



Facultad de Ciencias Humanas y Sociales
Grado en Relaciones Internacionales

Trabajo Fin de Grado

Las relaciones internacionales en la inteligencia artificial

**El impacto de las dinámicas internacionales en la cadena de
suministro de la IA**

Estudiante: Norman Strocen Toro

Director: Esther Brito Ruiz

Madrid, abril de 2026

Resumen

Este trabajo analiza el impacto de las relaciones internacionales en la configuración, funcionamiento y sostenibilidad de la cadena global de suministro de la inteligencia artificial (IA). Partiendo de la premisa de que la IA, aunque percibida como una tecnología intangible, depende de una compleja infraestructura física y de una red global de actores interdependientes, el estudio examina cómo factores geopolíticos condicionan su desarrollo.

La investigación se estructura en torno a tres ejes principales. En primer lugar, se describe la evolución histórica de la IA y la creciente interdependencia internacional en su desarrollo. En segundo lugar, se analiza la cadena de suministro de la IA, descomponiéndola en sus principales eslabones (hardware, infraestructura cloud, datos, modelos y aplicaciones), destacando su alta concentración geográfica y empresarial. A continuación, se evalúa la exposición de dicha cadena a factores asociados a las relaciones internacionales mediante el marco PESTEL, considerando dimensiones políticas, económicas, sociales, tecnológicas, medioambientales y legales. Finalmente, se discuten las implicaciones de esta exposición en el futuro desarrollo de la inteligencia artificial.

El análisis pone de manifiesto que la cadena de suministro de la IA presenta importantes vulnerabilidades derivadas de tensiones geopolíticas, dependencia de recursos críticos, concentración de capacidades productivas y la creciente intervención estatal. Asimismo, identifica oportunidades asociadas a la diversificación de proveedores, la relocalización industrial y la innovación tecnológica. Concluye que el desarrollo de la IA no puede entenderse únicamente desde una perspectiva tecnológica o financiera, sino que requiere una aproximación integral que incorpore factores estructurales y geopolíticos para evaluar adecuadamente sus riesgos y su potencial futuro.

Palabras clave: inteligencia artificial, cadena de suministro, relaciones internacionales, geopolítica tecnológica, semiconductores.

Índice de contenido

1. Introducción.....	1
2. Metodología.....	5
3. Marco teórico.....	7
3.1. Cadenas de suministro en el sector tecnológico y digital.....	7
3.2. El marco PESTEL como herramienta para definir las dinámicas de las relaciones internacionales en cadenas tecnológicas.....	8
4. Evolución histórica internacional de la IA.....	10
5. Configuración actual de la cadena de suministro de la IA.....	15
5.1. Eslabones de la cadena.....	15
5.2. Actores directos.....	17
5.3. Actores indirectos.....	20
6. Exposición internacional de la cadena de suministro de la IA.....	23
6.1. Política.....	23
6.2. Economía.....	25
6.3. Sociedad.....	26
6.4. Tecnología.....	27
6.5. Medioambiente.....	28
6.6. Legal.....	28
7. Implicaciones para el desarrollo de la IA y conclusiones.....	32
7.1. Riesgos y vulnerabilidades.....	32
7.2. Oportunidades.....	35
7.3. Conclusiones.....	36
8. Bibliografía.....	38
9. Anexo: Declaración de uso de herramientas de IA generativa.....	43

Índice de ilustraciones

Figura 1: “Máquina” de ajedrez, El Turco.....	11
Figura 2: El auge y la caída de Symbolics, Inc.....	13
Figura 3: Nivel de regulación global en materia de protección de datos.....	30

1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) puede definirse, de forma general, como el conjunto de técnicas matemáticas e informáticas que permiten a una máquina realizar tareas lógicas que tradicionalmente se han asociado únicamente a los humanos, como reconocer patrones, comprender el lenguaje natural, clasificar información o realizar predicciones. La IA, especialmente los modelos basados en aprendizaje automático, se diferencia del software tradicional en que aprende a partir de datos, mientras que el último ejecuta instrucciones específicas programadas paso a paso. De esta forma, en lugar de decirle al sistema exactamente qué reglas seguir, se le proporciona una gran cantidad de ejemplos para que identifique patrones estadísticos que le permiten generar resultados coherentes (Russell & Norvig, 2021, 19-20).

En los últimos años, la IA ha pasado de ser una promesa tecnológica a convertirse en uno de los principales catalizadores de transformación económica, social y cultural a nivel global. El desarrollo de modelos de lenguaje de gran tamaño (LLM)¹, sistemas de visión artificial y aplicaciones novedosas en una amplia variedad de sectores — como el de la salud, las finanzas o la tecnología misma — ha supuesto un importante salto en la capacidad de procesamiento y generación de valor a partir de datos. Estos avances han provocado un fuerte entusiasmo en el mundo de la inversión y un notable crecimiento bursátil de las compañías tecnológicas, situando a la IA en el centro de las expectativas de los mercados financieros. Notablemente, la empresa NVIDIA, líder indiscutible en el diseño y desarrollo de arquitecturas de chips esenciales para el entrenamiento de modelos de IA, ha disparado su valor en bolsa en más de un 900% desde inicios de 2023 (Drury, 2025). Sin embargo, las dudas en torno a la capacidad de estas empresas para sostener el ritmo de innovación y monetizar de forma estable estas tecnologías han dado lugar a una persistente inquietud en los mercados acerca de posibles sobrevaloraciones financieras. En este sentido, Michael Burry, conocido por anticipar la crisis de 2008, advirtió recientemente sobre la posible formación de una burbuja en torno a la inteligencia artificial, señalando que el entusiasmo del mercado y prácticas contables cuestionables podrían estar inflando las valoraciones más allá de lo justificable por los datos financieros fundamentales (Mohamed, 2026).

No obstante, además de la capacidad para sostener el ritmo de innovación y monetizar, un factor que se suele pasar por alto, pero que tiene un gran potencial para influir en el desarrollo de esta tecnología, es la exposición de su cadena de suministro a las dinámicas de las relaciones internacionales. El funcionamiento de la IA se apoya en tres pilares fundamentales: datos, modelos

¹ LLM: siglas de *Large Language Models* (modelos de lenguaje de gran tamaño), una categoría novedosa de modelos de inteligencia artificial entrenados con grandes cantidades de datos textuales para comprender y generar lenguaje natural.

y capacidad de computación. Los datos son la materia prima y pueden adoptar múltiples formas: textos, imágenes, audios e información procedente de sensores, entre otros tipos. Cuanto mayor y más variado sea el conjunto de datos, mayor será la capacidad del modelo para ofrecer resultados precisos en contextos reales y diferentes. El modelo, por su parte, es la estructura matemática que procesa esos datos. Antes de pasar a producción, el modelo se entrena ajustando millones de parámetros, o incluso más, para minimizar errores y mejorar su rendimiento (Russell & Norvig, 2021). Por último, la capacidad de computación es la que hace que estos procesos de procesamiento de datos y entrenamiento de modelos sean viables a gran escala. Entrenar modelos avanzados requiere realizar un número masivo de operaciones matemáticas en paralelo. Por ello, la IA moderna depende de chips especializados para estas tareas, como las unidades de procesamiento gráfico (GPU), que se albergan en infraestructuras conocidas como centros de datos y permiten ejecutar cálculos de forma mucho más eficiente que los procesadores convencionales. Sin esta capacidad computacional, la IA tal y como la conocemos en el presente sería simplemente una idea, técnica y económicamente inviable.

Este requisito técnico nos lleva a hablar del componente material e industrial de esta tecnología. La capacidad computacional depende de infraestructuras conocidas como centros de datos, que agrupan miles de servidores interconectados y permiten almacenar enormes volúmenes de información y entrenar y desplegar modelos en entornos comerciales, científicos o gubernamentales. Además, requieren un suministro energético constante y sistemas avanzados de refrigeración, lo que da lugar a una necesidad intensiva de capital y recursos.

A su vez, los chips que permiten el funcionamiento de estos centros de datos dependen de una cadena de suministro global propia y compleja. La fabricación de semiconductores avanzados requiere, entre otras cosas, maquinaria de precisión nanométrica y acceso a minerales críticos. Es por esto que, aunque suele percibirse como una tecnología intangible, entender el desarrollo de la IA implica ir más allá del algoritmo y reconocer un significativo componente de infraestructura física distribuida globalmente, lo que reorganiza la interdependencia internacional. Esto significa que el desarrollo de la IA depende directamente de la estabilidad y eficiencia de la cadena de suministro tecnológica global. Cualquier interrupción en el acceso a semiconductores, infraestructuras cloud o componentes electrónicos puede ralentizar o limitar el avance de esta tecnología.

Dicho esto, la compleja cadena de suministro global de la inteligencia artificial se puede resumir en las siguientes cinco capas: el diseño y fabricación de hardware avanzado, el desarrollo y mantenimiento de infraestructuras de computación en la nube, la recopilación, el almacenamiento y el procesamiento de grandes volúmenes de datos, la creación de modelos fundacionales y, finalmente, el desarrollo de las aplicaciones finales. Cada uno de estos componentes se encuentra

geográfica y empresarialmente concentrado y condicionado por dinámicas de poder internacional. Por ejemplo, Estados Unidos es líder indiscutible en el diseño y venta de chips que, a su vez, dependen de capacidades de fabricación concentradas en la empresa taiwanesa Taiwan Semiconductor Manufacturing Company (TSMC). Estas interdependencias, entre otros factores, representan tanto riesgos como oportunidades para la estabilidad, sostenibilidad y evolución de la inteligencia artificial.

La relevancia de estudiar la exposición de la cadena de suministro de la IA al entorno internacional radica, en primer lugar, en el extraordinario nivel de innovación que supone esta tecnología por su potencial para transformar de manera profunda prácticamente todos los sectores económicos y ámbitos de la sociedad. Desde la automatización de tareas hasta la generación de nuevas ideas, la IA está redefiniendo cómo se produce, consume y toma decisiones, lo que la convierte en una de las tecnologías más disruptivas del siglo XXI. Por tanto, analizar los factores que pueden condicionar su desarrollo es fundamental para comprender el alcance real de esta tecnología.

En segundo lugar, el potencial asociado a la IA le ha otorgado una creciente importancia estratégica, desencadenando una intensa carrera entre las principales potencias mundiales por liderar su desarrollo y adopción. Estados Unidos, China y, en menor medida, la Unión Europea, están desplegando políticas, inversiones y regulación con el objetivo de asegurar su posición (Jackson y Hogg, 2025). Como se observará a lo largo de este trabajo, regiones emergentes, como América Latina u Oriente Medio, también se posicionan como candidatos a tener un papel importante en este mercado, con las implicaciones económicas y sociales que esto pueda tener en su desarrollo. No obstante, esta competencia no se basa únicamente en intereses económicos, sino también en consideraciones de poder geopolítico y seguridad nacional. En este contexto, la cadena de suministro de la IA se convierte en un elemento central de dicha rivalidad, ya que el control de sus eslabones supone una gran ventaja estratégica.

