado (OECD, 2019).

En la región de Asia-Pacífico, fuera de China, destacan casos como India, cuyo ecosistema de *start-ups* de IA ha crecido con rapidez en los últimos años, y Singapur, que se ha consolidado como un centro regional de innovación y atracción de capital tecnológico. No obstante, en gran parte de las economías en desarrollo de Asia, África y Latinoamérica, la inversión en IA sigue siendo incipiente, debido a limitaciones en infraestructura digital, acceso a capital y formación de talento especializado (Chang et al., 2022).

En conjunto, los flujos globales de capital revelan una concentración geográfica marcada, en la que un reducido grupo de potencias tecnológicas canaliza la mayor parte de la inversión, mientras que otras regiones avanzan de forma más gradual o permanecen rezagadas.

2.2.3. Tendencias sectoriales

En cuanto a tendencias sectoriales, la mayor parte de la inversión privada en inteligencia artificial se ha concentrado en aplicaciones basadas en *machine learning*. Las *start-ups* especializadas en esta área representaron alrededor de la mitad del financiamiento global

destinado a empresas de IA entre 2011 y 2019, es decir, unos 24 mil millones de los 48 mil millones de dólares invertidos en ese periodo (Mou, 2019). Este predominio se explica porque gran parte de las soluciones comerciales más extendidas, como los asistentes virtuales, o las herramientas de detección de fraude, se apoyan directamente en técnicas de aprendizaje automático.

Entre los subcampos que más capital están atrayendo destacan la IA aplicada a la salud, la conducción autónoma, el sector financiero y la ciberseguridad, cada uno de ellos reuniendo cientos de start-ups en pleno crecimiento. Paralelamente, la expansión del sector ha generado una notable escasez de talento especializado, lo que ha impulsado una nueva forma de inversión corporativa: las grandes empresas adquieren *start-ups* no solo por su tecnología, sino también para incorporar a sus ingenieros e investigadores. Esta tendencia ha favorecido una dinámica de consolidación del mercado, donde compañías de distintos sectores compiten con los gigantes tecnológicos por hacerse con las firmas emergentes más prometedoras. Causando que esta “carrera por el talento” eleve las valoraciones (IFC, 2020).

2.2.4. Dinámica reciente

Como resultado de las tendencias descritas, la inversión global en inteligencia artificial se encuentra en un círculo virtuoso de expansión. Los avances en algoritmos, la abundancia de datos y la mayor potencia de cómputo han reducido los costes y acelerado el desarrollo de nuevas aplicaciones, lo que a su vez incentiva un flujo creciente de capital hacia el sector.

Según las proyecciones disponibles, el volumen de tráfico de datos de internet en 2022 se estimaba en el triple que en 2017, impulsado por la generalización de dispositivos conectados y servicios en la nube (Chang et al., 2022). De manera paralela, los avances en capacidad de cómputo han reducido los costes de entrenamiento de modelos de IA, haciendo más accesible el desarrollo de nuevas aplicaciones.

Este entorno ha favorecido una aceleración continua de la inversión, aunque con patrones desiguales: la financiación se concentra en un número reducido de superpotencias tecnológicas y en sectores con retornos más inmediatos. En conjunto, la expansión actual de la IA combina un crecimiento global sostenido con una fuerte concentración

geográfica y temática, reflejando un ecosistema empresarial cada vez más consolidado y competitivo.

2.3. Marco teórico y conceptual sobre los *drivers* de la inversión tecnológica (IA)

En los últimos años, distintos estudios económicos y de gestión de la innovación han intentado explicar qué factores impulsan la inversión en tecnologías emergentes, y en especial en inteligencia artificial. Estos factores, comúnmente denominados *drivers*, hacen referencia a las condiciones que facilitan o dificultan que los agentes económicos como empresas, inversores y gobiernos destinen recursos a esta tecnología (Ernst & Mishra, 2021). Comprender dichos determinantes es clave para identificar por qué algunos países y sectores lideran el desarrollo de la IA, mientras otros avanzan con mayor lentitud.

Los estudios revisados coinciden en que la inversión en IA no depende de un solo elemento, sino de la interacción entre factores económicos, institucionales y tecnológicos. En términos generales, los enfoques macroeconómicos destacan el papel de la estructura productiva, el crecimiento y la disponibilidad de capital. Los enfoques institucionales subrayan la influencia de la calidad regulatoria, la estabilidad política y las políticas públicas orientadas a la innovación. Por su parte, los análisis centrados en la transformación digital resaltan la importancia del capital humano, la infraestructura digital y la madurez tecnológica como motores fundamentales de la inversión (Mou, 2019).

A partir de estas contribuciones, se propone un marco teórico que agrupa los principales *drivers* de la inversión en inteligencia artificial en tres categorías: (i) los *drivers* económico-estructurales, que reflejan las condiciones macroeconómicas y financieras de cada país; (ii) los *drivers* institucionales y de política pública, vinculados a la regulación y las estrategias gubernamentales; (iii) los *drivers* digitales y tecnológicos, que recogen el nivel de capacidades, talento e infraestructura sobre el que se asienta la innovación.

2.3.1 Drivers económicos o estructurales de la inversión en IA

Los fundamentos económicos y estructurales de un país o región condicionan fuertemente el nivel y ritmo de inversión en IA. Entre ellos destacan el tamaño y crecimiento del mercado o la disponibilidad de recursos financieros. A continuación, se examinan algunos de estos factores:

Crecimiento económico y demanda agregada

Un contexto económico estable y en crecimiento suele favorecer la inversión empresarial en nuevas tecnologías. Cuando las economías expanden su actividad y aumenta la demanda, las compañías disponen de más recursos y están más dispuestas a apostar por innovaciones como la inteligencia artificial para mejorar su productividad.

En cambio, en momentos de incertidumbre o recesión, las empresas suelen priorizar la liquidez y aplazar proyectos de transformación digital. Este comportamiento se observó durante la crisis financiera de 2008 y, más recientemente, al inicio de la pandemia de la COVID-19, cuando numerosos planes de adopción de IA se ralentizaron por la caída de la actividad económica. (Chen et al., 2023).

Dimensión del mercado e ingresos per cápita

Las economías de gran tamaño y con mayor nivel de renta per cápita suelen atraer más inversión tecnológica, ya que ofrecen economías de escala y una demanda potencial amplia para productos basados en IA. Los países con consumidores o empresas de alto poder adquisitivo pueden absorber con mayor facilidad estas soluciones, lo que incentiva a los productores a invertir. Esto explica por qué Estados Unidos y China lideran la inversión mundial en IA, mientras que países de menor desarrollo muestran niveles más modestos.

Sin embargo, el tamaño económico no basta por sí solo: muchas economías emergentes con grandes mercados internos (como Brasil o Indonesia) siguen rezagadas en inversión en IA debido a diferentes limitaciones estructurales como baja digitalización (Mou, 2019).

Estructura productiva y tecnológica

La estructura productiva de una economía tiene un papel fundamental en su capacidad para atraer inversión en inteligencia artificial. Los países con sectores tecnológicos y de servicios avanzados (como software, telecomunicaciones o finanzas) suelen concentrar mayores niveles de inversión, ya que la IA ofrece aplicaciones directas y retornos más

evidentes en estos ámbitos. En cambio, las economías basadas en actividades más tradicionales o de baja productividad tienden a mostrar una menor disposición a invertir, bien por limitaciones de capital o por la menor aplicabilidad inmediata de estas tecnologías.

La orientación tecnológica del comercio exterior es otro indicador relevante. Aquellos países con una alta participación en las exportaciones de bienes TIC suelen destinar más recursos a la inteligencia artificial. Además, la intensidad en I+D del sector privado se ha identificado como un factor decisivo: las economías que invierten de forma constante en innovación tienden a redirigir progresivamente parte de esos esfuerzos hacia el desarrollo de IA (Mou, 2019).

Competitividad y estructura de mercado

El grado de competencia dentro de los mercados actúa también como un driver económico clave. En entornos competitivos, las empresas recurren a la IA para mejorar su eficiencia, reducir costes y diferenciarse de sus rivales. De hecho, se ha encontrado que la búsqueda de ventajas competitivas constituye una de las principales motivaciones para invertir en estas tecnologías (Horani et al., 2023). En sectores con menor presión competitiva o dominados por pocos actores, la adopción tiende a ser más lenta, ya que las compañías no perciben la misma urgencia por innovar.

La integración en cadenas globales de valor amplifica este efecto. Los proveedores que trabajan con multinacionales tecnológicamente avanzadas, por ejemplo, en industrias como la automoción suelen invertir en IA para cumplir los estándares exigidos por sus socios y mantener su posición dentro de la red.

Acceso a financiamiento y desarrollo del sector financiero

Finalmente, el acceso al capital y la profundidad del sistema financiero determinan la capacidad de un país para financiar innovación. Los países con mercados de capital desarrollados y ecosistemas de venture capital activos canalizan con mayor eficacia fondos hacia proyectos tecnológicos (Jeng & Wells, 2000). La presencia de fondos de inversión especializados en IA y la existencia de mecanismos de salida atractivos (como adquisiciones o cotizaciones públicas) son factores decisivos para dinamizar la inversión privada.

En conjunto, los drivers económico-estructurales constituyen el punto de partida del ecosistema de inversión. Un país con crecimiento robusto, mercado amplio, base industrial tecnológica, infraestructura digital y un sistema financiero desarrollado ofrece un entorno propicio para que empresas e inversores apuesten por la inteligencia artificial. No obstante, estos factores no actúan de manera aislada: su impacto depende también de la calidad de las instituciones y de las capacidades tecnológicas que se analizarán en las siguientes secciones.

2.3.2 Drivers institucionales y de política pública

La calidad del marco institucional y el diseño de las políticas públicas son factores clave para atraer y mantener la inversión en inteligencia artificial. Más allá de las condiciones económicas, son las instituciones y las decisiones de política las que determinan si la inversión puede consolidarse a largo plazo.

Dado el impacto económico y social de la IA, muchos gobiernos han puesto en marcha estrategias nacionales y marcos regulatorios para impulsar su desarrollo y adopción. Estas políticas buscan fomentar la innovación y, al mismo tiempo, asegurar un uso responsable y sostenible de la tecnología.

Estrategias nacionales y apoyo directo del gobierno

En los últimos años, muchos países han puesto en marcha estrategias nacionales de inteligencia artificial con el objetivo de impulsar su desarrollo y consolidar su posición en la nueva economía digital. En general, estos planes combinan inversión pública en investigación, la creación de infraestructuras como centros de excelencia o repositorios de datos, y programas de formación de talento especializado.

China es quizá el ejemplo más claro: su *Plan de Nueva Generación de IA* (2017) marcó la ambición de liderar el sector para 2030 y movilizó una gran cantidad de recursos públicos y privados, situando al país entre los principales inversores mundiales. En cambio, Estados Unidos ha seguido una estrategia más orientada al mercado, centrada en apoyar la I+D y en facilitar un entorno competitivo para que el sector privado lidere el avance tecnológico.

Europa se encuentra en una posición intermedia. Con iniciativas como el *Plan Coordinado de IA* (2018) o los programas *Horizon Europe* y *Digital Europe* mencionados con anterioridad. Donde busca reforzar su base científica e industrial, pero también asegurar un desarrollo ético y seguro de la tecnología.

Regulación y entorno legal

La regulación influye en la inversión en inteligencia artificial de forma directa. Puede generar confianza y atraer capital cuando ofrece un marco predecible, o, por el contrario, desalentarla si impone requisitos demasiado rígidos. El reto para los gobiernos es encontrar un equilibrio que proteja la seguridad y la privacidad sin frenar la innovación.