En vista de la creciente influencia de la inteligencia artificial en la toma de decisiones políticas, empresariales y de inversión, es imprescindible tener en cuenta, no solo sus oportunidades, sino también los riesgos y las limitaciones estructurales que podrían condicionar, o incluso impedir, el cumplimiento de las expectativas generadas. Conviene analizar factores como la concentración de la producción de hardware o las crecientes disrupciones en el comercio internacional, ya que pueden suponer riesgos que sobrepasan el ámbito empresarial. Por ello, el principal objetivo del presente trabajo de investigación es analizar la exposición de la cadena global de suministro de la inteligencia artificial a las distintas dinámicas de las relaciones internacionales para finalmente observar las implicaciones que esto puede tener para el desarrollo de esta tecnología

en el medio y largo plazo, comprendiendo no sólo las oportunidades, sino también las vulnerabilidades generadas.

2. Metodología

Para llevar a cabo el análisis sobre el impacto de los distintos ámbitos de las relaciones internacionales en la cadena de suministro de la inteligencia artificial, se propone una metodología estructurada en tres fases. En primer lugar, para profundizar en la tecnología tratada en este trabajo, es importante definir la configuración actual de su cadena global de suministro, identificando sus principales elementos. En este paso también se conocerá la localización geográfica predominante de cada uno de ellos, así como a los principales actores empresariales, tanto directos como indirectos, para tener conocimiento de la concentración de capacidades y las interdependencias entre países y regiones.

Partiendo de la configuración de la cadena global de suministro, se examinará, aplicando el marco PESTEL, cómo las principales dimensiones de las relaciones internacionales (distinguiendo entre factores políticos, económicos sociales, tecnológicos, medioambientales y regulatorios) afectan a cada eslabón de la cadena. Entre los factores a analizar se incluyen algunos como el impacto de tensiones geopolíticas entre países predominantes, sanciones económicas, controles de exportación y regulación en todo el espectro de campos que cubre el marco PESTEL. Esto permitirá conocer el tipo de variables externas de las relaciones internacionales que pueden tener un impacto sobre la cadena de suministro y asentará las bases para el siguiente paso en el análisis.

Finalmente, se considerarán los principales riesgos y oportunidades que los distintos factores asociados al ámbito internacional anteriormente observados generan sobre la cadena de suministro de la IA. Para ello, se identificarán y evaluarán distintas tipologías de riesgos comunes en cadenas tecnológicas, entre las que se encuentran los riesgos operacionales, financieros, regulatorios y tecnológicos. A su vez, estos riesgos pueden ser directos — afectando, por ejemplo, a la disponibilidad de semiconductores o materias primas necesarias — o indirectos — influyendo en variables como los costes, la velocidad de innovación o el acceso a financiación en función del sentimiento inversor. Asimismo, el análisis también contempla posibles oportunidades originadas de estas condiciones, como la diversificación de proveedores o la aceleración de la innovación. A modo de conclusión del análisis, se valorarán las implicaciones futuras que estos riesgos y oportunidades pueden tener para el sector tecnológico y para el desarrollo y evolución de la inteligencia artificial en el medio y largo plazo. De esta forma, será posible considerar cómo distintos escenarios geopolíticos pueden influir en variables clave para el desarrollo de la inteligencia artificial, como la velocidad del progreso, la reconfiguración de la competencia global o la evolución de los costes.

En conjunto, esta metodología permite integrar el análisis estructural de la cadena de suministro con una perspectiva geopolítica, facilitando una comprensión más completa del desarrollo de la inteligencia artificial en el contexto internacional actual, donde factores tecnológicos y políticos están cada vez más interrelacionados. No obstante, antes de entrar en este proceso detallado en tres fases, convendrá entender en cierta profundidad dos conceptos teóricos que van a hacer posible la realización del análisis y, sobre todo, lo que realmente es la inteligencia artificial y el camino que ha recorrido desde sus orígenes hasta la actualidad.

3. Marco teórico

3.1. Cadenas de suministro en el sector tecnológico y digital

La primera definición clave para llevar a cabo el análisis planteado en este trabajo es la de cadenas de suministro, especialmente aquellas aplicadas al mundo tecnológico y digital. Aunque existen varias definiciones teóricas, el consenso más aceptado es que la cadena de suministro es el conjunto de procesos (incluyendo a las organizaciones, personas, información y al resto de recursos involucrados) que abarcan desde la adquisición de las materias primas para producir un producto o servicio hasta llegar a su versión destinada al consumidor final. Como se ha demostrado, aunque los productos y servicios digitales suelen percibirse como intangibles, su desarrollo y funcionamiento dependen de cadenas de suministro complejas y globalizadas. Estas cadenas no solo incluyen la fabricación de hardware, sino también infraestructuras de computación, redes de telecomunicaciones, software y datos.

A diferencia de las cadenas de suministro tradicionales, centradas en la producción y distribución de bienes físicos, las cadenas de suministro de productos digitales presentan una gran fragmentación geográfica y una alta concentración en puntos estratégicos especializados en determinadas funciones, como pueden ser el diseño de chips avanzados, su fabricación, la provisión de infraestructuras de almacenamiento en la nube o el desarrollo de plataformas digitales. Cada una de estas áreas suelen estar dominadas por un número reducido de empresas o geografías, lo que genera estructuras de alta dependencia y vulnerabilidad (Varas et al., 2021).

El caso de los semiconductores — un componente electrónico físico utilizado en múltiples campos tecnológicos y científicos — ilustra claramente esta dinámica, ya que la producción de chips avanzados implica múltiples etapas altamente especializadas: diseño de circuitos, fabricación en fundiciones de alta precisión, producción de maquinaria litográfica y ensamblaje final. Estos distintos procesos se llevan a cabo distribuidos globalmente, pero concentrados en unos pocos actores. Unas pocas empresas estadounidenses dominan, en gran parte, el diseño y el software de diseño electrónico (EDA), mientras que el proceso de fabricación de los chips diseñados se concentra principalmente en Asia Oriental, especialmente en Taiwán y Corea del Sur. Esta distribución crea fuertes dependencias en la cadena de suministro y convierte a los semiconductores en uno de los cuellos de botella más críticos.

Por otro lado, las infraestructuras de datos y computación de las que dependen las cadenas de suministro digitales se han convertido en un componente fundamental del sistema productivo global, hasta el punto de que algunos autores las consideran una nueva forma de infraestructura

estratégica comparable a las redes energéticas o de transporte (Jackson y Hogg, 2025). De esta forma, la inteligencia artificial representa una de las industrias más intensivas en recursos dentro de estas cadenas tecnológicas.

Además, la creciente competencia geopolítica fruto de la globalización ha dejado ver que estas cadenas no son únicamente estructuras económicas, sino también instrumentos de poder estratégico. De esta forma, los actores que controlan nodos críticos de las redes económicas pueden ejercer influencia sobre otros países o empresas dependientes. En el ámbito tecnológico y, como estamos pudiendo ver en los últimos años, de la IA, el control de tecnologías clave puede traducirse en ventajas económicas, industriales y de seguridad nacional.

Por tanto, analizar la inteligencia artificial desde el punto de vista de las cadenas de suministro digitales cobra un gran sentido al comprender que su desarrollo no depende únicamente de avances algorítmicos o de talento científico. Más bien, la capacidad de innovar y escalar sistemas en esta industria está estrechamente vinculada al acceso a infraestructuras físicas, componentes tecnológicos, recursos naturales y redes globales de producción altamente concentradas. Como consecuencia, las dependencias tecnológicas derivadas de estas cadenas se han convertido en un factor central en la economía política y las relaciones internacionales.

3.2. El marco PESTEL como herramienta para definir las dinámicas de las relaciones internacionales en cadenas tecnológicas

El marco PESTEL es el segundo concepto teórico que se debe examinar para valorar el impacto de las distintas dinámicas de las relaciones internacionales sobre la cadena de suministro de la inteligencia artificial, según se ha planteado en este trabajo. Como se ha establecido, el análisis de esta cadena global no puede limitarse únicamente a su dimensión tecnológica, ya que su correcto funcionamiento está condicionado adicionalmente por factores externos, muchos de ellos correspondientes a las relaciones internacionales. Por ello, el marco PESTEL permitirá identificar y clasificar, de una forma simple y estructurada, las grandes áreas de las relaciones internacionales que influyen en dicha cadena. Este modelo, utilizado tradicionalmente en estrategia empresarial, permite analizar el macroentorno a través de seis dimensiones que dan lugar a su nombre: política, económica, social, tecnológica, medioambiental y legal. Más allá de su uso empresarial clásico, el PESTEL sirve como una herramienta especialmente útil para analizar cadenas tecnológicas globales, ya que estas están constantemente afectadas por distintos factores del macroentorno. De esta forma, cada una de las dimensiones del marco puede interpretarse desde una perspectiva de relaciones internacionales.

En primer lugar, la dimensión política (P), aplicada a este análisis, abarca aspectos como tensiones entre Estados clave de la cadena de suministro, conflictos geopolíticos o estrategias de seguridad nacional. En el ámbito tecnológico, estos factores dan lugar a decisiones regulatorias que afectan directamente al acceso a tecnologías clave, como los controles de exportación o las restricciones a determinados países.

La dimensión económica (E) se solapa en cierta medida con la política, ya que recoge variables como el comercio internacional, pero la trasciende al contemplar los impactos de dinámicas productivas, como lo son aspectos de la inversión y los costes de producción.

Por su parte, la dimensión social (S) es menos visible, pero también tiene un papel relevante. Recoge factores clave como la aceptación social de la tecnología o el impacto en el mercado laboral, que pueden influir en las decisiones políticas y en la orientación de las inversiones.

La dimensión tecnológica (T) es la más evidente en este contexto, pues hace referencia a factores como el nivel de desarrollo tecnológico, la capacidad de innovación y el acceso a infraestructuras necesarias. En cadenas de suministro como la de la IA, estos factores están altamente concentrados en determinados países y empresas, lo que genera dependencias.

En cuanto a la dimensión medioambiental (E), es importante tener en cuenta factores como el impacto energético de los centros de datos o la extracción de minerales críticos, temas que resuenan cada vez más a medida que esta tecnología evoluciona.

Por último, la dimensión legal (L) abarca el marco normativo que regula tanto el desarrollo como el uso de la inteligencia artificial. Incluye aspectos como la regulación tecnológica (un tema de gran actualidad en Europa principalmente), los acuerdos comerciales, las sanciones o los controles de exportación, que a su vez se solapan con otras dimensiones como la política y la económica.

En conclusión, el marco PESTEL permite ordenar y entender, de una forma completa y estructurada, cómo las distintas fuerzas de las relaciones internacionales afectan a una cadena tan compleja como la de la inteligencia artificial, originando dinámicas, riesgos y oportunidades.

4. Evolución histórica internacional de la IA

El concepto de inteligencia artificial se remonta a mucho antes que la formalización de la informática como campo de estudio y que la computación moderna. Podemos observar las primeras referencias a esta idea en la filosofía. Gottfried Leibniz, por ejemplo, imaginó en el siglo XVII la posibilidad de instrumentos mecánicos capaces de razonar a partir de reglas lógicas. Basándose en esta idea, Leibniz y Blaise Pascal diseñaron lo que conocemos actualmente como calculadoras, instrumentos capaces de automatizar operaciones aritméticas de forma mecánica. Étienne Bonnot de Condillac, por su parte, utilizó la metáfora de una estatua a la que se le introduce conocimiento progresivamente para determinar en qué punto se podría considerar inteligente (Buchanan, 2005, 53).

La literatura, especialmente la de ciencia ficción, también ha sido una importante fuente de imaginación acerca de la IA. Uno de los escritores más conocidos que experimentó con la idea es Lyman Frank Baum, autor de *El maravilloso mago de Oz*, entre otras obras. En el tercer libro dedicado a la “Tierra de Oz”, *Ozma de Oz* (1907), Baum introduce al personaje Tik-Tok, un hombre mecánico “extra-receptivo, originador de pensamiento y perfectamente hablante... que piensa, habla, actúa y hace todo excepto vivir” (Buchanan, 2005, 53). Aunque fundamentos de la ingeniería mecánica han tenido una gran influencia en el desarrollo de la idea de la inteligencia artificial, como por ejemplo figuras mecánicas en parques de atracciones que parecen estar vivas, la realidad es que las máquinas de aquellos tiempos presentaban importantes limitaciones y se basaban únicamente en mecanismos fijos que no tenían la capacidad de generar nuevas ideas ni de pensar.

El ajedrez también tuvo un papel importante y se utilizó ampliamente en los comienzos de la IA como campo de estudio, al ser una actividad para la que se requiere cierto pensamiento lógico. Inicialmente, se promovieron “máquinas” engañosas que decían ser capaces de jugar al ajedrez, como “El Turco” — que realmente escondía a una persona que jugaba, haciendo parecer que la máquina lo hacía de forma autónoma. Más adelante, el ajedrez permitió explorar la capacidad de razonamiento y toma de decisiones de modelos informáticos en un entorno controlado. Esta línea de investigación culminó en la derrota de Garry Kasparov, campeón mundial de ajedrez, por el proyecto Deep Blue, desarrollado por IBM, en 1997. Este hito en la investigación en inteligencia artificial demostró el potencial de la tecnología para superar a los humanos en ciertas tareas cognitivas.

severas limitaciones tecnológicas de la época, como la escasa memoria y la limitada capacidad de procesamiento (Buchanan, 2005). Durante este primer período, dominó el enfoque de la inteligencia artificial simbólica, basada en la idea de que la inteligencia podía representarse mediante símbolos y reglas formales.

No obstante, a pesar del optimismo y las expectativas generadas sobre la inteligencia artificial a partir de los avances anteriormente mencionados, entre otros, el matemático James Lighthill publicó en 1973 el ensayo titulado *Inteligencia Artificial: Una Revisión General*, también conocido como el *Lighthill Report*, en el que ofreció una previsión pesimista para el futuro de muchos puntos de investigación en el campo, como consecuencia de limitaciones en capacidad computacional y tecnológica. De esta forma, el progreso en el desarrollo de la inteligencia artificial se estancó y la financiación se redujo, dando lugar al conocido como primer invierno de la IA (Buchanan, 2005).

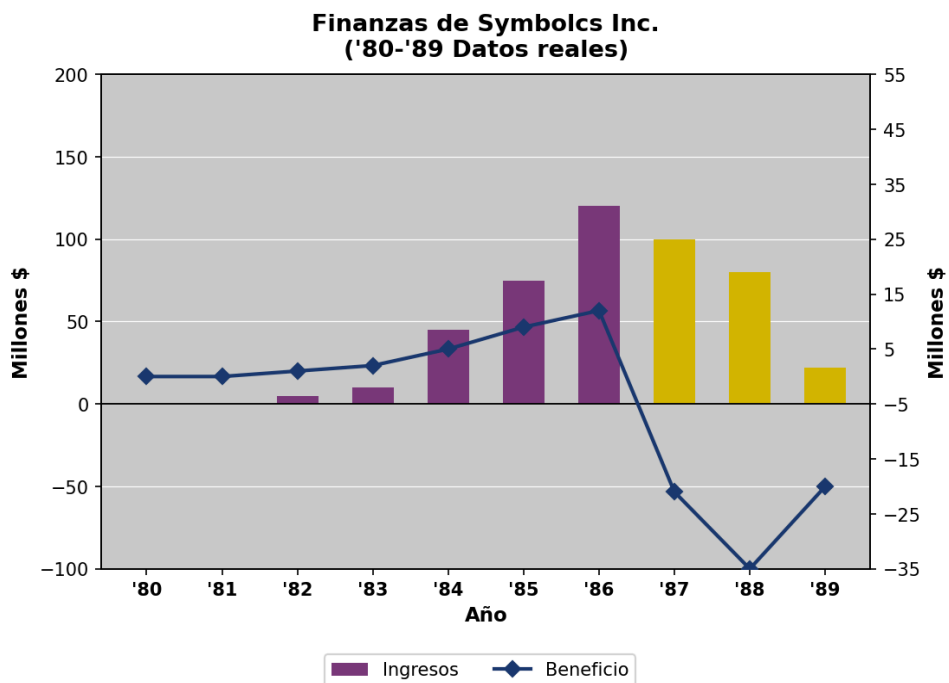
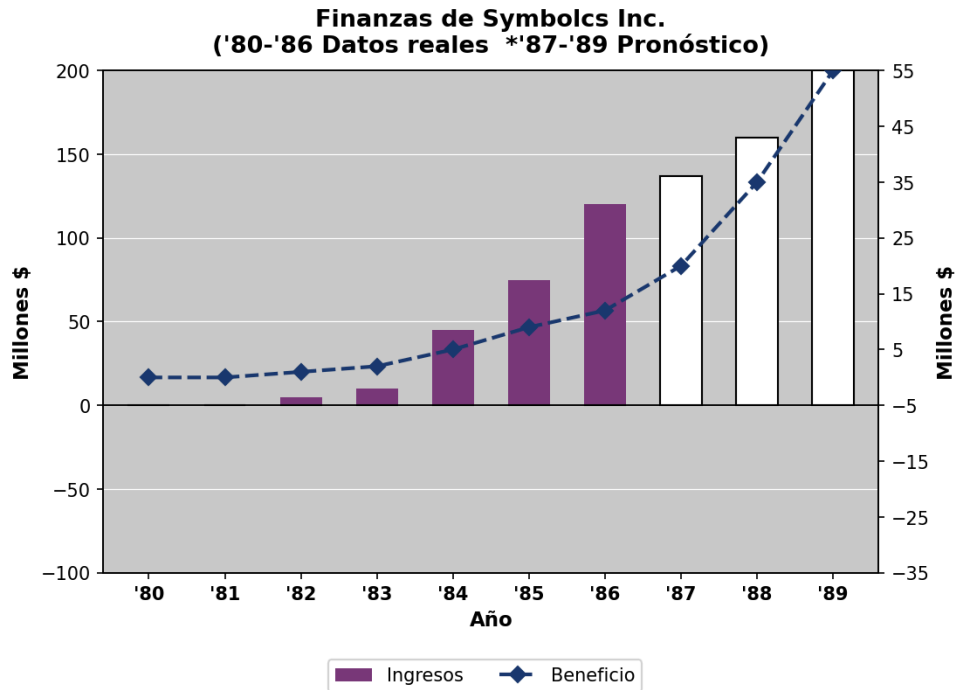
No obstante, en esta etapa se observa un reflejo de la temprana internacionalización del campo, ya que el desarrollo de la IA estuvo marcado por el contexto geopolítico de la Guerra Fría. El gobierno de Estados Unidos, a través del programa DARPA (anteriormente ARPA), siguió financiando la investigación al entender que el liderazgo tecnológico era equivalente al liderazgo estratégico, invirtiendo millones en centros universitarios como el MIT, Stanford y Carnegie Mellon (Delipetrev et al., 2020). En parte gracias a esto, a principios de los 80 se reavivó el progreso y, consecuentemente, la financiación para la investigación en el campo. El desarrollo de los “sistemas expertos”, capaces de replicar el conocimiento experto y la toma de decisiones de humanos en ciertos campos específicos a partir de reglas lógicas, provocó un resurgimiento del interés.

Motivada por la competencia internacional, la dinámica de financiación comenzada en Estados Unidos se replicó en otros países. El Reino Unido desarrolló el proyecto Alvey (1985) con una inversión de 350 millones de libras, y Japón destinó 850 millones de dólares para desarrollar ordenadores de quinta generación en 1981 con el objetivo de crear máquinas capaces de razonar como humanos. La Comunidad Europea, por su parte, se involucró con el programa ESPRIT, dotado de un presupuesto comparable al de EE.UU. y Japón (Delipetrev et al., 2020). Dos ejemplos de programas financiados en la época que fueron ampliamente reconocidos son Dendral, que fue de gran ayuda para químicos y biólogos en la tarea de inferencia de estructuras moleculares, y Mycin, cuya principal fortaleza era el diagnóstico razonado de enfermedades infecciosas de la sangre.

Esta recuperación no fue sostenible en el tiempo debido a las limitadas aplicaciones de los sistemas expertos y a la dificultad de escalarlos y mantenerlos. Como consecuencia, un segundo invierno de la IA tuvo lugar entre finales de los 80 y principios de los 90, caracterizado por una nueva reducción en financiación, la pérdida de interés en el campo y el fracaso de múltiples iniciativas. Entre los casos más conocidos se encuentra Symbolics, una empresa que desarrollaba

hardware y software especializado para sistemas expertos de IA, y que fracasó por su alto coste, quedando obsoleta frente a soluciones más baratas y, sobretudo, generalistas (Graylin et al., n.d.).

Figura 2: El auge y la caída de Symbolics, Inc.³



³ Fuente: Graylin et al. (n.d.)

El segundo invierno de la IA vio su fin con la llegada del aprendizaje automático y, aunque después ha habido momentos de menor entusiasmo por esta tecnología (por ejemplo, tras el estallido de la burbuja puntocom en 2000), la tendencia ha sido exponencial desde entonces. Gracias a un mayor acceso a datos y a avances tanto en métodos estadísticos como en capacidad de computación, los modelos eran capaces de aprender patrones directamente de los datos sobre los que estaban contruidos, en vez de depender de reglas definidas manualmente. Esto aumentó considerablemente la escalabilidad y la flexibilidad de estos sistemas para adaptarse a contextos más generales y complejos.

Con el tiempo, este paradigma evolucionó en la década de 2010 al aprendizaje profundo, basado en un tipo de modelo llamado “red neuronal”, que permitió realizar avances en tareas más complejas para los modelos tradicionales, como el reconocimiento de imágenes, voz y el procesamiento del lenguaje natural (Delipetrev et al., 2020).

A día de hoy, la inteligencia artificial ha evolucionado de una forma tan acelerada que ya no tiene únicamente aplicaciones en campos científicos, empresariales y de investigación, sino que está presente en todos los sectores y es accesible para el público. No obstante, esto no sólo tiene implicaciones positivas. El hecho de tener la capacidad de desarrollar sistemas y máquinas con una inteligencia superior a la de los humanos también ha generado debates sobre los potenciales efectos a largo plazo. De hecho, Bruce Buchanan ya señaló en 2005 que el progreso en inteligencia artificial traería cuestiones importantes sobre su potencial efecto en la sociedad, principalmente en el mercado laboral y la seguridad (Buchanan, 2005, 60).