Un buen ejemplo es el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) en Europa, que, pese a imponer mayores exigencias en el uso de datos personales, ha contribuido a reforzar la confianza del público y la legitimidad de los proyectos de IA. Sin embargo, la evidencia empírica advierte que una regulación excesivamente rígida puede tener el efecto contrario. Jia, Jin y Wagman (2021) muestran que el RGPD redujo especialmente la financiación en fases iniciales y en empresas orientadas al consumidor, precisamente las más vulnerables a los costes de cumplimiento normativo.

En general, los países que cuentan con instituciones sólidas y marcos normativos ágiles suelen atraer más inversión tecnológica. Medidas como la protección de la propiedad intelectual, la simplificación de trámites o los incentivos fiscales bien diseñados fortalecen el entorno de negocios favoreciendo la creación de nuevas empresas de base tecnológica.

Incentivos fiscales y financiación pública

Los incentivos fiscales a la investigación son una de las herramientas más comunes para impulsar la inversión privada en innovación. Suelen beneficiar sobre todo a las pequeñas y medianas empresas o a los proyectos en fases iniciales, donde los costes representan una barrera importante. Al reducir la carga impositiva de las empresas que invierten en nuevas tecnologías, se facilita que apuesten por proyectos más arriesgados.

Junto a ello, los fondos públicos de coinversión pueden servir para movilizar recursos privados hacia proyectos innovadores, actuando como un capital que incentiva la inversión en momentos de menor dinamismo económico. Su función no es sustituir al

mercado, sino complementarlo, aportando financiación en etapas donde el riesgo es más alto o el retorno más incierto.

Gobernanza y coordinación interinstitucional

La calidad institucional influye directamente en el clima de inversión. La estabilidad política, el respeto al Estado de derecho y la buena coordinación entre organismos públicos generan confianza. Varios países han creado agencias o comités especializados en IA con el objetivo de coordinar esfuerzos entre instituciones públicas, centros de investigación y empresas privadas (OECD, 2019).

La cooperación internacional también refuerza este entorno. Esta coordinación entre países permite optimizar recursos y dar mayor seguridad a los inversores extranjeros. En cambio, los cambios frecuentes en la normativa o la falta de coherencia entre políticas generan incertidumbre reduciendo el apetito por asumir riesgos en proyectos tecnológicos.

Objetivos públicos y demanda del Estado

El Estado no solo regula, sino que también impulsa la inversión a través de su propia demanda. Cuando los gobiernos incorporan IA en ámbitos como la sanidad, la gestión pública o la defensa, crean oportunidades para que empresas y start-ups desarrollen soluciones adaptadas a esas necesidades. Este tipo de proyectos genera un efecto arrastre, ya que muchas compañías orientan su inversión hacia los sectores donde perciben apoyo institucional.

Un ejemplo de esto, lo podemos encontrar en Estados Unidos, donde el interés estratégico en la defensa ha llevado a una colaboración creciente entre agencias públicas. Esta cooperación ha fortalecido su ecosistema tecnológico y reducido el riesgo para nuevas empresas que buscan validar sus productos en el mercado (Luong et al., 2021).

En síntesis, los drivers institucionales actúan frecuentemente como palancas de la inversión en IA. Un marco institucional bien diseñado puede acelerar drásticamente la inversión: dando certidumbre (regulación clara, estándares), reduciendo costes (incentivos fiscales) y creando un entorno de colaboración propicio (estrategias, gobernanza, demanda pública). Las diferencias en enfoque político ayudan a explicar, por ejemplo, por qué China logró canalizar enormes inversiones en IA en poco tiempo (por

su agresiva estrategia estatal), o por qué Europa equilibra un crecimiento más moderado pero con énfasis en IA ética (por su marco regulatorio protector).

2.3.3 Drivers digitales y tecnológicos

Por último, existen drivers intrínsecamente tecnológicos o digitales que condicionan la inversión en IA. Estos incluyen el nivel de desarrollo de la infraestructura digital, la disponibilidad de talento especializado, el grado de madurez en la transformación digital de las empresas y la base de conocimiento e innovación en tecnologías relacionadas con IA. Son factores que podríamos decir que ayudan a un entorno a absorber IA.

Capital humano y habilidades digitales

Probablemente el *driver* más decisivo en esta categoría sea el talento humano especializado en inteligencia artificial y disciplinas afines. La IA requiere profesionales altamente cualificados capaces de diseñar, entrenar y aplicar algoritmos complejos. La disponibilidad de estos perfiles es un factor habilitante esencial. En regiones o sectores con una alta proporción de trabajadores con formación en áreas STEM, las tasas de uso e inversión en IA son significativamente mayores.

En otras palabras, el conocimiento y las habilidades actúan como catalizadores: cuando la fuerza laboral entiende, gestiona y aprovecha la IA, las organizaciones se atreven más a invertir.

A escala global, sin embargo, la falta de talento sigue siendo uno de los principales obstáculos. La demanda de expertos en IA supera ampliamente a la oferta, lo que ha desatado una auténtica “guerra por el talento”, con salarios elevados y una alta movilidad hacia las grandes corporaciones tecnológicas. Esta escasez encarece y retrasa proyectos de IA, sobre todo para empresas pequeñas o países en desarrollo que no pueden competir por ese personal. Ya en 2019, el International Finance Corporation advertía que la falta de especialistas estaba llevando a grandes compañías a adquirir *start-ups* simplemente para incorporar a sus ingenieros de IA. (IFC, 2020)

Intensidad digital y preparación tecnológica de las empresas

La decisión de invertir en inteligencia artificial está estrechamente ligada al nivel de madurez digital de las empresas. Aquellas que ya utilizan herramientas avanzadas como

sistemas de analítica de datos o automatización tienen más facilidad para incorporar IA siendo, en general, las primeras en hacerlo.

Sin embargo, la mera presencia de tecnología no basta. Las organizaciones que fomentan una cultura de apertura al cambio, un liderazgo innovador y la capacitación continua de su personal tienen una probabilidad mucho mayor de lograr inversiones exitosas. En cambio, las empresas con escasa digitalización básica o con estructuras rígidas suelen quedar rezagadas (Ernst & Mishra, 2021)

Infraestructura digital y datos

La infraestructura digital (conectividad, computación) es fundamental. En particular, la disponibilidad de grandes cantidades de datos de buena calidad. Regiones donde se generan y almacenan muchos datos por alto uso de servicios digitales ofrecen una materia prima valiosa que atrae inversiones para explotar esos datos.

Asimismo, la expansión de la computación en la nube y la reducción de los costes de procesamiento en la última década han hecho más accesible experimentar con IA, impulsando la participación de nuevas empresas.

Además, la aparición de plataformas de infraestructura abierta de IA ha democratizado en parte el acceso a la IA y actúa como driver para que incluso empresas no gigantes puedan iniciar proyectos con inversiones modestas. La disponibilidad de servicios de IA en la nube de Amazon, Google, Microsoft, etc., permite a desarrolladores construir soluciones IA sin empezar de cero, lo que reduce barreras de entrada tecnológicas y anima la inversión de nuevos jugadores. (Mou, 2019).

Actividad innovadora local (I+D y patentes)

La fortaleza científica y de investigación de un país influye directamente en su capacidad para atraer inversión en inteligencia artificial. Los lugares con universidades y centros de excelencia en áreas como ciencias de la computación, robótica o neurociencia generan un flujo constante de ideas, *spin-offs* y colaboraciones público-privadas que estimulan el desarrollo tecnológico (Ernst & Mishra, 2021). Los laboratorios pioneros actúan como polos de atracción para empresas.

Un indicador claro de esta dinámica es la producción de patentes. Los países o compañías con más patentes en IA suelen ser también los que más invierten, reflejando un círculo entre innovación e inversión. Igualmente, funcionan como señales de confianza para los

inversores. Un entorno con alta actividad científica transmite capacidad y conocimiento, lo que atrae capital extranjero fomentando nuevas iniciativas locales.

Convergencia con otras tecnologías

La inteligencia artificial no opera de manera aislada, sino en conjunto con otras tecnologías como la robótica, el Internet de las Cosas (IoT) o la computación en la nube. La madurez de estas tecnologías complementarias actúa como un impulsor clave.

Los países y empresas que adoptaron antes la automatización o la robótica industrial se encuentran hoy mejor preparados para integrar soluciones de IA. En muchos casos, ambas se retroalimentan: la IA dota de inteligencia a los robots, y estos generan nuevos datos que mejoran los algoritmos. Así, una compañía manufacturera que ya ha invertido en automatización tiene más incentivos para avanzar hacia la “robótica inteligente” (OECD, 2021).

Los *drivers* digitales y tecnológicos definen la capacidad real de un país o empresa para invertir en inteligencia artificial. Talento especializado, cultura digital, infraestructura de datos y un entorno innovador son condiciones esenciales para que la inversión florezca. Allí donde estos factores están consolidados surgen ecosistemas dinámicos. En última instancia, fortalecer la preparación digital es el paso previo para aprovechar todo el potencial económico de la IA.

2.4. Venture Capital y ecosistemas de inversión en IA

El *venture capital* (capital de riesgo) desempeña un papel central en la financiación de la innovación tecnológica, y el ámbito de la IA no es la excepción. Las *startups* y empresas emergentes de inteligencia artificial, que a menudo son las fuentes de innovaciones disruptivas, dependen en gran medida de la inversión de fondos de *venture capital* para crecer y desarrollar sus productos. Asimismo, la presencia de un ecosistema de VC sólido en una región puede determinar cuán fácil o difícil es para un proyecto de IA conseguir financiamiento en sus primeras etapas.

Históricamente, el capital de riesgo ha sido el motor detrás de algunas de las empresas tecnológicas más exitosas, proporcionando financiamiento temprano a compañías que luego se convirtieron en líderes globales. Firmas como Google, Facebook o Amazon en sus inicios recibieron apoyo de inversores de riesgo que asumieron la incertidumbre a

cambio de alto potencial de retorno. En el campo de la IA, los VC han desempeñado un papel similar financiando *startups* especializadas en diversos subcampos (visión artificial, procesamiento del lenguaje, vehículos autónomos...).

Como ya se mencionó en secciones anteriores, EE. UU. y China han dominado la financiación de *startups* de IA. China, en particular, ha experimentado un auge extraordinario: en 2018, sus *startups* de IA captaron casi tres cuartas partes del financiamiento global de IA. Este crecimiento excepcional se debió a grandes inversiones en empresas de transporte autónomo y reconocimiento facial, así como por el fuerte respaldo de inversores locales y políticas estatales de apoyo a la innovación

Estados Unidos, por su parte, mantiene un flujo constante de inversión gracias a ecosistemas consolidados como Silicon Valley, Nueva York o Seattle, donde se concentran numerosos fondos de *venture capital* y empresas tecnológicas

Europa, aunque cuenta con importantes fondos, tradicionalmente ha invertido menos en tecnologías disruptivas, en parte por un ecosistema de VC más fragmentado y conservador. Algunos países como el Reino Unido, Alemania o Francia están creando fondos especializados en IA (IFC, 2020).

Los factores que atraen VC a un país son similares a los *drivers* ya discutidos: solidez económica, facilidad para hacer negocios, protección a los inversores y, muy especialmente, la existencia de oportunidades de salida.

La posibilidad de realizar salidas exitosas como ofertas públicas iniciales (*IPOs*) o adquisiciones es el factor más estrechamente asociado con niveles elevados de *venture capital* en un país. Esto es muy relevante para la IA, en la década de 2010–2020, múltiples *startups* de IA alcanzaron valoraciones superiores a 1 000 millones de dólares y varias de ellas salieron a bolsa en sectores como los vehículos autónomos. El éxito de esos casos alimenta el ciclo de VC, los inversionistas perciben que es posible cosechar retornos sustanciales, por lo que inyectan más capital en la siguiente ola de *startups* de IA. (Jeng & Wells, 2000).

Otros determinantes incluyen la presencia de inversores institucionales (fondos de pensiones, aseguradoras...) dispuestos a destinar parte de sus carteras al capital de riesgo, algo más común en EE. UU. que, en otras regiones. (Public Strategies for VC, 1998).