En definitiva, la historia de la inteligencia artificial no puede entenderse como puramente técnica o académica ya que, desde sus inicios, ha estado condicionada por dinámicas internacionales. El hecho de que actualmente se haya convertido en una tecnología revolucionaria hace que, por sus implicaciones económicas y estratégicas, su desarrollo esté cada vez más influenciado por el ámbito internacional. Es por esto que el análisis de su futuro potencial no se puede hacer únicamente desde el punto de vista tecnológico, sino que es de vital importancia hacer referencia al impacto de la política, la financiación y la competitividad estratégica a nivel internacional en su desarrollo a través de su cadena global de suministro.

5. Configuración actual de la cadena de suministro de la IA

La rápida evolución y expansión de la inteligencia artificial ha dado lugar a lo que se conoce como la “cadena de suministro de la IA,” una compleja red de organizaciones distribuidas globalmente, tecnologías y procesos que, conjuntamente, permiten el desarrollo, despliegue y uso de sistemas de inteligencia artificial. No obstante, esta estructura no ha tenido la misma forma a lo largo de toda su historia. De hecho, durante gran parte de esta, los modelos de aprendizaje automático e IA se desarrollaban de manera propietaria, o con el apoyo de unas pocas organizaciones especializadas. Los equipos recopilaban sus propios datos, entrenaban sus modelos y mantenían su propia infraestructura.

No obstante, el reciente auge de la inteligencia artificial en las últimas décadas ha transformado este modelo hacia una estructura mucho más fragmentada y especializada en la que, como se verá más adelante, distintas empresas se encargan de elementos y etapas concretas de la cadena de suministro y del proceso que culmina en el producto final, desde la provisión de capacidad computacional, en la forma de hardware e infraestructura, hasta el desarrollo de modelos o la creación de aplicaciones finales. Esta división del trabajo es positiva y genera oportunidades, ya que permite mayores economías de escala y eficiencia. No obstante, también genera distintos riesgos derivados de cómo las distintas dinámicas de las relaciones internacionales pueden afectar a una cadena de suministro tan globalizada, lo que le da sentido a este trabajo.

5.1. Eslabones de la cadena

La cadena de suministro que sostiene el funcionamiento de las aplicaciones que interactúan con el usuario final abarca desde los recursos físicos, que generan las capacidades computacionales necesarias, hasta los modelos y aplicaciones que materializan el valor económico de la IA. Profundizando en los distintos componentes esenciales que hacen posible el funcionamiento de la inteligencia artificial, Leonardo Gambacorta y Vatsala Shreeti (2025), del Banco de Pagos Internacionales (BIS), identifican cinco capas principales e indispensables en la cadena: el hardware, la infraestructura cloud, los datos de entrenamiento, los modelos fundacionales y las aplicaciones finales. A su vez, cada uno de estos eslabones tiene su propia cadena de suministro compuesta por elementos tan sensibles a disrupciones geopolíticas como capaces de generar nuevas oportunidades de progreso.

Primeramente, el hardware especializado constituye la parte de la cadena que procesa grandes volúmenes de datos y ejecuta los cálculos matemáticos necesarios para entrenar modelos de IA. Este campo incluye principalmente microprocesadores avanzados, como unidades de procesamiento gráfico (GPU). Como ya se ha mencionado, este es uno de los elementos que, a su vez, descansa sobre una cadena de suministro globalizada, lo que lo hace altamente sensible al macroentorno. Estos chips están contruidos sobre una materia prima conocida como materiales semiconductores, como lo son las tierras raras o el silicio. Además, su fabricación requiere una maquinaria extremadamente sofisticada y capacidades productivas concentradas en pocos actores y geografías, lo que los hace especialmente vulnerables a tensiones geopolíticas o restricciones a la exportación, entre otros factores.

El segundo eslabón corresponde a la infraestructura de computación en la nube, que proporciona el acceso remoto a la capacidad de almacenamiento y procesamiento necesaria para entrenar y desplegar modelos de IA. Es importante recalcar la palabra “remoto,” ya que hace referencia a cómo la tecnología cloud permite escalar el uso de recursos computacionales sin depender de infraestructuras locales, como era el caso anteriormente cuando los modelos de machine learning e IA se solían desarrollar con infraestructura física propietaria. No obstante, esa infraestructura física, conocida como centros de datos, sigue siendo necesaria y el funcionamiento de la nube es altamente dependiente de ella. Es donde se alberga el hardware computacional, como los chips mencionados en el anterior párrafo, entre otros elementos, y su mantenimiento requiere grandes volúmenes de energía, sistemas avanzados de refrigeración y conectividad de alta capacidad. En este sentido, el acceso a energía (preferiblemente fuentes estables y, cada vez más, sostenibles) es un factor importante a la hora de determinar la localización geográfica de estas infraestructuras. Esto a su vez genera importantes vulnerabilidades geopolíticas en el contexto de la crisis energética.

Mientras que el hardware y la infraestructura cloud pueden ser considerados como la “fábrica” de los modelos de IA, los datos son la “materia prima” — el tercer eslabón de la cadena —, ya que alimentan a los modelos para que sean entrenados y determinan, en gran medida, su rendimiento. Estos datos pueden incluir texto, imágenes, audio o vídeo, procedentes tanto de fuentes públicas como privadas, o tratarse de datos sintéticos generados por otros modelos (Gambacorta y Shreeti, 2025). Su propia cadena de suministro está compuesta por procesos de recopilación, almacenamiento, limpieza y etiquetado, siendo los dos primeros pasos los más expuestos desde una perspectiva geopolítica. Esto se debe a que el acceso y almacenamiento de datos están altamente regulados por leyes de protección de datos, restricciones al flujo transfronterizo de información y el control de grandes repositorios por parte de ciertos actores

(como, por ejemplo, la Ley de Seguridad de Datos de China de 2021 o el Reglamento General de Protección de Datos de la Unión Europea de 2018).

El cuarto elemento de la cadena corresponde a los modelos fundacionales. Estos son modelos de gran escala previamente entrenados que constituyen la base para desarrollar las aplicaciones finales de IA destinadas a tareas específicas. Son genéricos y pueden adaptarse a múltiples campos. Su desarrollo implica elevados costes fijos asociados a la computación y al acceso a datos, lo que favorece economías de escala, y depende críticamente de los elementos anteriormente mencionados (hardware, computación y datos).

Finalmente, el último eslabón de la cadena lo constituye el producto final, las aplicaciones de IA con las que los usuarios interactúan directamente y que ofrecen funcionalidades concretas, ya sea procesamiento de lenguaje natural, generación de imágenes o asistencia en tareas específicas. El proyecto AlphaFold es un ejemplo de una aplicación de inteligencia artificial dedicada a una tarea concreta que valió el Premio Nobel de Química en 2024 para sus desarrolladores jefes, Demis Hassabis y John Jumper, y que se ha llegado a considerar "la mayor contribución de la IA al conocimiento científico hasta la fecha" (Pérez, 2022). La herramienta es capaz de predecir la estructura molecular de las proteínas con una gran precisión. No obstante, la tendencia más reciente en el campo es el desarrollo de modelos multiusos, capaces de solucionar múltiples problemas dentro de la misma aplicación como, por ejemplo, ChatGPT, Claude o Google Gemini, entre otros.

5.2. Actores directos

Tras haber descompuesto la cadena de suministro de la inteligencia artificial en sus distintos eslabones, es importante conocer también a los proveedores directos más prominentes de cada uno de ellos, así como su distribución y concentración geográfica. Se define a los proveedores directos como aquellas compañías o individuos que ofrecen directamente los bienes o servicios (en este caso el hardware, la infraestructura de almacenamiento y procesamiento en la nube, los datos y los modelos, tanto los genéricos fundacionales como los finales). El análisis de estos actores es de vital importancia para observar, en capítulos posteriores de este trabajo, las posibles vulnerabilidades que generan para la cadena a través de sus exposiciones a las distintas dinámicas de las relaciones internacionales.

En el campo del hardware para inteligencia artificial se encuentran los proveedores de los chips utilizados para entrenar y desplegar modelos. NVIDIA, la empresa estadounidense fundada en 1993 por Jensen Huang, se ha consolidado como el líder mundial en el desarrollo de GPUs. Además, ofrece CUDA, una interfaz de programación de aplicaciones (API) que permite el

desarrollo e implementación de programas que utilizan ese hardware, como lo es la IA. Según el BIS, NVIDIA cuenta con una cuota del 90% del mercado de GPUs para centros de datos, donde nacen y se mantienen los modelos, aunque las estimaciones varían según la fuente y la OECD le atribuye una figura de alrededor del 80% (Gambacorta y Shreeti, 2025; Jackson y Hogg, 2025). Aunque existen rivales, como AMD e Intel, su peso sigue siendo significativamente menor.

No obstante, mientras que NVIDIA domina en el espacio del diseño del hardware, otro actor importante que ya se ha mencionado ocupa el liderazgo en el de su fabricación: la compañía TSMC. De hecho, la fabricación está igual de concentrada, ya que, según la OECD, TSMC produce más del 60% de los semiconductores mundiales y más del 90% de los más avanzados (en nodos por debajo de 10 nanómetros) (Varas et al., 2021). Un propio directivo de la compañía, Kevin Zhang, llegó a afirmar en 2024 que el 99% de los chips de IA (incluyendo los de NVIDIA, AMD, Apple y los de otras grandes empresas tecnológicas) se fabrican con tecnologías de TSMC. En términos geográficos, alrededor del 75% de la fabricación total de semiconductores, así como los proveedores de los materiales necesarios, se encuentra concentrada en China y Asia del Este, una región considerablemente expuesta a tensiones geopolíticas que pueden causar interrupciones en la actividad.

Pasando al segundo eslabón, la infraestructura cloud también presenta, fundamentalmente, una concentración muy marcada. Según el BIS, el mercado global está dominado por tres de las grandes compañías tecnológicas estadounidenses, con sus respectivas cuotas de mercado: Amazon Web Services (31%), Microsoft Azure (24%) y Google Cloud Platform (11%) (Gambacorta y Shreeti, 2025). La OECD (2025) corrobora estos datos, señalando que los tres grandes hiperescaladores — nombre con el que comúnmente se refiere a los grandes proveedores de servicios en la nube — superan conjuntamente el 60% de la cuota de mercado global y que son los proveedores mejor posicionados para ofrecer la capacidad de cómputo que requieren los modelos de IA. Por otro lado, algunos proveedores alternativos incluyen a Oracle y CoreWeave, que marcan esa concentración estadounidense pero siguen estando lejos de la dominancia de los tres hiperescaladores principales. No obstante, es necesario matizar la concentración geográfica aparente de la infraestructura en la nube ya que, aunque se observa una dominancia sobre todo por empresas estadounidenses, la operativa física se encuentra distribuida por todo el globo mediante redes de centros de datos localizados en distintas regiones. En cualquier caso, aunque los servicios de nube dependan de una infraestructura física muy distribuida geográficamente, es imposible negar su vinculación al liderazgo estadounidense.