El *venture capital* abarca distintas etapas de financiamiento, desde etapas tempranas hasta fases más avanzadas cercanas a la salida a bolsa. Los *drivers* pueden variar según la etapa. Las rigideces laborales y otros impedimentos estructurales afectan principalmente a la inversión en fases iniciales, donde la incertidumbre es mayor. En cambio, para las inversiones en etapas avanzadas, son más determinantes factores como la existencia de un mercado de capitales dinámico que permita salidas ágiles (Jeng & Wells, 2000).

En los últimos años, las grandes corporaciones también se han incorporado a este ecosistema mediante sus propios fondos de capital corporativo (*Corporate Venture Capital, CVC*). Empresas como Google, Microsoft o Toyota han creado vehículos de inversión para participar en *startups* de IA complementen sus líneas de negocio. Estos fondos aportan no solo capital, sino que también ponen a disposición su conocimiento del mercado y su red de clientes, acelerando el crecimiento de las empresas jóvenes. (IFC, 2020)

En resumen, el *venture capital* es un engranaje esencial en el mecanismo de inversión en IA. Permite transformar ideas innovadoras en aplicaciones comerciales y acelerar el paso de la investigación al mercado. Los países que han logrado articular una red sólida de fondos de VC, CVC corporativos, apoyo gubernamental... Dominan hoy el panorama global. Construir un ecosistema de inversión sólido es un desafío complejo, pero también una condición imprescindible para sostener el flujo de capital que permita transformar la inteligencia artificial en un verdadero motor de desarrollo económico.

METODOLOGÍA

3.1. Muestra y fuentes de datos

Este análisis utiliza datos de dos fuentes. La variable dependiente es el volumen de inversión de capital riesgo en empresas de inteligencia artificial, medida en millones de dólares para cada país y año, y procede del Observatorio de IA de la OCDE¹, que es la fuente internacional con datos comparables sobre este tipo de inversión entre países. Las variables explicativas son el crecimiento del PIB, el PIB per cápita, la población, el peso del sector servicios sobre el PIB, las exportaciones de bienes TIC, el gasto en I+D, el porcentaje de usuarios de internet, la apertura comercial, el crédito doméstico al sector privado, las solicitudes de patentes y la inversión extranjera directa, y todas ellas proceden

del Banco Mundial a través de su base de datos World Development Indicators. Las series cubren el período 2012-2022, aunque no todos los países tienen datos completos para los once años, como se explica más adelante.

La selección de países depende directamente de dónde hay datos disponibles sobre la variable dependiente. Solo se incluyen países con algún registro de inversión en VC en IA durante el período. Esto tiene una consecuencia importante, la muestra no representa a todos los países del mundo, sino únicamente a los que ya participan de alguna forma en el ecosistema global de financiación de la IA.

Geográficamente, la muestra es bastante variada. Europa está representada por economías como Alemania, Francia, el Reino Unido, España, Suecia o los Países Bajos. Asia-Pacífico incluye China, Japón, Corea del Sur, India, Australia y Singapur. América Latina aporta Brasil, México, Argentina, Colombia, Chile y Perú. Y en África y Oriente Medio aparecen países como Nigeria, Ghana, Kenia, Egipto, Israel o los Emiratos Árabes Unidos. Esta variedad es importante para el análisis, porque permite contrastar si los mismos factores explican la inversión en contextos económicos e institucionales muy distintos entre sí.

3.1.1. Criterios de exclusión y construcción de la muestra final

La base de datos de la OCDE tiene registros de inversión en VC en IA para más de un centenar de países. Sin embargo, muchos de ellos solo tienen datos en uno o dos años, lo que no es suficiente para el tipo de análisis. Para garantizar que todos los países estén suficientemente representados en el panel, se exige que cada uno tenga al menos nueve observaciones anuales en la variable dependiente.

Aplicando ese criterio, se excluyen 49 países. Algunos son pequeños territorios donde la actividad de VC en IA es puntual, como las Islas Caimán, Jersey o Gibraltar. Otros son economías con series demasiado cortas o muy discontinuas como Bangladesh, Rwanda, Senegal o Bolivia. Por último, Taiwán, aunque tiene una serie relativamente larga en la OCDE pero se descarta porque el Banco Mundial no dispone de datos macroeconómicos suficientes para ese territorio. Tras esas exclusiones, la muestra queda en 62 países.

3.2. Estadísticos descriptivos y análisis exploratorio

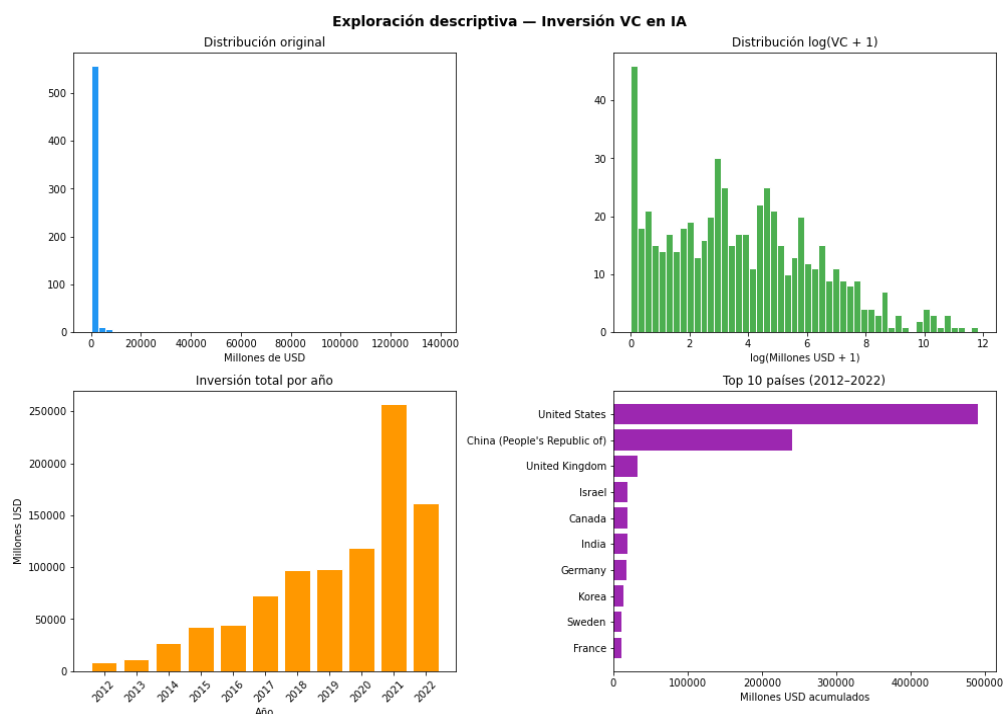
Variable dependiente

La variable dependiente del análisis es la inversión de venture capital en empresas de inteligencia artificial, medida en millones de dólares. Antes de entrar en los estadísticos descriptivos, merece la pena detenerse en una característica de esta variable que condiciona todo el análisis. Su distribución es extraordinariamente asimétrica. La media de la muestra es de 1.578 millones de dólares, pero la mediana es de apenas 32 millones. Eso significa que la mitad de los países de la muestra invierten 32 millones o menos. La media se dispara por un puñado de economías, fundamentalmente Estados Unidos y China, que concentran una parte desproporcionada del total global. El valor máximo registrado en la muestra llega a los 139.275 millones de dólares, que corresponde a Estados Unidos en 2021.

Este tipo de distribución plantea un problema real para cualquier modelo estadístico. Si se trabaja con los valores originales, las observaciones extremas dominarían los resultados y las estimaciones serían poco representativas para el resto de los países. Para corregir esto, se aplica la transformación logarítmica $\log(VC+1)$, donde se suma una unidad antes de tomar logaritmos para que los países con inversión igual a cero no queden excluidos del análisis, dado que el logaritmo de cero no está definido. Esta transformación redistribuye las observaciones de forma mucho más equilibrada.

La Figura 1 ilustra visualmente el problema y la solución. Los cuatro paneles del gráfico muestran aspectos distintos pero complementarios de la variable dependiente. La distribución original y la transformada, la evolución temporal de la inversión total y la concentración geográfica.

Figura 1. Distribución original y transformada de la variable dependiente, evolución temporal y concentración geográfica.



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

El panel superior izquierdo confirma el sesgo extremo de la distribución original. Prácticamente todas las observaciones se juntan en torno al cero, con una barra dominante que hace imposible ver la variabilidad del resto de la muestra. El panel superior derecho muestra el efecto de la transformación logarítmica. La distribución resultante es mucho más simétrica y manejable, lo que valida la decisión tomada.

El panel inferior izquierdo refleja la tendencia de crecimiento sostenido de la inversión global en VC en IA durante el período analizado. De 2012 se pasa a un pico de más de 255.000 millones en 2021 y en 2022 se produce una corrección a la baja.

Finalmente, el panel inferior derecho confirma la concentración geográfica extrema. Estados Unidos acumula en torno a 490.000 millones de dólares durante el período completo, seguido de China con unos 240.000 millones. El resto del top 10, Reino Unido,

Israel, Canadá, India, Alemania, Corea del Sur, Suecia y Francia, presenta cifras muy inferiores, lo que ilustra la enorme brecha que separa a las dos superpotencias de IA del resto del mundo.

Variables independientes

La selección de variables independientes se fundamenta en el marco teórico, que organiza los determinantes de la inversión en IA en tres categorías: factores económico-estructurales, factores institucionales y factores digitales. La Tabla 1 recoge los estadísticos descriptivos de todas las variables que entran en el modelo.

El PIB per cápita va desde los 4.559 hasta los 136.772 dólares, una diferencia especialmente grande entre el país más pobre y el más rico de la muestra. La media y la mediana están muy cerca la una de la otra, 43.102 y 41.071 dólares, lo que significa que la mayoría de países se agrupan en un rango bastante razonable, sin estar todo concentrado en los extremos. Esa variedad de niveles de renta es justamente lo que hace que el análisis tenga sentido. Si todos los países tuvieran una renta similar, sería imposible ver si la riqueza influye o no en la inversión en IA.

Los usuarios de internet presentan una distribución interesante. Tres cuartas partes de los países de la muestra tienen tasas de penetración superiores al 82 %, lo que refleja que los países con inversión en VC en IA tienden a ser economías ya bastante digitalizadas. Sin embargo, el mínimo del 11 % muestra que no todos están en ese nivel. Esta variación entre países es importante. Si todos tuvieran el mismo nivel de acceso a internet, no sería posible analizar si esta variable influye o no en la inversión. Es precisamente porque hay países muy conectados y otros mucho menos que el modelo puede detectar si el acceso a internet marca una diferencia.

Las patentes son la variable con la distribución más desigual de todas. La mediana es de 1.138 solicitudes al año, pero la media sube hasta 37.606. Cuando hay tanta diferencia entre las dos, es porque unos pocos países con cifras enormes están tirando de la media hacia arriba mientras que el resto de la muestra tiene números mucho más bajos. Eso tiene consecuencias para cómo funciona el modelo, y es una de las razones por las que se hace el análisis de robustez más adelante.

La inversión extranjera directa (IED) mide el capital que empresas o inversores extranjeros destinan a un país, ya sea comprando empresas o abriendo filiales, y se

expresa como porcentaje del PIB. Esta variable puede tomar valores negativos, con un mínimo de $-391,56\%$ en la muestra, lo que ocurre cuando las empresas extranjeras retiran más capital del que invierten, algo habitual en momentos de inestabilidad económica.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de las variables del modelo.

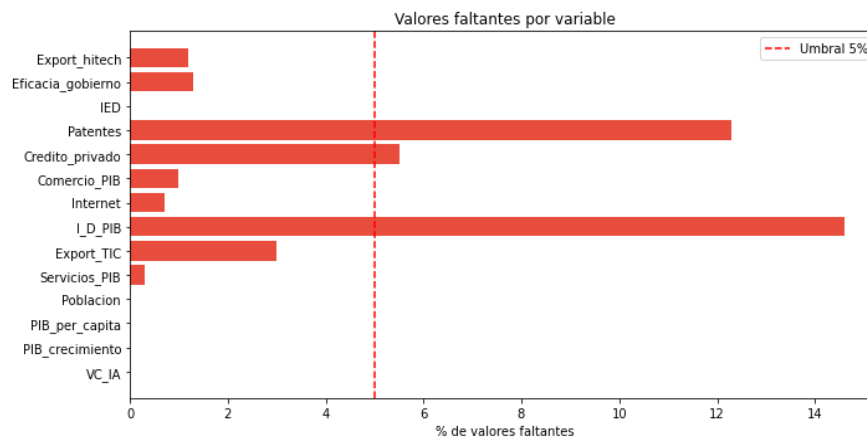
	VC_IA	PIB_crecimiento	PIB_per_capita	Poblacion	Servicios_PIB	Export_TIC	I_D_PIB	Internet	Comercio_PIB	Credito_privado	Patentes	IED
count	595.000	595.000	595.000	5.950000e+02	593.000	577.000	508.000	591.000	589.000	562.000	522.000	595.000
mean	1578.423	2.692	43102.401	9.782359e+07	60.882	7.130	1.702	76.841	98.696	87.577	37605.856	4.460
std	8602.064	3.675	26437.738	2.586481e+08	8.125	9.341	1.113	18.957	68.214	46.849	162319.374	33.122
min	0.000	-10.940	4558.552	3.273860e+05	38.148	0.000	0.117	11.100	22.486	7.923	1.000	-391.555
25%	4.468	1.306	21809.404	7.027072e+06	55.385	1.240	0.841	69.664	54.884	49.812	350.000	1.276
50%	32.493	2.697	41070.861	2.762400e+07	60.469	3.200	1.399	82.350	77.255	81.373	1137.500	2.427
75%	262.792	4.647	58008.025	6.760256e+07	66.682	9.070	2.321	90.406	130.844	123.920	4042.250	4.065
max	139274.913	24.624	136772.444	1.425423e+09	81.129	50.710	6.019	100.000	412.177	254.668	1426644.000	431.788

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

Valores faltantes

Antes de pasar al diagnóstico del modelo, conviene analizar los valores faltantes en la muestra, porque determinan el tamaño efectivo con el que trabaja la regresión. Como muestra la Figura 2, la mayoría de las variables tienen un porcentaje de datos ausentes muy bajo o nulo. Las únicas que superan el umbral del 5% (representado por la línea roja discontinua) son el gasto en I+D (14,6%) y las solicitudes de patentes (12,3%).

Figura 2. Porcentaje de valores faltantes por variable.



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

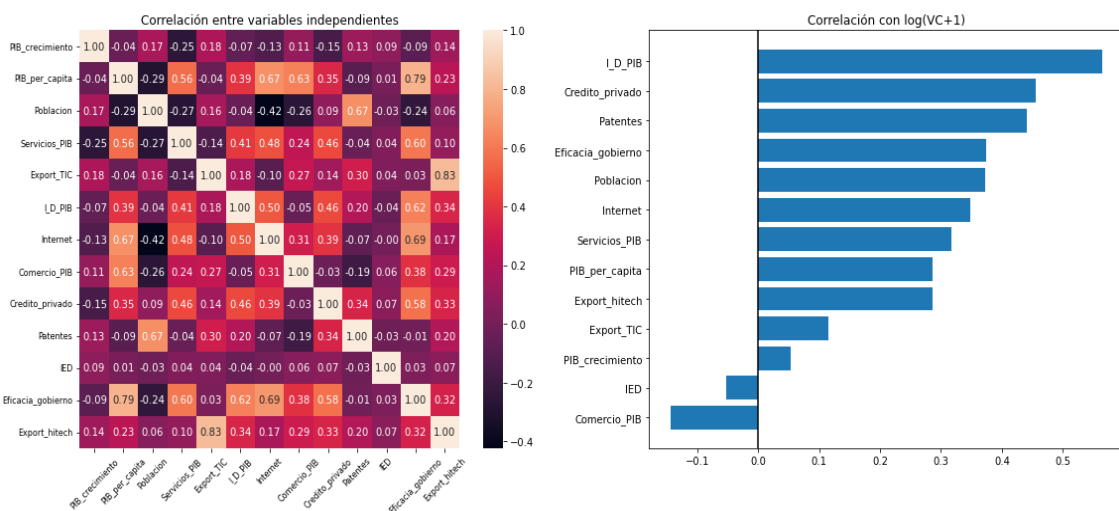
Como consecuencia de estos valores faltantes, el estimador de efectos fijos elimina automáticamente las observaciones incompletas, lo que reduce la muestra efectiva de 595 a 436 observaciones y de 62 a 57 países. Se podría haber quitado estas dos variables del modelo para no perder observaciones, pero no tenía mucho sentido hacerlo. El gasto en I+D y las patentes son dos de los factores más importantes para explicar la inversión en IA según la literatura, y eliminarlos solo para tener una muestra más grande hubiera dejado fuera parte esencial del argumento.

3.3. Diagnóstico previo al modelo

Análisis de correlaciones y multicolinealidad

Antes de realizar el modelo, es necesario analizar las relaciones entre las variables independientes para detectar posibles problemas de multicolinealidad. Si dos variables están muy correlacionadas entre sí, el modelo tiene dificultades para separar el efecto de cada una. La Figura 3 presenta la matriz de correlaciones entre todas las variables consideradas.

Figura 3. Matriz de correlaciones entre variables independientes (izquierda) y correlación de cada variable con $\log(VC+1)$ (derecha).



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

El panel derecho de la Figura 3 ofrece una primera lectura sobre qué variables tienen más relación con la inversión de VC en IA. Las correlaciones más elevadas con $\log(VC+1)$ corresponden a los usuarios de internet ($r = 0,62$), el PIB per cápita ($r = 0,57$) y las patentes ($r = 0,52$). Por el contrario, la IED, el comercio y el crecimiento del PIB presentan

correlaciones débiles o prácticamente nulas, lo que ya anticipa que estos factores probablemente no serán significativos en el modelo.

El panel izquierdo, la matriz de correlaciones entre variables independientes, revela dos pares problemáticos.

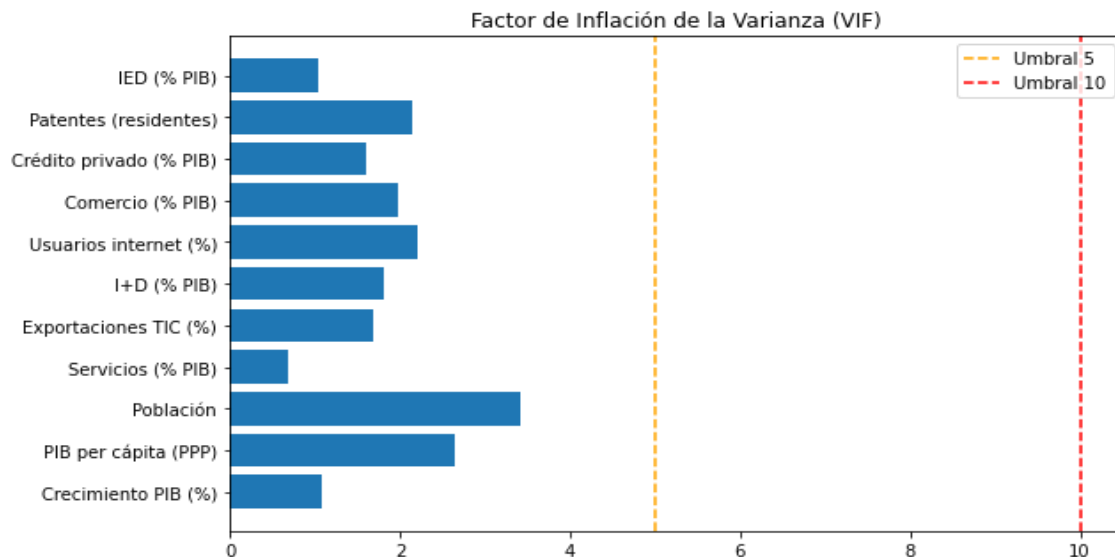
PIB per cápita y Eficacia del gobierno presentan una correlación de 0,794. Tiene mucho sentido. Los países más ricos tienden a tener instituciones más sólidas y gobiernos más eficaces, lo que hace que las dos variables midan cosas muy parecidas. Incluir ambas a la vez introduciría redundancia en el modelo. Exportaciones TIC y Exportaciones de alta tecnología tienen una correlación de 0,825, porque ambas miden el perfil tecnológico del comercio exterior.

Se decide excluir la Eficacia del gobierno, conservando el PIB per cápita porque tiene una correlación mayor con la variable dependiente. En el caso de las exportaciones, se decidió quedarnos con las exportaciones TIC en lugar de las de alta tecnología porque, aunque miden cosas parecidas, las TIC recogen específicamente bienes tecnológicos digitales (semiconductores, equipos de telecomunicaciones, ordenadores) que tienen más que ver con el ecosistema de la IA.

Factor de Inflación de la Varianza (VIF)

Para confirmar que el modelo final no tiene problemas de multicolinealidad, se calcula el Factor de Inflación de la Varianza (VIF) para cada una de las once variables incluidas. El VIF mide hasta qué punto dos o más variables van tan de la mano que el modelo tiene dificultades para separar el efecto de cada una.

Figura 4. Factor de Inflación de la Varianza (VIF) para las variables del modelo.



Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

Como muestra la Figura 4, ninguna variable supera el umbral de 5. El valor más elevado corresponde a la población (VIF = 3,41), seguida del PIB per cápita (VIF = 2,64) y los usuarios de internet (VIF = 2,21). En el extremo opuesto, la IED y el crecimiento del PIB presentan valores cercanos a 1, lo que indica prácticamente ninguna correlación con el resto.

Estos resultados confirman que, tras la exclusión de las dos variables problemáticas, el modelo no presenta multicolinealidad. En definitiva, el modelo funciona bien y los coeficientes de cada variable pueden interpretarse por separado sin que la correlación entre ellas perjudique los resultados.

3.4. Metodología econométrica

El modelo y el estimador de efectos fijos

El modelo que se estima tiene la siguiente forma:

$$\log(\text{VC_IA}_{it} + 1) = \alpha_i + \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \dots + \beta_k X_{kit} + \varepsilon_{it}$$

La elección del estimador sigue una práctica hablada en la literatura sobre determinantes del venture capital y la inversión tecnológica a nivel internacional. Félix, Pires y Gulamhussen (2013), en su análisis de 23 países europeos, comparan explícitamente los estimadores de efectos fijos y efectos aleatorios. Más recientemente, Drago et al. (2025), en un panel de 28 países europeos sobre adopción de IA, justifican los efectos fijos porque cada país tiene características propias que no se pueden medir directamente pero que

influyen en cuánto invierte en IA, y que si no se tienen en cuenta distorsionarían los resultados.

Con relación a la fórmula, en la parte izquierda está la variable dependiente, el logaritmo de la inversión en VC en IA del país i en el año t . En la parte derecha están los once factores explicativos, cada uno con su coeficiente β que indica cuánto y en qué dirección influye sobre la inversión. El término α_i es el efecto individual de cada país y recoge todo lo que hace diferente a esa economía pero que no se puede medir con ninguna variable. Y ε_{it} es el término de error, que recoge todo lo que el modelo no consigue explicar.