Avanzando en la cadena de suministro con los datos de entrenamiento, la estructura es algo distinta porque no siempre existe un mercado tan visible como en semiconductores o nube. Aun así, tiene sentido la observación de que los actores más importantes en este campo son, cada vez más,

las “big tech”. Las grandes empresas tecnológicas poseen repositorios masivos de datos de los usuarios de sus propios negocios principales, lo que supone una ventaja clara: Meta dispone de Facebook, Instagram y WhatsApp; Google de Gmail, Maps, Search o Play Store; y Microsoft de Bing, LinkedIn y Microsoft 365 (Gambacorta y Shreeti, 2025). Además, con el objetivo de expandir su almacenaje de datos de alta calidad para el entrenamiento de modelos, estas empresas buscan activamente adquirir o asociarse con nuevos propietarios de datos, como ocurrió con la compra de Fitbit por Google o los acuerdos con Shutterstock para acceder a imágenes, vídeos y música. Aunque esto pueda parecer un éxito asegurado en la carrera por desarrollar los modelos de IA más avanzados frente a competidores, es un práctica muy delicada y expuesta a abundante regulación en materia de privacidad del usuario. Por otro lado, aunque el control de grandes repositorios privados de datos esté predominantemente en manos de grandes empresas estadounidenses, conviene mencionar también el esfuerzo que están haciendo compañías chinas que también los poseen en menor medida, pero que están haciendo importantes esfuerzos para recortar distancias.

Siguiendo con los modelos fundacionales, aquí el mercado parece más abierto a simple vista, ya que, según indica el BIS, existen más de 300 de ellos ofrecidos por 14 empresas distintas. Pero la concentración vuelve a aparecer cuando se observan los ingresos y el uso efectivo. Aquí se descubre que la capa está dominada por un pequeño grupo de firmas, principalmente OpenAI (la principal desencadenante de la reciente revolución de la IA generativa), Google DeepMind, Anthropic y Meta. De hecho, en 2023 sólo el modelo GPT-4 de OpenAI concentró el 69% del mercado de IA generativa en términos de ingresos globales (Gambacorta y Shreeti, 2025). Geográficamente, esta capa también se concentra sobre todo en Estados Unidos, donde se ubican la mayoría de los actores líderes. Sin embargo, aquí también ya han surgido competidores relevantes en China y algunas iniciativas europeas. Además, se observa un patrón importante que aparece entre los líderes de este eslabón de la cadena de suministro, y es que los proveedores de modelos más fuertes suelen estar conectados verticalmente con cloud e infraestructura, lo que refuerza las barreras de entrada y supone una ventaja significativa frente a nuevos competidores. De esta forma, Microsoft, Google y Amazon operan en varios niveles de la cadena, al también estar presentes en las capas de infraestructura cloud y datos (así como en el diseño de chips en el caso de Google), mientras que OpenAI y Anthropic lo están indirectamente a través de las inversiones de Microsoft y Amazon en cada una, respectivamente (Gambacorta y Shreeti, 2025).

Por último, la oferta de aplicaciones de IA para el usuario final es increíblemente amplia y se ha multiplicado rápidamente. Esto se debe a que la mayoría de aplicaciones finales de IA no desarrollan modelos propios, sino que se construyen sobre los modelos fundacionales existentes anteriormente mencionados a través de APIs. Esta condición genera una fuerte dependencia de un pequeño número de proveedores situados en las capas anteriores de la cadena de suministro. Cursor,

un entorno de programación y desarrollo de software asistido con IA, es un conocido ejemplo de esto, ya que está construido sobre varios modelos fundacionales desarrollados por terceros, como GPT-4 de OpenAI y Claude 3 de Anthropic, entre otros. No obstante, esto no significa que el mercado esté desconcentrado. En el popular caso de los “chatbots”, ChatGPT, de OpenAI, todavía representaba el 60% del mercado en 2024 (medido por visitas mensuales), quedando muy por delante de otros competidores estadounidenses como Perplexity, Claude o Gemini, y de otros chinos, como DeepSeek (Gambacorta y Shreeti, 2025). De nuevo, los principales proveedores directos de aplicaciones finales se concentran en las pocas firmas mencionadas en repetidas ocasiones anteriormente, estando muchas de ellas integradas con los eslabones anteriores. Así, el resto de competidores más pequeños son completamente dependientes de ellas. Por ello, el eslabón de las aplicaciones finales no puede considerarse un nivel independiente.

En conjunto, esta panorámica muestra que, a pesar de estar dividida en varios elementos distintos, la cadena de suministro de la IA es interdependiente y está muy concentrada en un pequeño número de empresas y regiones. Estados Unidos claramente domina en la gran mayoría de eslabones: el diseño de hardware, el desarrollo y mantenimiento de la infraestructura necesaria para el almacenamiento y procesamiento en la nube, datos, modelos fundacionales y aplicaciones finales. Por otro lado, Taiwán y Corea del Sur son los líderes indiscutibles en la fabricación de los semiconductores diseñados en Estados Unidos, mientras que China y el Este de Asia intentan competir a lo largo de toda la cadena. Esta configuración ha generado grandes eficiencias, pero también ha creado dependencias muy marcadas que darán lugar al análisis de riesgos más adelante. No obstante, antes de eso, es importante recuperar la idea de que cada eslabón de esta cadena de suministro tiene, a su vez, cadenas propias con ciertos elementos cuya exposición a las relaciones internacionales puede afectar, desde el nivel más fundamental, al desarrollo de la inteligencia artificial final.

5.3. Actores indirectos

Los elementos más relevantes para este trabajo son aquellos intensivos en recursos físicos y altamente concentrados geográficamente, ya que, por estos dos motivos, presentan la mayor exposición internacional y los riesgos más críticos. De esta forma, conviene mencionar los varios elementos fundamentales que permiten la fabricación de los semiconductores y el mantenimiento de la infraestructura computacional.

La fabricación de chips depende de dos elementos fundamentales: los materiales semiconductores y la compleja maquinaria que permite su procesamiento. En primer lugar, los chips

requieren materiales con una altísima pureza que permiten la construcción de circuitos a escala nanométrica. El proceso parte del silicio, lo que lo convierte en el material semiconductor más relevante. Teniendo en cuenta que a esto le siguen cientos de fases de procesamiento químico y físico, involucrando distintos químicos, gases y materiales fotográficos, el proceso se vuelve extremadamente complejo y, según la consultora Boston Consulting Group (BCG) y la Asociación de la Industria de Semiconductores (SIA), puede implicar hasta 1.400 pasos y más de 300 inputs distintos (Varas et al., 2021). También indican que la producción de estos materiales está altamente concentrada. Por ejemplo, el polisilicio de grado semiconductor, que requiere niveles de pureza extremadamente altos, es suministrado principalmente por cuatro compañías que concentran más del 90% del mercado global. Geográficamente, los materiales y su procesamiento se concentran principalmente en Asia (especialmente Japón, Corea del Sur y China), lo que, a su vez, explica que el lugar de fabricación final de los chips utilizados en el desarrollo de la IA se concentre en Asia, como se ha comentado anteriormente.

Al procesamiento de los materiales le siguen los sistemas de litografía, imprescindibles para finalmente fabricar chips avanzados y cuyo coste puede alcanzar los 150 millones de dólares por unidad (Varas et al., 2021). En la provisión de esta maquinaria, ASML, una empresa neerlandesa, ocupa una posición prácticamente insustituible y la OECD señala que ningún otro competidor ha conseguido comercializar una alternativa equivalente (Gambacorta y Shreeti, 2025). A su vez, la fabricación de este equipamiento por parte de ASML depende de una red global altamente especializada con proveedores en Europa, Estados Unidos y Japón.

Cambiando de eslabón de la cadena de suministro de la IA, el funcionamiento de la infraestructura computacional de la IA — la nube — depende de centros de datos que requieren un suministro intensivo y constante de energía, destinada a la generación de electricidad y el mantenimiento de sistemas avanzados de refrigeración. La energía constituye un input crítico ya que el entrenamiento de modelos avanzados puede consumir decenas de gigavatios hora (GWh). En el caso de GPT-4, por ejemplo, el consumo se ha estimado en torno a 50 GWh, equivalente al de una ciudad como San Francisco durante varios días (Jackson y Hogg, 2025). Ya que el acceso a energía no depende de empresas específicas, sino de sistemas nacionales y mercados eléctricos, los grandes operadores cloud se centran en localizar sus centros de datos en regiones con acceso a energía barata y estable, energías renovables y marcos regulatorios favorables. Estas condiciones se han encontrado principalmente en regiones como Estados Unidos (Virginia del Norte), Europa del Norte o China (Jackson y Hogg, 2025). No obstante, a medida que el auge de la IA y del cloud saturan la capacidad energética y regulatoria de estas regiones, zonas de América Latina y de Oriente Medio están surgiendo como importantes candidatos a albergar estas infraestructuras intensivas en recursos. Según explica Rodrigo Abreu, consejero delegado de la desarrolladora de

centros de datos de hiperescala Omnia, “América Latina en general, y Brasil en particular, tienen el potencial para convertirse en un destino global para grandes centros de datos” (Pooler, 2026), con las implicaciones medioambientales que eso pudiera tener en zonas como la selva Amazónica. Similarmente, ciertos países del Golfo ofrecen electricidad abundante y barata, suelo disponible y velocidad de ejecución, lo que resulta atractivo para las empresas para desarrollar infraestructuras como los centros de IA. Además, en países como Emiratos Árabes Unidos y Arabia Saudí se están promoviendo estrategias nacionales de digitalización y soberanía del dato. Esto, junto con incentivos estatales y grandes inversiones públicas, han atraído a los grandes hiperescaladores para alojar datos localmente (Foroohar, 2026). No obstante, más adelante se comentarán también los posibles riesgos de que estas ubicaciones alberguen infraestructura crítica para el mundo occidental.

6. Exposición internacional de la cadena de suministro de la IA

Haber desglosado la cadena de suministro de la inteligencia artificial en sus distintos eslabones e identificado la concentración empresarial y geográfica de cada uno, sienta las bases para considerar las distintas fuentes de exposición de la cadena a distintos campos de las relaciones internacionales en el presente apartado. Esta exposición se origina, en gran parte, precisamente en la carrera entre estados y compañías por el liderazgo en el desarrollo de esta tecnología. Esto ha dado lugar a una creciente intervención en el sector mediante subsidios, controles, regulación y acuerdos estratégicos, entre otros. No obstante, la cadena también está expuesta a otros factores sin ningún tipo de relación con la tecnología que es necesario tener en cuenta. Para ello, se utilizará el marco PESTEL para analizar los distintos factores políticos, económicos, sociales, tecnológicos, medioambientales y legales que la afectan.

6.1. Política

En el plano político, el factor más evidente es la competencia estratégica entre potencias. Según describe Sienna Tompkins (2023), del equipo de análisis geopolítico de la firma financiera Lazard, “la IA se ha convertido en la frontera central de la rivalidad geoestratégica entre Estados Unidos y China.” El motivo es que la IA no solo promete ganancias en productividad y crecimiento económico a través de nuevas inversiones, sino también ventajas militares, de seguridad y políticas; mediante nuevos canales de transmisión de la información, por ejemplo. Esto ha dado lugar a políticas cuyos objetivos son potenciar las capacidades tecnológicas nacionales y, al mismo tiempo, restringir el acceso de los rivales a inputs críticos de la cadena para evitar su progreso.