Para estimar ese modelo se usa el estimador de efectos fijos, la razón es porque cada país tiene características propias que influyen en cuánto invierte en IA pero que no aparecen en ninguna base de datos. Por ejemplo, Estados Unidos tiene Silicon Valley y décadas de cultura de capital riesgo. Ninguna de estas cosas se puede medir directamente, pero todas influyen en cuánto invierte un país en IA. Si no se tiene en cuenta de alguna manera, el modelo confundiría el efecto real de las variables incluidas con estas diferencias propias de cada país, y los resultados no serían fiables. Los efectos fijos solucionan esto comparando cada país consigo mismo a lo largo del tiempo, en lugar de comparar países entre sí.

Lo que hace este estimador es muy sencillo de entender con un ejemplo. En lugar de comparar si Estados Unidos invierte más que Marruecos (lo cual dependería de mil factores distintos entre ambos países), lo que hace es mirar si dentro de un mismo país, en los años en que hay más acceso a internet, también hay más inversión en IA. O sea, cada país se compara consigo mismo a lo largo del tiempo.

Esto es importante porque los resultados no explican por qué unos países invierten más que otros, sino qué factores hacen que un mismo país invierta más en unos años que en otros. Es una forma más rigurosa de analizar los datos porque evita confundir el efecto real de las variables con las diferencias propias de cada país.

Para evaluar si el modelo funciona bien se usan dos indicadores. El primero es el R^2 within, que indica qué porcentaje de los cambios en la inversión a lo largo del tiempo consiguen explicar las variables incluidas. El segundo es el estadístico F , que simplemente confirma si el modelo en su conjunto es útil o si sería igual de bueno no tener ningún modelo.

RESULTADOS

La Tabla 4 recoge los resultados de las dos especificaciones estimadas: el modelo base (M1) con la muestra completa de 57 países y 436 observaciones, y el modelo de robustez (M2) que excluye a Estados Unidos y China, con 55 países y 416 observaciones.

El R^2 within alcanza el 0,51 en ambos modelos, lo que significa que las once variables incluidas explican algo más de la mitad de la variación que experimenta cada país a lo largo del tiempo en sus niveles de inversión en VC en IA. Un R^2 within de 0,51 indica que los factores incluidos en el modelo tienen una capacidad explicativa real y relevante sobre la dinámica temporal de la inversión en IA. El estadístico F es altamente significativo en ambos modelos.

Tabla 4. Resultados del modelo de efectos fijos. Variable dependiente: $\log(VC_IA + 1)$.

=====					
MODELO DE EFECTOS FIJOS – Muestra completa					
Variable dependiente: $\log(VC_IA + 1)$					
=====					
Variable	Coef.	Error Est.	t	p-valor	Sig.

Crecimiento PIB (%)	0.0105	0.0183	0.575	0.5659	
PIB per cápita (PPP)	0.0001	0.0000	5.130	0.0000	***
Población	0.0000	0.0000	0.199	0.8424	
Servicios (% PIB)	-0.0953	0.0491	-1.939	0.0533	*
Exportaciones TIC (%)	-0.0111	0.0452	-0.247	0.8054	
I+D (% PIB)	-0.0022	0.2882	-0.008	0.9938	
Usuarios internet (%)	0.1101	0.0087	12.624	0.0000	***
Comercio (% PIB)	0.0077	0.0068	1.132	0.2582	
Crédito privado (% PIB)	0.0122	0.0049	2.484	0.0134	**
Patentes (residentes)	0.0000	0.0000	1.488	0.1376	
IED (% PIB)	-0.0026	0.0017	-1.564	0.1188	

Observaciones:	436				
Países:	57				
R^2 within:	0.5148				
F-estadístico:	35.4963	(p = 0.000000)			
Sig.:	*** p<0.01	** p<0.05	* p<0.10		
=====					

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

Tabla 4. Resultados del modelo de efectos fijos. Variable dependiente: $\log(VC_IA + 1)$
excluyendo China y EEUU

ANÁLISIS DE ROBUSTEZ – Sin EE.UU. y China					
Variable dependiente: $\log(VC_IA + 1)$					
Variable	Coef.	Error Est.	t	p-valor	Sig.
Crecimiento PIB (%)	0.0132	0.0184	0.717	0.4741	
PIB per cápita (PPP)	0.0001	0.0000	5.209	0.0000	***
Población	0.0000	0.0000	0.820	0.4128	
Servicios (% PIB)	-0.0897	0.0497	-1.805	0.0720	*
Exportaciones TIC (%)	0.0056	0.0467	0.121	0.9042	
I+D (% PIB)	-0.0017	0.2937	-0.006	0.9953	
Usuarios internet (%)	0.1119	0.0088	12.739	0.0000	***
Comercio (% PIB)	0.0071	0.0068	1.034	0.3017	
Crédito privado (% PIB)	0.0130	0.0052	2.518	0.0123	**
Patentes (residentes)	-0.0000	0.0000	-2.307	0.0217	**
IED (% PIB)	-0.0027	0.0017	-1.612	0.1080	
Observaciones:	416				
Países:	55				
R ² within:	0.5151				
F-estadístico:	33.7934	(p = 0.000000)			
Sig.:	*** p<0.01	** p<0.05	* p<0.10		

Fuente: elaboración propia a partir de datos de la OCDE y del Banco Mundial.

VARIABLES SIGNIFICATIVAS

Usuarios de internet (%)

En la tabla se observa que los usuarios de internet tienen un coeficiente de 0,1101 y es la variable más significativa de todo el modelo ($p < 0,001$). Esto significa que un aumento de 10 puntos en conectividad está asociado a un aumento de aproximadamente el 110% en la inversión.

El acceso a internet no es solo una condición técnica para que las aplicaciones de IA funcionen, sino que es mucho más que eso. Es el entorno donde se generan los datos que necesitan los modelos de IA para aprender, donde se forma y trabaja la gente que los desarrolla, y donde están los mercados y los clientes que los consumen. Un país donde la mayoría de la población no tiene acceso a internet carece de todos estos ingredientes a la vez, lo que hace que invertir en IA allí simplemente no sea rentable, da igual que ese país tenga un buen nivel de renta o un sistema financiero desarrollado. En ese sentido, la digitalización funciona como una condición previa, si no está, los demás factores pierden gran parte de su efecto.

PIB per cápita (PPP)

El PIB per cápita es el segundo factor más importante del modelo ($p < 0,001$) y se mantiene estable también cuando se repite el análisis sin Estados Unidos y China. Que salga significativo tiene bastante sentido. En los años en que un país es más rico, tiene más dinero disponible para invertir en cosas arriesgadas como la IA, más gente que demanda tecnología, y empresas más preparadas para desarrollarla y usarla.

Lo preocupante de este resultado es lo que implica a nivel global. Básicamente, los países que ya son ricos atraen más inversión en IA, lo que hace más difícil que los países pobres puedan ponerse al día. Chang et al. (2022) muestran que, aunque los países más rezagados están creciendo más rápido en porcentaje, en dinero real la distancia con los países líderes sigue aumentando, y para cerrarla todavía quedan muchos años.

Crédito al sector privado (% PIB)

El crédito al sector privado resulta significativo al 5% en las dos versiones del modelo y sube un poco cuando se excluyen Estados Unidos y China. Este resultado confirma que tener un sistema financiero desarrollado importa a la hora de atraer inversión en VC en IA.

Detrás de este número hay una lógica bastante clara, el capital riesgo no funciona solo, sino que depende de que el sistema financiero del país funcione bien en general. En países donde es difícil conseguir financiación, da igual que haya talento o buenas ideas, porque sin dinero no se pueden poner en marcha empresas de IA. En cambio, en países donde los mercados financieros están más desarrollados, es mucho más fácil que el ahorro de la gente acabe llegando a proyectos tecnológicos arriesgados como los de IA, que son precisamente los que más lo necesitan en sus primeras etapas.

Desde el punto de vista de la política económica, esto sugiere que medidas como las garantías para proyectos tecnológicos o los incentivos fiscales al capital riesgo pueden ser herramientas útiles para impulsar la inversión en IA, sobre todo en países donde todavía es difícil acceder a financiación.

Servicios como porcentaje del PIB

El coeficiente de los servicios como porcentaje del PIB es negativo y apenas significativo (coef. = $-0,0953$). O sea, cuando el sector servicios pesa más en la economía de un país, la inversión en IA tiende a bajar ligeramente. A primera vista parece raro, porque la IA se usa muchísimo en el sector servicios. ¿Por qué entonces tener más servicios reduciría la inversión?

La explicación está en que esta variable mete en el mismo saco todo tipo de servicios. Cuando el sector servicios crece en muchos países de la muestra, no es porque crezcan los servicios tecnológicos como el software, las telecomunicaciones o las finanzas, sino porque crecen sectores como el turismo, la hostelería o el comercio. Estos sectores no son los que más invierten en IA ni los que más atraen a los fondos de capital riesgo tecnológico. En cambio, un país con una industria fuerte o con servicios de alto valor como los financieros o los tecnológicos genera un entorno mucho más atractivo para la inversión en IA.

Como la significatividad es baja ($p = 0,053$) y el efecto es bastante pequeño, este resultado hay que tomarlo con precaución. No es tan sólido como los tres anteriores, pero sí es coherente con la idea de que no solo importa cuánto produce un país, sino en qué sectores lo hace.

VARIABLES NO SIGNIFICATIVAS

Las otras siete variables del modelo (crecimiento del PIB, población, exportaciones TIC, I+D, comercio, patentes e IED) no salen significativas en el modelo base. Esto no quiere decir que no importen para la inversión en IA, sino que no hay evidencia suficiente de que sus cambios a lo largo del tiempo dentro de cada país vayan acompañados de cambios en la inversión en VC en IA.

El caso del gasto en I+D merece una explicación aparte, porque es uno de los factores que más destaca la literatura. El problema es que el I+D es una variable que cambia muy despacio. Los países no suelen cambiar de golpe cuánto invierten en investigación de un año a otro. Como el modelo necesita que haya cambios dentro de cada país a lo largo del tiempo para detectar efectos, esa lentitud hace muy difícil que el modelo pueda ver la relación, aunque exista. O sea, no significa que la I+D no importe, sino que su efecto no

es visible con este tipo de análisis, probablemente porque actúa más a través de diferencias entre países que de cambios dentro de un mismo país a lo largo del tiempo.

La población significa que el hecho de que un país sea grande no implica que invierta más en IA si no es rico y está digitalizado. Esto encaja con el caso de India o Brasil, que son países enormes, pero con una inversión en IA modesta. Lo que importa no es cuánta gente hay, sino cuán rica y digitalizada es esa población.

En cuanto a la IED y el comercio exterior, que no salgan significativos sugiere que la inversión en VC en IA depende más de las condiciones internas de cada país que de cuánto comercia o cuánto capital extranjero recibe. Tiene sentido porque el capital riesgo en IA busca ecosistemas locales con talento, demanda y financiación, no simplemente países muy abiertos al exterior.

ANALISIS DE ROBUSTEZ

El análisis de robustez sirve para comprobar que los resultados del modelo base no están distorsionados por el peso enorme que tienen Estados Unidos y China en la muestra. Estos dos países concentran juntos el 72% de toda la inversión mundial en VC en IA durante el período analizado, lo que plantea una duda razonable: ¿los resultados reflejan algo que funciona en general en todos los países, o son básicamente el resultado de lo que hacen estas dos superpotencias?

Para responder a esto, se repite el modelo exactamente igual, pero quitando a EE.UU. y China, lo que deja una muestra de 55 países y 416 observaciones. Si los coeficientes se mantienen parecidos, se puede concluir que los resultados tienen validez general. Si cambian mucho, habría que pensar que los hallazgos del modelo base son sobre todo un reflejo de estas dos economías tan particulares.

Los resultados de la Tabla 4 son bastante claros. Los tres hallazgos principales se mantienen estables al quitar estos dos países. Los usuarios de internet pasan de un coeficiente de 0,1101 a 0,1119, una diferencia tan pequeña que no tiene ninguna importancia, y siguen siendo significativos al 1%. El PIB per cápita también se mantiene igual en los dos modelos. El crédito privado sube ligeramente de 0,0122 a 0,0130, pero sigue siendo significativo. La variable de servicios mantiene su signo negativo. El R^2

within apenas cambia entre los dos modelos (0,5148 frente a 0,5151), lo que confirma que quitar a EE.UU. y China no empeora el modelo para nada.