Esta dinámica se ha visto reflejada sobre todo en el campo de los chips avanzados y en los servicios en la nube. Desde 2019, Estados Unidos ha utilizado su posición dominante en estos campos para limitar el acceso de China a los principales cuellos de botella de la cadena de suministro de la IA (Tompkins, 2023). Ese mismo año, ejerció presión sobre Países Bajos y sobre la empresa ASML para que esta limitara su exportación de máquinas de litografía EUV a la potencia asiática, casi bloqueando por completo su acceso a la tecnología para fabricar chips avanzados (Alper et al., 2020). Esta estrategia se intensificó en 2022 cuando la administración de Joe Biden prohibió a NVIDIA exportar sus chips A100 y, posteriormente, el más avanzado H100 a China y Hong Kong. A modo de respuesta, NVIDIA desarrolló nuevos modelos ajustados a las normativas,

como el A800 y H800, que ofrecían un rendimiento inferior a los originales, pero permitían mantener el acceso al mercado chino. No obstante, la presión estadounidense continuó fortaleciéndose en años posteriores, cuando el presidente Trump impuso restricciones en esos chips también en 2025, hasta que las retiró tres meses después (Becher, 2026). La última actualización en esta materia por parte de Estados Unidos es de máxima actualidad, ya que en los primeros días de abril de 2026 se ha dado a conocer la propuesta de ley *MATCH*. Esta pretende conseguir un bloqueo absoluto en las exportaciones a China de la maquinaria litográfica de fabricación de semiconductores, tanto de empresas nacionales como de aquellas ubicadas en países aliados (Dhumal, 2026).

China, por su parte, ha respondido a las restricciones de EE.UU. en la cadena de suministro de la IA reforzando su estrategia de autosuficiencia en la producción de semiconductores. Un importante ejemplo de este esfuerzo fue el plan *Made in China 2025*, una iniciativa introducida en 2015 bajo la cual se pretendía alcanzar el 50% de autosuficiencia en la fabricación de productos “high-tech” como semiconductores para el año 2025, aunque el plan buscaba la autosuficiencia en general. Pasado dicho año, se estima que China ha logrado alrededor de un 17% (Blaugher & Gordon, 2025), lo que refleja el largo camino que tiene su industria local por recorrer.

Como se ha comentado en el primer párrafo de esta sección, a los factores de exposición originados en la carrera tecnológica se suman otros no relacionados directamente con la IA, pero que igualmente tienen un impacto real sobre su cadena de suministro. El caso más evidente se observa en las tensiones geopolíticas entre Taiwán y China, derivadas de la Guerra Civil China (1949), cuando el bando nacionalista se refugió en la isla tras perder ante los comunistas, creando dos entidades separadas: la República Popular China (Beijing) y la República de China (Taiwán) (Leiva, 2024). En este caso, la centralidad de Taiwán en la fabricación de chips convierte así cualquier tensión en el estrecho en un riesgo para el conjunto del ecosistema. Por otro lado, el reciente conflicto armado iniciado por Estados Unidos e Israel contra Irán, motivado, a priori, por los peligrosos avances en el programa nuclear del último, también ha pasado factura a otro eslabón de la cadena de suministro de la IA: los centros de datos y la infraestructura cloud. Como se ha comentado anteriormente, países como Emiratos Árabes Unidos, Arabia Saudí e Israel se habían posicionado como destinos atractivos para el despliegue de infraestructura de centros de datos, gracias a su abundante y barata disponibilidad energética, suelo disponible, incentivos estatales y estrategias nacionales de digitalización. Sin embargo, la escalada del conflicto ha convertido estas infraestructuras en objetivos militares debido a su papel como puntos críticos de procesamiento y almacenamiento de información para actores occidentales (Feroohar, 2026). Esto expone directamente un eslabón fundamental de la cadena de suministro de la IA a riesgos de naturaleza

militar que van más allá de la competencia tecnológica entre potencias. En resumen, no cabe duda de que la cadena de la IA está expuesta tanto a la política tecnológica como a la geopolítica clásica.

6.2. Economía

Siguiendo el análisis, es importante comentar que los intereses políticos anteriormente mencionados están altamente interconectados con las dimensiones económica y legal, como se ha observado a través de la regulación y medidas anteriormente mencionadas. De esta forma, el marco PESTEL no pretende analizar cada uno de los seis espectros independientemente, sino también considerar las relaciones entre ellos. La IA se ha convertido precisamente en una industria políticamente estratégica por la que estados y empresas compiten porque, como cualquier tecnología emergente, atrae inversión, talento e infraestructura, lo que a su vez genera expectativas de crecimiento económico.

Esto ha llevado a numerosos países a lanzar estrategias nacionales de IA a lo largo de toda su cadena de suministro. Estados Unidos, a través del *CHIPS and Science Act* (2022), ha desplegado un importante programa de inversión pública, de aproximadamente 280 mil millones de dólares, centrado en reforzar la fabricación doméstica de semiconductores avanzados, el acceso a capacidad de cómputo mediante la construcción de centros de datos, y la investigación en el campo (Payne, 2022). Todo ello con el principal objetivo de reducir las dependencias de Asia y mantener el liderazgo tecnológico. China, como ya se ha comentado, ha adoptado un enfoque de autosuficiencia, en respuesta a las restricciones tecnológicas externas, mediante planes como el *Made in China 2025*, grandes fondos estatales e, incluso, técnicas de evasión de esas restricciones occidentales. Finalmente, la Unión Europea, mediante la legislativa *European Chips Act* (2023), también ha abordado su notable dependencia de proveedores externos de semiconductores, hecha especialmente aparente durante la pandemia del COVID-19 y posteriores disrupciones en las cadenas de suministro. El plan del bloque europeo se centra en industrias más allá de la de la inteligencia artificial en las que los semiconductores también constituyen un elemento esencial, como son las de la automoción, la salud y las comunicaciones. Esto se debe a que, como se ha estudiado en el apartado sobre la configuración de la cadena de suministro de la IA, la Unión Europea no ocupa ninguna posición significativa en ella más allá de la provisión de máquinas litográficas por parte de ASML. Sin embargo, alcanzar su objetivo de alcanzar una cuota del 20% del mercado global de semiconductores para 2030 podría dar lugar a avances importantes en el sector tecnológico.

Además de los planes de financiación pública y los controles sobre exportaciones, existen las restricciones a la inversión exterior. En este ámbito, destaca el programa estadounidense de restricción a la inversión exterior de febrero de 2025 conocido como la *America First Investment Policy*, de la administración Trump, que endurece las restricciones sobre inversiones Chinas en tecnologías sensibles y sectores considerados estratégicos, entre los que se encuentran explícitamente los semiconductores, la computación cuántica y la inteligencia artificial (The White House, 2025). De forma recíproca, China también ha intensificado sus controles sobre la salida de capital e información hacia el exterior, limitando el acceso de empresas occidentales a datos y capacidades tecnológicas locales.

Aunque los proyectos de financiación e inversión, motivados por la voluntad de competir a nivel internacional en la carrera por el liderazgo tecnológico, crean grandes oportunidades de crecimiento en los distintos eslabones de la cadena de suministro y, por ende, en el desarrollo último de la IA, no se puede decir lo mismo de los controles sobre exportaciones y de las restricciones a la inversión. En conjunto, estos elevan los costes y dificultan la disponibilidad de los distintos componentes: el hardware avanzado se encarece cuando se restringe su acceso; la nube se vuelve más costosa cuando se exige infraestructura local; y los países con menos capacidad financiera corren el riesgo de quedar subordinados a los grandes proveedores internacionales de computación, datos o modelos.

6.3. Sociedad

Pasando a analizar los factores sociales a los que está expuesta la cadena de suministro de la IA, se observan dos importantes tendencias de rechazo por esta tecnología: la lucha contra el establecimiento de centros de datos en zonas comunitarias y la inquietud pública, generada por la rápida expansión y desarrollo de los modelos, en torno a la automatización de tareas y la consiguiente pérdida de empleo, la desinformación y la vigilancia.

El crecimiento de la oposición de comunidades locales al establecimiento de centros de datos entre 2023 y 2025 se estima en alrededor del 125% (Data Center Watch, 2025). Aunque estas infraestructuras son fundamentales para sostener el desarrollo de la inteligencia artificial, su rápida expansión está generando tensiones debido a su elevado consumo de recursos e incluso perturbaciones acústicas. Según indica el World Resources Institute, los centros de datos pueden llegar a consumir cantidades de electricidad comparables a decenas de miles de hogares y hasta millones de litros de agua al día. Esto está presionando, tanto a nivel financiero como funcional, redes eléctricas y sistemas hídricos de los que dependen hogares (Walker & Goldsmith, 2026). Esta

situación ha llevado a un aumento de la represión social, especialmente en zonas rurales donde los estos recursos son más escasos. Además, el crecimiento, en muchos casos, poco transparente, de estos proyectos ha alimentado la percepción de que las comunidades asumen los costes mientras que las grandes empresas tecnológicas concentran los beneficios. Como consecuencia, se han observado movimientos activistas de oposición capaces de bloquear o retrasar hasta 98 mil millones de dólares sólo en el segundo trimestre de 2025 (Data Center Watch, 2025).

Por otro lado, la expansión de la IA también está generando una creciente inquietud social en torno a sus implicaciones para distintos campos de la sociedad. En el ámbito laboral, Anthropic, una de las empresas líderes mundialmente en el desarrollo de modelos de inteligencia artificial, publicó recientemente un estudio que señala que, aunque el impacto actual de esta tecnología sobre el empleo es todavía limitado, existe evidencia de que ciertos puestos (especialmente en sectores cualificados como las informática) están significativamente expuestos a la automatización. Como consecuencia, la percepción por parte de los empleadores de que ya no hacen falta trabajadores humanos para realizar ciertas tareas está empezando a afectar a patrones de contratación, especialmente entre trabajadores jóvenes (Massenkoff & McCrory, 2026). Además, la percepción pública está fuertemente influida por casos recientes de despidos asociados a la automatización mediante IA, lo que alimenta la incertidumbre sobre el futuro del trabajo. A esto se suman preocupaciones relacionadas con la desinformación, el uso indebido de datos personales y la vigilancia, ya que los modelos dependen de grandes volúmenes de datos y pueden aumentar riesgos asociados a la privacidad (Jonker & Gomstyn, n.d.).

En conjunto, esto influye en la cadena de suministro de forma indirecta, ya que cuando aumenta la desconfianza social, crece la necesidad de regular, lo que a su vez reduce incentivos de inversión y, en última instancia, ralentiza el desarrollo y despliegue de la tecnología.