Lo más llamativo del modelo de robustez es que las patentes aparecen como significativas cuando en el modelo base no lo eran. El signo negativo llama la atención, pero tiene una explicación que tiene bastante sentido.

Cuando EE.UU. y China están en la muestra, la variación en patentes está completamente dominada por ellos. Esto hace que la señal de las patentes quede enterrada y no salga significativa. Al quitarlos, la variación en patentes se reparte de forma más equilibrada entre los 55 países restantes, y el modelo ya puede detectar la relación.

En cuanto al signo negativo, la explicación es que en estos países las patentes no reflejan principalmente innovación en IA, sino innovación en sectores más tradicionales como la química, la farmacia o la ingeniería, que generan muchas patentes, pero no son los sectores que atraen capital riesgo tecnológico. O sea, los años en que un país registra más patentes no son necesariamente los años en que más inversión en IA recibe, porque esas patentes no son de IA sino de otros sectores. El capital riesgo en IA busca innovación disruptiva, que no siempre es la que genera más patentes.

En conjunto, el análisis de robustez confirma que los resultados principales son sólidos y no dependen de que EE.UU. y China estén en la muestra, lo que da más credibilidad a las conclusiones para el resto de las economías del mundo.

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Los resultados del análisis permiten responder de forma bastante clara a la pregunta de investigación planteada al inicio de este capítulo: ¿qué características de un país hacen que reciba más o menos inversión de venture capital en inteligencia artificial? Los resultados apuntan de forma consistente hacia tres factores clave: digitalización, riqueza y acceso a financiación y esto se confirma tanto cuando se mira la muestra completa como cuando se quitan Estados Unidos y China.

Algo muy significativo es el acceso a internet. Con un coeficiente de 0,1101 significativo al 1% y que se mantiene prácticamente igual en el análisis de robustez, es el factor que más explica la inversión en VC en IA a nivel país. Sin una población mayoritariamente conectada a internet no hay datos suficientes para entrenar modelos de IA, no hay gente

que demande productos basados en IA y no hay trabajadores con las habilidades necesarias para desarrollarlos. En ese sentido, ampliar el acceso a internet puede ser una de las políticas más útiles para impulsar el ecosistema de IA a largo plazo.

El segundo resultado, que el PIB per cápita salga significativo, confirma que la riqueza de un país sigue siendo un factor muy importante para atraer inversión tecnológica. Los países más ricos tienen más ahorro disponible, empresas más maduras y mercados financieros más desarrollados, lo que facilita que el dinero llegue a proyectos de IA. Pero si la inversión en IA tiende a concentrarse donde ya hay riqueza, la distancia entre los países más avanzados y los países en desarrollo podría seguir creciendo en lugar de reducirse. Esto hace que los programas de cooperación internacional en tecnología, los fondos de desarrollo multilaterales y los programas de transferencia de conocimiento sean especialmente relevantes.

El tercer hallazgo, que el crédito privado salga significativo, es quizás el que tiene las implicaciones más concretas para la política económica. Básicamente confirma que el capital riesgo no funciona de forma aislada, sino que depende de que el sistema financiero del país en general funcione bien. En países donde es difícil conseguir financiación, da igual que haya talento o buenas ideas, porque sin dinero no se pueden poner en marcha empresas de IA. Medidas como los fondos de coinversión público-privados, las garantías públicas o los préstamos a empresas tecnológicas pueden tener un impacto real para cambiar esto.

En resumen, el análisis confirma que la inversión en VC en IA en el mundo depende de una combinación de tres condiciones. Que el país esté suficientemente digitalizado, que sea suficientemente rico además de tener un sistema financiero lo bastante desarrollado para canalizar dinero hacia proyectos arriesgados. Donde estas tres condiciones se dan a la vez, el ecosistema de IA tiene las condiciones para crecer. Donde falta alguna de ellas, las demás no son suficientes.

CONCLUSIONES

Este trabajo partió de una pregunta ¿por qué hay países que atraen enormes cantidades de inversión en inteligencia artificial y otros que prácticamente no existen en ese mapa? La respuesta intuitiva, que los países ricos invierten más en todo, incluida la IA, es verdad,

pero incompleta. Hay países con niveles de renta parecidos que muestran diferencias enormes en inversión en IA. Hay economías pequeñas que se han posicionado como polos tecnológicos relevantes. Y hay mercados con mucho potencial que siguen sin despegar. El objetivo era ir más allá de esa intuición y encontrar evidencia empírica sobre qué factores concretos marcan la diferencia.

El primer hallazgo, antes incluso de llegar al modelo, tiene que ver con cómo está repartida la inversión en VC en IA en el mundo. Y la respuesta es que no está repartida, está concentrada de una forma que no tiene comparación con prácticamente ningún otro sector. Estados Unidos y China se quedan con gran parte de todo el capital riesgo global destinado a empresas de IA, y el resto del mundo, incluyendo economías tecnológicamente avanzadas se quedan con el resto. Esta concentración no es el punto de partida de todo el análisis, porque explica por qué la pregunta de investigación es relevante. Si la inversión en IA estuviese distribuida de forma más o menos proporcional al tamaño de las economías, habría poco que explicar. El hecho de que no sea así es lo que convierte esta pregunta en interesante.

Lo que el análisis empírico revela es que esa concentración no es aleatoria. Responde a condiciones estructurales que se pueden medir y cuantificar. Y lo que resulta más valioso del ejercicio, más allá de identificar qué variables son significativas, es entender cómo interactúan entre sí. La digitalización, la riqueza y el desarrollo del sistema financiero no son tres palancas independientes, son condiciones que se necesitan mutuamente. Un país puede tener una economía rica pero escasamente digitalizada, y eso limita mucho su capacidad de atraer inversión en IA. O puede tener una penetración de internet alta pero un sistema financiero poco profundo que no consigue canalizar el ahorro hacia proyectos de riesgo. Lo que los datos muestran es que cuando las tres condiciones se dan a la vez, el ecosistema tiene las bases para crecer.

El análisis de robustez añade además un hallazgo que abre una pregunta interesante. Las patentes, que en el modelo base no resultan significativas, sí lo hacen cuando se excluyen Estados Unidos y China, y lo hacen con signo negativo. Esto significa que en la mayoría de los países del mundo, las patentes no son principalmente de IA sino de sectores industriales tradicionales. Un país que genera muchas patentes en química, farmacia o ingeniería mecánica no es necesariamente un destino más atractivo para el capital riesgo en IA. Puede incluso serlo menos, si esa orientación industrial compite con el sector

digital por talento y recursos. Este resultado abre una pregunta ¿hasta qué punto el tipo de innovación que hace un país, y no solo la cantidad, condiciona su capacidad de atraer capital riesgo tecnológico?

Desde el punto de vista de la contribución académica, este trabajo aporta un análisis cuantitativo de los determinantes de la inversión de capital riesgo específicamente en empresas de IA, con una muestra de 57 países que incluye economías de muy distintos niveles de desarrollo y para un período que cubre exactamente el despegue global del sector. Ampliar la muestra a economías emergentes permite que los resultados digan algo relevante para la mayoría de los países del planeta, que son precisamente los que más necesitan orientación sobre cómo posicionarse en el ecosistema global de la IA.

Como en cualquier trabajo empírico, hay limitaciones que es importante reconocer. La más relevante está relacionado con el propio estimador utilizado. Al comparar cada país consigo mismo a lo largo del tiempo, el modelo capta bien los cambios dinámicos dentro de cada economía, pero no puede explicar las diferencias estructurales entre países. Hay también una limitación de datos. Algunas variables que la literatura considera importantes, como la calidad de la regulación en materia de IA, la existencia y contenido de estrategias nacionales, no están disponibles de forma homogénea para todos los países y años del período analizado, lo que obliga a trabajar con aproximaciones imperfectas. Y finalmente, los datos llegan hasta 2022, por lo que el análisis no recoge los cambios más recientes del ecosistema global de IA.

De cara al futuro, sería interesante extender el análisis en varias direcciones. Por un lado, incorporar variables más específicas del ecosistema de IA como número de investigadores especializados, volumen de publicaciones científicas en el área, existencia de estrategias nacionales activas... Permitiría afinar mucho los resultados y comparar no solo cuánta inversión recibe cada país, sino también qué modelos de gobernanza de la IA son más efectivos para atraerla. Por otro lado, analizar si los factores que determinan la inversión varían según la etapa del capital riesgo o según el subcampo de IA podría revelar matices importantes. Puede ser que las condiciones que atraen inversión en IA aplicada a la salud sean distintas de las que favorecen la inversión en ciberseguridad o en infraestructura de computación en la nube. Y finalmente, extender el período de análisis más allá de 2022 permitiría capturar los efectos de los cambios más recientes y comprobar si los patrones identificados en este trabajo se mantienen o si la irrupción de nuevas

tecnologías ha alterado la lógica que gobernaba la distribución global de la inversión en IA durante el período analizado.

RECOMENDACIONES

En términos de implicaciones prácticas, los resultados de este trabajo tienen algo que decir a los gobiernos y las instituciones internacionales que quieren diseñar políticas más eficaces para impulsar sus ecosistemas de IA. La primera implicación es que ampliar la conectividad digital debería tratarse como una política de innovación, no solo como una política social. El acceso a internet es el factor con mayor poder explicativo del modelo, y su efecto se mantiene igual de fuerte en todos los escenarios analizados. Sin una base digital amplia, los demás factores pierden eficacia. Para las economías emergentes en particular, la inversión en conectividad es una inversión en su capacidad futura de participar en el ecosistema global de la IA.

La segunda implicación tiene que ver con el sistema financiero. El hecho de que el crédito al sector privado resulte significativo sugiere que el capital riesgo no opera de forma aislada. Depende de que el ecosistema financiero más amplio funcione bien. En países donde acceder a financiación es difícil y caro, incluso los proyectos de IA más prometedores tienen problemas para arrancar. Cosas como que el Estado invierta junto con el sector privado en proyectos tecnológicos, o que haya incentivos fiscales para los fondos de capital riesgo, pueden marcar una diferencia real en países donde este tipo de financiación todavía no está muy desarrollada.

La tercera implicación, quizás la más incómoda, es que la brecha entre países ricos y países en desarrollo en materia de IA no tiene por qué cerrarse sola con el tiempo. Los resultados apuntan a que la inversión en IA tiende a concentrarse donde ya hay riqueza, digitalización y sistemas financieros desarrollados, lo que crea una dinámica que se refuerza a sí misma. Sin intervención activa, ya sea de políticas nacionales o de organismos internacionales, esta dinámica tiene pocos incentivos para corregirse. Los programas para compartir tecnología, la financiación internacional y el apoyo a países en desarrollo no son solo una forma de ayudar. También son necesarios para evitar que la inteligencia artificial quede en manos de unos pocos países ricos.

En definitiva, lo que este trabajo permite afirmar es que la inversión en VC en IA no es un fenómeno que dependa de un solo factor ni que se pueda estimular con una sola palanca

de política económica. Es el resultado de un ecosistema que necesita condiciones simultáneas en varios frentes. Los países que construyan esas condiciones de forma coordinada, conectividad, sistema financiero, entorno para la inversión privada, estarán en una posición mucho mejor para participar en el ecosistema global de la IA. Los que esperen que el mercado resuelva solo los problemas estructurales que les impiden atraer inversión, probablemente seguirán viendo cómo la brecha se amplía mientras otros avanzan.