6.4. Tecnología

El plano tecnológico es, quizá, el más intuitivo en este estudio, ya que se observa cómo la cadena de suministro está condicionada por una carrera internacional por dominar los distintos eslabones y hacerlos cada vez más avanzados. Aquí se solapan la rivalidad entre Estados, anteriormente comentada en el plano político, y competencia entre empresas. NVIDIA, TSMC, ASML, Amazon Web Services, Microsoft Azure, Google Cloud, OpenAI o Anthropic no son sólo firmas líderes, sino los nodos críticos de una industria global muy concentrada. El control por estas pocas compañías de los distintos elementos necesarios para la existencia de la inteligencia artificial supone una gran concentración de poder infraestructural, lo que lleva a los Estados a reaccionar con

políticas de soberanía digital. Esto afecta a todos los eslabones: al hardware por la dependencia de maquinaria y diseño, a la nube por la concentración en unos pocos hiperescaladores, a los datos por el dominio de grandes plataformas estadounidenses y a los modelos por las enormes barreras de entrada derivadas del coste computacional y del acceso a datos y talento.

6.5. Medioambiente

Siguiendo con la dimensión medioambiental, aunque suele ser tratada con carácter secundario con frecuencia, es de vital importancia para la cadena de suministro de la IA. Además, este apartado se solapa con el de los factores sociales, donde se observó cómo las necesidades energéticas de los centros de datos no sólo afectan al medioambiente, sino también a las comunidades. El desarrollo y despliegue de la inteligencia artificial supone un impacto medioambiental significativo que se manifiesta principalmente a través de tres fuentes: el consumo energético, el uso de agua para refrigeración y la huella material asociada a la fabricación de hardware. Entre ellas, la más relevante es, sin duda, la energía.

Según el MIT, el entrenamiento de modelos avanzados puede requerir cantidades masivas de electricidad, y el uso cotidiano de sistemas generativos (como consultas a modelos de lenguaje como ChatGPT) también implica un consumo energético acumulado significativo debido a la intensidad computacional de cada operación (Zewe, 2025). Este consumo se ve amplificado por la necesidad de mantener los centros de datos en funcionamiento continuo, lo que implica no solo alimentar los servidores, sino también sistemas de refrigeración que utilizan grandes volúmenes de agua. Greenpeace advierte que la demanda eléctrica de la IA podría aumentar de forma sustancial en los próximos años a medida que avanzan los modelos y se impulsa la necesidad de centros de datos para abastecer las necesidades computacionales. En ausencia de una transición rápida a energías limpias, esto incrementaría las emisiones de carbono del sector tecnológico (Leman, 2026).

De esta forma, la IA no solo depende de chips y algoritmos, sino que también depende de si existe energía suficiente, agua disponible y margen regulatorio para poder sostener físicamente sus infraestructuras. Esta dependencia convierte a la energía en un factor estratégico dentro de la cadena de suministro de la IA, capaz de influir tanto en su coste como en su localización y ritmo de expansión.

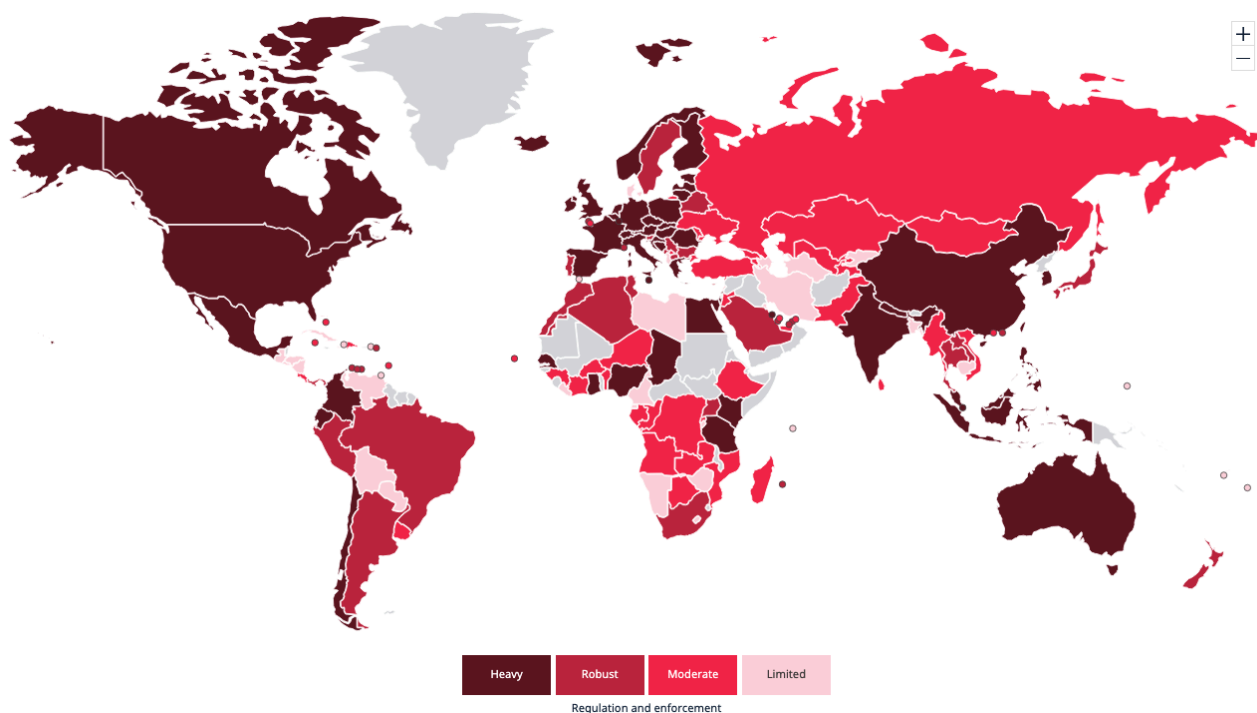
6.6. Legal

Finalizando con el análisis de los distintos factores asociados a las relaciones internacionales a los que está expuesta la cadena de suministro de la inteligencia artificial, la dimensión legal actúa como punto de conexión entre todas las anteriores. Conviene recordar que el marco PESTEL no pretende analizar cada uno de los seis espectros independientemente, sino también considerar las relaciones entre ellos. De esta forma, buena parte de las dinámicas políticas, económicas, sociales, tecnológicas y medioambientales conectan con lo legal en la forma en la que se materializan a través de leyes, controles y obligaciones regulatorias.

En la parte de hardware y cloud, esto se ha traducido en medidas con un impacto directo. En el plano político-económico-tecnológico caracterizado por la carrera internacional entre Estados y empresas por liderar el desarrollo de la inteligencia artificial, ya se ha comentado cómo Estados Unidos ha utilizado los controles de exportación como instrumento estratégico para evitar el acceso de competidores, principalmente China, a elementos críticos de la cadena de suministro, como maquinaria, chips e infraestructura de computación en la nube. En el ámbito social y medioambiental en materia regulatoria, predomina la expansión acelerada de los centros de datos vinculados a la IA. Este tema ha dado lugar a numerosas regulaciones y prohibiciones. Por ejemplo, en España, el ayuntamiento de Lleida se convirtió en 2025 en el primero en prohibir la construcción de nuevos centros de datos con motivo de su enorme consumo de agua y electricidad y su escaso retorno económico en forma de empleos (Yadav, 2025). A escala nacional y con el objetivo de alinearse con la directiva europea UE 2023/1791, el Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO) del gobierno español ha impulsado un Real Decreto que obliga a los grandes centros a reportar su consumo energético y su impacto medioambiental a través de distintas métricas (Luna et al., 2025). De manera similar, Irlanda mantuvo durante varios años una prohibición a nuevas conexiones eléctricas para centros de datos en el área de Dublín debido a riesgos de colapso del sistema eléctrico. Según explica Jennifer Duggan de Bloomberg, aunque esta restricción de acceso eléctrico se ha reabierto recientemente y sólo bajo estrictas condiciones de autosuficiencia energética y uso de renovables, la temática de la energía en la inteligencia artificial sigue siendo sensible (Duggan, 2025).

En cuanto a la regulación relacionada con la protección de datos, la materia prima para el desarrollo de los modelos finales, esta se encuentra en una fase de rápida expansión, evolución y fragmentación a nivel global. La reciente e inminente irrupción de la inteligencia artificial en las sociedades ha llevado a un aumento de la exigencia regulatoria y a mayores restricciones a las transferencias de datos internacionales. Las tres principales regiones partícipes en el desarrollo de la IA cuentan con modelos regulatorios estrictos, pero claramente diferenciados.

Figura 3: Nivel de regulación global en materia de protección de datos⁴



La Unión Europea ha desarrollado un marco altamente armonizado a través del Reglamento General de Protección de Datos (GDPR), con estrictos estándares de protección y restricciones al tratamiento y transferencia de datos a los que todos los estados miembros se deben adherir (González de Castejón, 2026). Estados Unidos y China, por el contrario, cuentan con un sistema fragmentado sin una ley unificada. En Estados Unidos está basado en un conglomerado de normas regionales y estatales, con más de 20 leyes independientes activas (Lucente et al., 2026). China, por su parte, tampoco tiene una única ley de protección de datos, sino que ha impuesto distintas normas relacionadas con el tema hasta formar un sistema bastante complejo. No obstante, se pueden identificar como los tres pilares de su marco regulatorio en esta materia a la Ley de Protección de Información Personal (PIPL, por su nombre en inglés), que fue la primera regulación a nivel nacional para la protección de información personal, la Ley de Ciberseguridad (CSL) y la Ley de Seguridad de Datos (DSL), que está destinada a la protección un amplio abanico de tipos de datos, no sólo personales. Esta diversidad regulatoria, que además está en plena evolución y cambio, tiene implicaciones directas para el desarrollo de la IA al condicionar la recopilación, transferencia y almacenamiento de información.

Finalmente, a medida que las aplicaciones de inteligencia artificial se han vuelto cada vez más accesibles para el público general en los últimos años, también ha surgido regulación específica sobre ellas. Tras observar múltiples casos de riesgo y catástrofe para la seguridad directamente

⁴ Fuente: (Lucente & Lurquin, 2026)

relacionados con la interacción con estas aplicaciones, varios de ellos involucrando la discusión con chatbots sobre cómo cometer crímenes, normas sobre responsabilidad, seguridad o sesgos han aparecido con el objetivo de determinar qué puede desplegarse y en qué condiciones. El EU AI Act, de la Unión Europea, es un claro ejemplo de esto al tratarse de una normativa que clasifica los sistemas en distintos niveles de riesgo (mínimo, limitado, alto y prohibido) para imponer obligaciones crecientes según la clasificación determinada. Entre estas obligaciones se encuentran evaluaciones de conformidad, trazabilidad, supervisión humana y estándares estrictos de seguridad y robustez, entre otras. Asimismo, se refuerzan exigencias en materia de transparencia de los modelos, así como mecanismos para mitigar sesgos y discriminación derivados de los datos de entrenamiento. Este marco, al elevar los requisitos regulatorios para desarrolladores, genera importantes responsabilidades legales desde la recopilación de datos hasta la implementación de modelos, aumentando así los costes y, por ende, condicionando el despliegue y evolución de soluciones de IA.