DECLARACIÓN USO DE IA

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, Carlota Fernández, estudiante de ADE+Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado determinantes de la inversión de capital riesgo en inteligencia artificial, declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación [el alumno debe mantener solo aquellas en las que se ha usado ChatGPT o similares y borrar el resto. Si no se ha usado ninguna, borrar todas y escribir “no he usado ninguna”]:

1. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
2. **Metodólogo:** Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
3. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
4. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
5. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
6. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
7. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 09/06/2025

Firma: 

BIBLIOGRAFIA

- Arnold, Z., Rahkovsky, I., & Huang, T. (2020). *Tracking AI investment: Initial findings from the private markets*, <https://cset.georgetown.edu/publication/tracking-ai-investment/>
- Bonini, S., & Alkan, S. (2011). The political and legal determinants of venture capital investments around the world. *Small Business Economics*. [The Political and Legal Determinants of Venture Capital Investments around the World by Stefano Bonini, Senem Alkan Aktuccar :: SSRN](#)
- Chang, Y. S., Jeon, S., Jo, S. J., Lee, Y., & Kim, Y. E. (2022). Convergence analysis of the artificial intelligence divide. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4138101
- Chang, Y. S., Jeon, S., Jo, S. J., & Kim, Y. E. (2022). Speed of catch-up and convergence of the artificial intelligence divide: AI investment, robotics, start-ups, and patents. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4140776
- Chen, T., Gascó-Hernández, M., & Esteve, M. (2023). The adoption and implementation of artificial intelligence chatbots in public organizations. <https://journals.sagepub.com/doi/epub/10.1177/02750740231200522>
- Drago, C., Costantiello, A., Savorgnan, M., & Leogrande, A. (2025). Macroeconomic and labor market drivers of AI adoption in Europe: A machine learning and panel data approach. *Economies*, 13(8), 226. <https://www.mdpi.com/2227-7099/13/8/226>
- Ernst, E., & Mishra, S. (2021). *AI Efficiency Index: Identifying regulatory and policy constraints for resilient national AI ecosystems*. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3800783
- Félix, E.G.S., Pires, C.P., & Gulamhussen, M.A. (2013). The determinants of venture capital in Europe: Evidence across countries. *Journal of Financial Services Research* (PDF) [The Determinants of Venture Capital in Europe - Evidence Across Countries](#)
- Gualandri, F., & Kuzior, A. (2024). Drivers of AI adoption in enterprises: A European-wide analysis. <https://mrforum.com/product/9781644903315-28/>
- Horani, O. M., Al-Adwan, A. S., Yaseen, H., Hmoud, H., Al-Rahmi, W. M., & Alkhalifah, A. (2023). The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/02666669231166889>
- Ignà, I., & Venturini, F. (2023). The determinants of AI innovation across European firms. *Research Policy*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733322001822>

International Finance Corporation (IFC). (2020). *Artificial intelligence in emerging markets: Opportunities, trends and emerging business models*. <https://www.ifc.org/en/insights-reports/2020/artificial-intelligence-in-emerging-markets>

Jeng, L. A., & Wells, P. C. (2000). The determinants of venture capital funding: Evidence across countries. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0929119900000031>

Jia, J., Jin, G.Z., & Wagman, L. (2021). The short-run effects of the General Data Protection Regulation on technology venture investment. *Marketing Science*. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3278912

Luong, H., Tran, T., & Nguyen, K. (2021). *Mapping the AI investment activities of top global defense companies*. Center for Security and Emerging Technology (CSET), Georgetown University. <https://cset.georgetown.edu/publication/mapping-the-ai-investment-activities-of-top-global-defense-companies/>

Mou, X. (2019). *Artificial intelligence: Investment trends and selected industry uses*. <https://documents1.worldbank.org/curated/en/617511573040599056/pdf/Artificial-Intelligence-Investment-Trends-and-Selected-Industry-Uses.pdf>

Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2019). *Review of national policy initiatives in support of digital and AI-driven innovation*. https://www.oecd.org/en/publications/review-of-national-policy-initiatives-in-support-of-digital-and-ai-driven-innovation_15491174-en.html

Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2021). *Venture capital investments in artificial intelligence: Analysing trends in VC in AI companies from 2012 through 2020*. https://www.oecd.org/en/publications/venture-capital-investments-in-artificial-intelligence_f97beae7-en.html

Public Strategies for Venture Capital. (1998). *Public strategies for venture capital and innovation ecosystems*.

Wagan, S.M., & Sidra, S. (2024). Exploring the impact of AI research, venture capital investment, and adoption on productivity: A multi-country panel data analysis. *Journal of European Economy*. <https://jeej.wunu.edu.ua/index.php/enjee/article/view/1826>

Wang, S., Xiao, Y., & Liang, Z. (2024). Exploring cross-national divide in government adoption of artificial intelligence. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736585324000388>

ANEXOS – Código

PASO 0 — LIBRERÍAS Y CONFIGURACIÓN

```
In [33]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as mticker
import matplotlib.gridspec as gridspec
import seaborn as sns
from scipy import stats
import matplotlib.gridspec as gridspec
```

PASO 1 — CARGA Y PREPARACIÓN DE DATOS

```
In [34]: #CARGAMOS NUESTRA BASE DE DATOS Y TRANSFORMAMOS NUESTRA VARIABLE
df = pd.read_excel("BD Borrador.xlsx", sheet_name="BD LIMPIO")
```

```
In [35]: # Renombrar columnas para facilitar el manejo
df.rename(columns={
    'VC in IA': 'VC_IA',
    'GDP_growth (annual_%)': 'PIB_crecimiento',
    'GDP_PER_CAPITA_PPP(constant_2021_international_$)': 'PIB_per_capita',
    'POPULATION': 'Poblacion',
    'Value_added_of_services(% GDP)': 'Servicios_PIB',
    'ICT_goods_exports(% of total goods exports)': 'Export_TIC',
    'Research_and_development_expenditure(% of GDP)': 'I_D_PIB',
    'Individuals_using_the_Internet(% of population)': 'Internet',
    'Trade(% of GDP)': 'Comercio_PIB',
    'Domestic_credit_to_private_sector(% of GDP)': 'Credito_privado',
    'Government_effectiveness(WGI)': 'Eficacia_gobierno',
    'Patent_applications_residents': 'Patentes',
    'High-technology_exports(% of manufactured exports)': 'Export_hitech',
    'FDI_inflows(% of GDP) ': 'IED'
}, inplace=True)
```

```
In [36]: # Transformación Logarítmica de la variable dependiente.
# Se usa log(VC + 1) para:
# corregir la distribución fuertemente asimétrica
df['log_VC'] = np.log(df['VC_IA'] + 1)
```

PASO 0 — LIBRERÍAS Y CONFIGURACIÓN

```
In [33]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.ticker as mticker
import matplotlib.gridspec as gridspec
import seaborn as sns
from scipy import stats
import matplotlib.gridspec as gridspec
```

PASO 1 — CARGA Y PREPARACIÓN DE DATOS

```
In [34]: #CARGAMOS NUESTRA BASE DE DATOS Y TRANSFORMAMOS NUESTRA VARIABLE
df = pd.read_excel("BD Borrador.xlsx", sheet_name="BD LIMPIO")
```

```
In [35]: # Renombrar columnas para facilitar el manejo
df.rename(columns={
    'VC in IA': 'VC_IA',
    'GDP_growth (annual_%)': 'PIB_crecimiento',
    'GDP_PER_CAPITA_PPP(constant_2021_international_$)': 'PIB_per_capita',
    'POPULATION': 'Poblacion',
    'Value_added_of_services(% GDP)': 'Servicios_PIB',
    'ICT_goods_exports(% of total goods exports)': 'Export_TIC',
    'Research_and_development_expenditure(% of GDP)': 'I_D_PIB',
    'Individuals_using_the_Internet(% of population)': 'Internet',
    'Trade(% of GDP)': 'Comercio_PIB',
    'Domestic_credit_to_private_sector(% of GDP)': 'Credito_privado',
    'Government_effectiveness(WGI)': 'Eficacia_gobierno',
    'Patent_applications_residents': 'Patentes',
    'High-technology_exports(% of manufactured exports)': 'Export_hitech',
    'FDI_inflows(% of GDP) ': 'IED'
}, inplace=True)
```

```
In [36]: # Transformación Logarítmica de la variable dependiente.
# Se usa log(VC + 1) para:
# corregir la distribución fuertemente asimétrica
df['log_VC'] = np.log(df['VC_IA'] + 1)
```

```
In [37]: # Variables independientes que entran al modelo.
# Se excluyen Eficacia_gobierno y Export_hitech por multicolinealidad
# (correlaciones > 0.7 con PIB_per_capita y Export_TIC respectivamente).
VARS_X = [
    'PIB_crecimiento',
    'PIB_per_capita',
    'Poblacion',
    'Servicios_PIB',
    'Export_TIC',
    'I_D_PIB',
    'Internet',
    'Comercio_PIB',
    'Credito_privado',
    'Patentes',
    'IED',
]

In [38]: # Etiquetas descriptivas para las tablas de resultados
LABELS = {
    'PIB_crecimiento': 'Crecimiento PIB (%)',
    'PIB_per_capita': 'PIB per cápita (PPP)',
    'Poblacion': 'Población',
    'Servicios_PIB': 'Servicios (% PIB)',
    'Export_TIC': 'Exportaciones TIC (%)',
    'I_D_PIB': 'I+D (% PIB)',
    'Internet': 'Usuarios Internet (%)',
    'Comercio_PIB': 'Comercio (% PIB)',
    'Credito_privado': 'Crédito privado (% PIB)',
    'Patentes': 'Patentes (residentes)',
    'IED': 'IED (% PIB)',
}

print(f"Datos cargados: {len(df)} observaciones, {df['Country'].nunique()} países")
print(f"Periodo: {df['Year'].min()} - {df['Year'].max()}")

Datos cargados: 595 observaciones, 62 países
Periodo: 2012 - 2022
```

PASO 2 — ANÁLISIS EXPLORATORIO Y GRÁFICOS

```
In [97]: # Análisis de valores faltantes
# Documentamos cuántos datos faltan en cada variable
# porque afecta al tamaño de la muestra del modelo

VARS_TODAS = ['VC_IA'] + VARS_X + ['Eficacia_gobierno', 'Export_hitech']

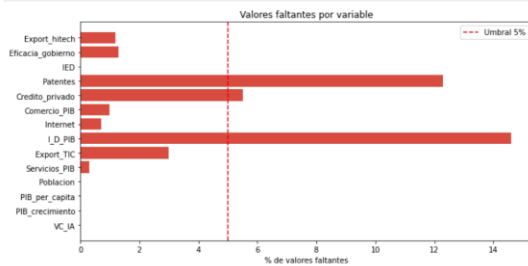
# isnull().sum() cuenta los valores vacíos de cada variable
# round(1) redondea a 1 decimal
missing = df[VARS_TODAS].isnull().sum()
pct = (missing / len(df) * 100).round(1)

df_mv = pd.DataFrame({'Valores faltantes': missing, '% faltante': pct})
print(df_mv)
```

Valores faltantes	% faltante	
VC_IA	0	0.0
PIB_crecimiento	0	0.0
PIB_per_capita	0	0.0
Poblacion	0	0.0
Servicios_PIB	2	0.3
Export_TIC	18	3.0
I_D_PIB	87	14.6
Internet	4	0.7
Comercio_PIB	6	1.0
Credito_privado	33	5.5
Patentes	73	12.3
IED	0	0.0
Eficacia_gobierno	8	1.3
Export_hitech	7	1.2

```
In [99]: # Gráfico de valores faltantes

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
ax.barh(pct.index, pct.values, color=colores)
ax.axvline(x=5, color='red', linestyle='--', label='Umbral 5%')
ax.set_xlabel('% de valores faltantes')
ax.set_title('Valores faltantes por variable')
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()
```



```

In [101]: # Exploración visual de la variable dependiente
# 4 gráficos: distribución original, transformada, evolución temporal y top países

fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(14, 10))
fig.suptitle('Exploración descriptiva – Inversión VC en IA', fontsize=14, fontweight='bold')

# Distribución original – muestra el sesgo extremo
axes[0,0].hist(df['VC_IA'], bins=50, color='k2196f3', edgecolor='white')
axes[0,0].set_title('Distribución original')
axes[0,0].set_xlabel('Millones de USD')

# Distribución log(VC+1) – muestra que la transformación corrige el sesgo
axes[0,1].hist(df['log_VC'], bins=50, color='4CAF50', edgecolor='white')
axes[0,1].set_title('Distribución log(VC + 1)')
axes[0,1].set_xlabel('log(Millones USD + 1)')

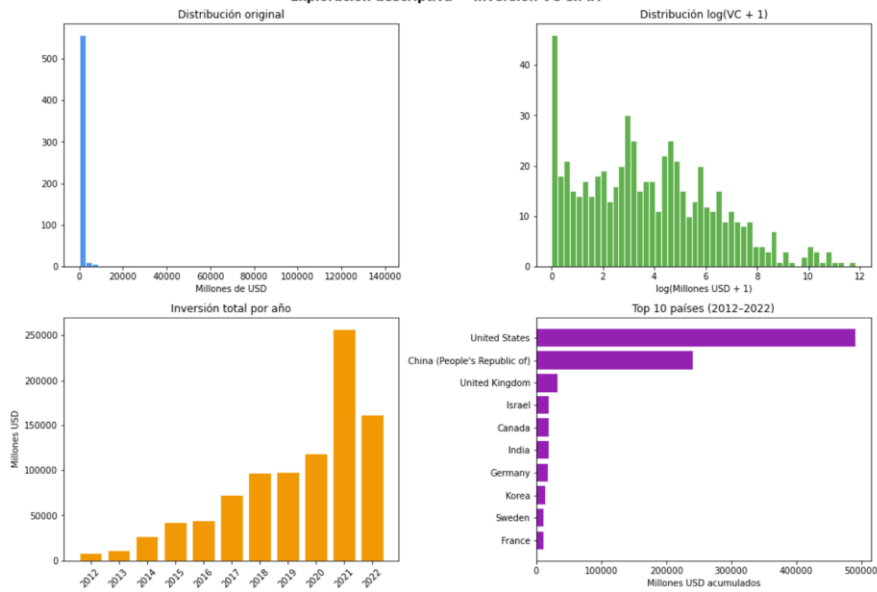
# Evolución temporal
evol = df.groupby('Year')['VC_IA'].sum()
axes[1,0].bar(evol.index, evol.values, color='ff9800', edgecolor='white')
axes[1,0].set_title('Inversión total por año')
axes[1,0].set_xlabel('Año')
axes[1,0].set_ylabel('Millones USD')
axes[1,0].set_xticks(evol.index)
axes[1,0].set_xticklabels(evol.index, rotation=45)

# Top 10 países
top10 = df.groupby('Country_label')['VC_IA'].sum().sort_values(ascending=True).tail(10)
axes[1,1].barh(top10.index, top10.values, color='9c27b0')
axes[1,1].set_title('Top 10 países (2012-2022)')
axes[1,1].set_xlabel('Millones USD acumulados')

plt.tight_layout()
plt.show()

```

Exploración descriptiva – Inversión VC en IA



```

In [104]: # Matriz de correlaciones
todas_vars = VARS_X + ['Eficacia_gobierno', 'Export_hitech']
corr = df[todas_vars + ['log_VC']].corr()

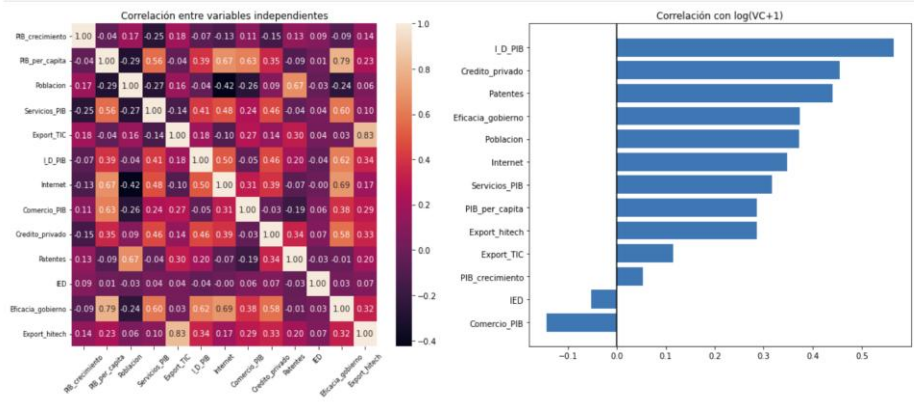
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(16, 7))

# Mapa de calor – sin máscara para que se vea completo
sns.heatmap(corr[todas_vars].loc[todas_vars], annot=True, fmt='.2f', ax=axes[0])
axes[0].set_title('Correlación entre variables independientes')
axes[0].tick_params(axis='x', rotation=45, labelsize=8)
axes[0].tick_params(axis='y', labelsize=8)

# Correlación con la variable dependiente
corr_vc = corr['log_VC'][todas_vars].sort_values()
axes[1].barh(corr_vc.index, corr_vc.values)
axes[1].axvline(x=0, color='black')
axes[1].set_title('Correlación con log(VC+1)')

plt.tight_layout()
plt.show()

```



```

In [105]: # Pares de variables con correlación alta (posible multicolinealidad)
corr_vars = corr[todas_vars].loc[todas_vars]

print("Pares con correlación > 0.7:")
for i in range(len(todas_vars)):
    for j in range(i+1, len(todas_vars)):
        v = corr_vars.iloc[i, j]
        if abs(v) > 0.7:
            print(f" {todas_vars[i]} <-> {todas_vars[j]} : {v:.3f}")

Pares con correlación > 0.7:
PIB_per_capita <-> Eficacia_gobierno : 0.794
Export_TIC <-> Export_hitech : 0.825

```

```

In [107]: # VIF - Factor de Inflación de la Varianza
# Regla: VIF < 5 aceptable | 5-10 moderado | > 10 problemático

df_vif = df[VARS_X].dropna().copy()
vif_vals = []

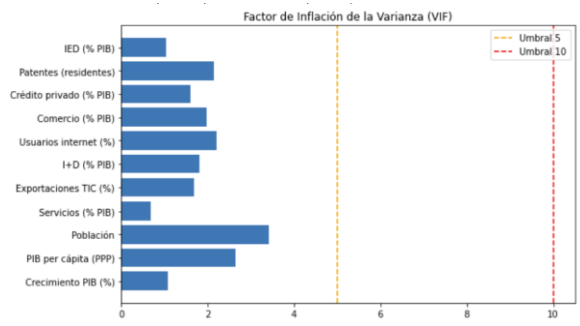
for var in VARS_X:
    y_v = df_vif[var].values
    X_v = np.column_stack([np.ones(len(df_vif)), df_vif[[v for v in VARS_X if v != var]].values])
    beta_v = np.linalg.lstsq(X_v.T @ X_v, X_v.T @ y_v, rcond=None)[0]
    y_hat_v = X_v @ beta_v
    r2_v = 1 - ((y_v - y_hat_v)**2).sum() / ((y_v - y_v.mean())**2).sum()
    vif_vals.append(1 / (1 - r2_v))
    print(f"{LABELS[var]:<28} VIF = {vif_vals[-1]:.2f}")

print("\nReferencia: VIF < 5 aceptable | 5-10 moderado | > 10 problemático")

# gráfico
fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5))
ax.barh(LABELS[v] for v in VARS_X, vif_vals)
ax.axvline(x=5, color='orange', linestyle='--', label='Umbral 5')
ax.axvline(x=10, color='red', linestyle='--', label='Umbral 10')
ax.set_title("Factor de Inflación de la Varianza (VIF)")
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

Crecimiento PIB (%)          VIF = 1.09
PIB per cápita (PPP)         VIF = 2.64
Población                    VIF = 3.41
Servicios (% PIB)           VIF = 0.60
Exportaciones TIC (%)        VIF = 1.68
I+D (% PIB)                  VIF = 1.81
Usuarios Internet (%)        VIF = 2.21
Comercio (% PIB)            VIF = 1.97
Crédito privado (% PIB)     VIF = 1.60
Patentes (residentes)       VIF = 2.15
IED (% PIB)                  VIF = 1.05

```



PASO 6 — ANÁLISIS DE ROBUSTEZ (sin EE.UU. y China)

```
In [59]: # Análisis (sin EE.UU. y China)
df_rob = df[df['Country'].isin(['USA', 'CHN'])].copy()
r_robusto = fe_model(df_rob, nombres='ANÁLISIS DE ROBUSTEZ - Sin EE.UU. y China')
imprimir_modelo(r_robusto)
```

```
-----
ANÁLISIS DE ROBUSTEZ - Sin EE.UU. y China
Variable dependiente: log(VCI_A + 1)
-----
Variable      Coef.  Error Est.      t      p-valor  Sig.
-----
Crecimiento PIB (%)      0.0132   0.0184   0.717   0.4741
PIB per cápita (PPP)     0.0001   0.0000   5.209   0.0000 ***
Población                0.0000   0.0000   0.820   0.4128
Servicios (% PIB)       -0.0897   0.0497  -1.805   0.0720 *
Exportaciones TIC (%)   0.0056   0.0467   0.121   0.9042
I+D (% PIB)             -0.0027   0.2237  -0.006   0.9953
Usuarios internet (%)   0.1119   0.0088  12.739   0.0000 ***
Comercio (% PIB)        0.0071   0.0068   1.034   0.3017
Crédito privado (% PIB) 0.0130   0.0052   2.518   0.0123 **
Patentes (residentes)  -0.0000   0.0000  -2.307   0.0217 **
IED (% PIB)             -0.0027   0.0017  -1.612   0.1080
-----
Observaciones: 416
Países: 55
R² within: 0.5151
F-estadístico: 33.7934 (p = 0.000000)
Sig.: *** p<0.01 ** p<0.05 * p<0.10
-----
```

```
In [95]: # Tabla comparativa
print("\n**")
print("Modelo base vs. Sin EE.UU. y China")
print("\n**")
print(f"Variable: {c28} ('M1 Coef.':>9) ('Sig.':>5) ('M2 Coef.':>9) ('Sig.':>5)")
print("\n**")

for i, var in enumerate(VARS_X):
    print(f"({LABELS[var]:<28}) "
          f"({r_completo['beta'][i]:>9.4f}) {sig(r_completo['p'][i]):<5} "
          f"({r_robusto['beta'][i]:>9.4f}) {sig(r_robusto['p'][i]):<5}")

print("\n**")
print(f"Observaciones: {c28} {r_completo['N']}>9) {r_robusto['N']}>9)")
print(f"R² within: {c28} {r_completo['r2']}>9.4f) {r_robusto['r2']}>9.4f)")
print("\n**")
print(f"*** p<0.01 ** p<0.05 * p<0.10")
```

```
-----
Modelo base vs. Sin EE.UU. y China
-----
Variable      M2 Coef.  Sig.  M2 Coef.  Sig.
-----
Crecimiento PIB (%)      0.0105   0.0132
PIB per cápita (PPP)     0.0001 ***   0.0001 ***
Población                0.0000   0.0000
Servicios (% PIB)       -0.0953 *   -0.0897 *
Exportaciones TIC (%)   -0.0111   0.0056
I+D (% PIB)             -0.0022   -0.0017
Usuarios internet (%)   0.1101 ***   0.1119 ***
Comercio (% PIB)        0.0077   0.0071
Crédito privado (% PIB) 0.0122 **   0.0130 **
Patentes (residentes)  -0.0000   -0.0000 **
IED (% PIB)             -0.0026   -0.0027
-----
Observaciones      416      416
R² within          0.5148   0.5151
-----
*** p<0.01 ** p<0.05 * p<0.10
```