A modo de conclusión, el análisis conjunto realizado a través del marco PESTEL permite observar que la cadena de suministro de la inteligencia artificial está expuesta a una amplia variedad de dinámicas de las relaciones internacionales que están interrelacionadas y que van mucho más allá de la pura competencia tecnológica. Factores políticos como la rivalidad entre potencias, económicos como las restricciones a competidores, sociales como la negación frente al despliegue de infraestructuras, tecnológicos como la concentración de los eslabones, medioambientales como la creciente dependencia energética, y legales como la fragmentación regulatoria que hace que la cadena no opere en un espacio jurídico neutro, dan lugar a un entorno altamente complejo y cambiante en el que cada elemento de la cadena puede verse condicionado por múltiples variables externas. Habiendo analizado en detalle tanto la configuración de la cadena como sus principales fuentes de exposición internacional, la evaluación de las implicaciones de la situación actual de la cadena para la evolución futura de la IA supondrá la conclusión del presente trabajo.

7. Implicaciones para el desarrollo de la IA y conclusiones

Poniendo los apartados anteriores en conjunto, se observa que la inteligencia artificial no es simplemente una tecnología basada en elementos intangibles, como algoritmos y modelos matemáticos, sino que se trata de un sistema altamente dependiente de una compleja cadena de suministro global. Resumiendo mucho la configuración y concentración de esta cadena, Estados Unidos domina en la parte de los eslabones relacionados con el diseño de los chips (que no su fabricación), la nube y los modelos. Los siguientes países más relevantes se encuentran en Asia Oriental, ya que Taiwán fabrica la abrumante mayoría de los semiconductores más avanzados, mientras que China desempeña un papel relevante en el suministro de determinados recursos y cada vez compite más con Estados Unidos en sus campos de liderazgo, aunque aún hay una distancia significativa. Finalmente, en Europa únicamente destaca Países Bajos, país en el que se encuentra la empresa ASML, líder mundial en la maquinaria litográfica necesaria para la fabricación de semiconductores.

Esta configuración implica que el desarrollo de la inteligencia artificial no está determinado exclusivamente por el avance tecnológico, sino que también está críticamente expuesta a una serie de factores, ya analizados a través del marco PESTEL. En un contexto internacional caracterizado por una feroz y creciente competencia estratégica entre potencias, lo que da lugar a políticas de soberanía tecnológica y fragmentación regulatoria, resulta necesario analizar las principales implicaciones de esta situación. Distinguir entre los riesgos que pueden limitar el desarrollo de la IA a través de su cadena de suministro, así como las oportunidades que pueden surgir de estas mismas dinámicas, permitirá formar una visión completa de lo que depara a una de las tecnologías más disruptivas del siglo.

7.1. Riesgos y vulnerabilidades

Empezando por los múltiples riesgos, el más evidente deriva de la alta concentración geográfica y empresarial de elementos críticos necesarios para el desarrollo de la IA, especialmente en el campo de los semiconductores. La dominancia de Taiwán, con TSMC como actor principal, en la fabricación de los chips más avanzados, uno de los elementos que conforman la base del funcionamiento de toda la cadena, hace que cualquier disrupción geopolítica en la región se convierta en un riesgo sistémico. El foco más candente en la actualidad se encuentra en las

tensiones entre China y Taiwán. En un escenario hipotético de invasión o bloqueo comercial en el Estrecho de Taiwán, la producción de semiconductores podría verse gravemente interrumpida, afectando de forma inmediata al suministro global de hardware para inteligencia artificial y generando escasez de capacidad computacional. Tal y como señala Tripp Mickle en un artículo publicado en *The New York Times*, actualmente no existe una alternativa capaz de sustituir la capacidad productiva de TSMC en el corto plazo, lo que significa que incluso una disrupción temporal podría paralizar el desarrollo de sistemas avanzados de IA. A medio plazo (3-7 años), esto podría derivar en un incremento sustancial de los costes de entrenamiento de modelos, ralentizando el ritmo de innovación y restringiendo la entrada de nuevos actores, especialmente aquellos con complicado acceso a infraestructuras o acuerdos con proveedores clave (Mickle, 2026).

Siguiendo con el comentario de las implicaciones para el desarrollo de la IA de la alta concentración geográfica de los distintos eslabones, es de gran relevancia entender el riesgo que presentan medidas como los controles de exportación y restricciones tecnológicas entre potencias, especialmente en el contexto de la rivalidad entre Estados Unidos y China. Las restricciones al acceso a maquinaria litográfica, chips o infraestructura cloud no solo afectan al país objetivo, sino que también disrumpan el ecosistema tecnológico global. Este tipo de medidas tienden a incentivar el desarrollo de capacidades tecnológicas propias en los países restringidos, en lugar de frenarlo (Hao, n.d.). A largo plazo (5-10 años), esto puede reducir la interdependencia internacional y dar lugar a la aparición de ecosistemas de IA paralelos, con infraestructuras y modelos diferenciados entre bloques geopolíticos. Aunque de este proceso se pueden deducir oportunidades que se comentarán más adelante, también implicaría una pérdida significativa de economías de escala, al obligar a duplicar cadenas de suministro, y de eficiencia en los esfuerzos de I+D, lo que incrementa los costes y ralentiza la innovación. Además, el artículo del MIT Technology Review citado también advierte de que estas restricciones pueden incluso perjudicar a las propias empresas del país que las impone, sobre todo a las más pequeñas, al limitar su acceso a mercados globales, exponiéndolas a mayores costes y reduciendo (o impidiendo) los incentivos a innovar.

Otro riesgo relevante se encuentra en la fragmentación regulatoria en materia de datos, que afecta directamente al acceso a la “materia prima” de los modelos de inteligencia artificial. La coexistencia de modelos regulatorios distintos y constante actualización, como el GDPR europeo y los sistemas fragmentados estadounidense y chino, dificulta el flujo transfronterizo de datos. Lo que es más, la creciente necesidad de datos por las empresas en competición por el desarrollo de modelos no hace otra cosa que encender las alarmas y aumentar el nivel de vigilancia de los cuerpos regulatorios sobre las distintas formas en la que estos se recopilan. Según estas normas son aprobadas, podrían limitar el acceso a datasets diversos y de gran escala, reduciendo la generalización de los modelos y, en esencia, su calidad. Como consecuencia, las empresas podrían

verse obligadas a entrenar modelos regionales, lo que incrementaría los costes y reduciría la eficiencia del desarrollo.

En tercer lugar, los factores energéticos y medioambientales representan un riesgo estructural importante y creciente. El elevado consumo energético e hídrico de los centros de datos, junto con las restricciones regulatorias y sociales observadas en distintas regiones, está comenzando a limitar la expansión de la infraestructura necesaria para sostener el crecimiento de la IA, lo que puede acabar truncando su desarrollo. Este fenómeno ya se ha materializado en casos concretos como el de Lleida ya mencionado, o el del estado de Maine, en Estados Unidos. Según reporta Joe Miller en un artículo en el diario *Financial Times*, una propuesta de ley restringiendo el desarrollo de nuevos centros de datos ante el temor de que estos proyectos saturen la red eléctrica y eleven los costes energéticos para los consumidores ha llegado al gobernador del estado para su aprobación final (Miller, 2026). En un contexto de transición energética y endurecimiento de políticas medioambientales, cabe la posibilidad de que la vital capacidad de computación se convierta en un recurso aún más escaso de lo que ya es, habiendo reportes de su insuficiencia para cubrir toda la demanda que hay por la tecnología que la usa. A medio plazo, esto podría acelerar la dinámica comentada anteriormente de relocalización de infraestructuras hacia regiones con acceso a energía más abundante, sostenible y menos restringida, generando nuevas dependencias geográficas relevantes y reconfigurando la distribución global de la cadena.

Finalmente, los factores sociales, pese a no estar tan intrínsecamente vinculados a las relaciones internacionales, también pueden traducirse en riesgos globales indirectos pero relevantes. La creciente oposición a la construcción de centros de datos, así como la preocupación por el impacto de la IA en el empleo, la privacidad o la desinformación, puede dar lugar a una intensificación de la presión regulatoria. Esto puede ralentizar el despliegue de infraestructuras y aumentar los costes de cumplimiento para las empresas, quienes, a su vez, buscarán minimizarlos construyendo en mercados alternativos con menores requerimientos y restricciones regulatorias, dando lugar a nuevas dinámicas de relaciones internacionales. En un escenario de reacción social más intensa, la imposición de restricciones más estrictas al despliegue de infraestructuras, al uso de datos o al desarrollo de determinadas aplicaciones, podría limitar significativamente el alcance de la innovación.

En conjunto, estos riesgos apuntan a la futura posibilidad de que, dependiendo del acceso a los distintos elementos críticos de la cadena de suministro, el desarrollo de la inteligencia artificial se vuelva más costoso, más desigual entre regiones y, en definitiva, más lento.

7.2. Oportunidades

A pesar de los riesgos observados, el impacto de estas mismas dinámicas en la cadena de suministro también pueden generar oportunidades relevantes para el desarrollo de la inteligencia artificial en el medio y largo plazo. La primera es la diversificación geográfica de los distintos procesos de la cadena, motivada por la perjudicial concentración y fragmentación actual, lo que podría llevar a la reducción de algunas de las dependencias. Uno de los ejemplos más prominentes de esta dinámica emergente se encuentra en la fabricación de semiconductores. A pesar de la concentración en TSMC de una cuota global cercana al 90% en la fabricación de los chips más avanzados, otras potencias están intensificando sus esfuerzos. Corea del Sur, a través de Samsung Electronics, mantiene la segunda posición en este campo y está estudiando y realizando inversiones de miles de millones de dólares para competir en el segmento de chips de última generación, con el objetivo de reducir la brecha frente al líder taiwanés. Por su parte, Estados Unidos y Europa ha impulsado significativamente la producción doméstica mediante el *CHIPS and Science Act* de 2022 y el *European Chips Act*, que también movilizan cifras mil millonarias en inversiones para fortalecer la fabricación local de semiconductores y reducir su dependencia de Asia.

Esta misma dinámica de diversificación se observa también con los modelos fundacionales, históricamente concentrados en unas pocas empresas estadounidenses. Un ejemplo reciente y significativo es la adquisición de la compañía alemana Aleph Alpha por parte de la canadiense Cohere, valorada en torno a 20.000 millones de dólares. La operación, respaldada explícitamente por los gobiernos de ambos países involucrados, tiene como objetivo crear una alternativa soberana a los grandes proveedores de Silicon Valley y reforzar capacidades independientes, ofreciendo a empresas e instituciones públicas modelos de IA sobre los que mantengan pleno control de sus datos sin depender de jurisdicciones estadounidenses (Müller et al., 2026). No obstante, conviene matizar su alcance ya que la entidad combinada seguirá siendo considerablemente más pequeña que OpenAI o Anthropic, y su capacidad para competir en el desarrollo de modelos dependerá en gran medida de su acceso a infraestructura computacional, que continúa dominada por los hiperescaladores estadounidenses. Aunque en el corto plazo estas iniciativas implican costes elevados, en el largo plazo se espera que sirvan para mitigar riesgos asociados a la concentración geográfica y empresarial.

Asimismo, la intensa competencia entre empresas y Estados incentiva una aceleración de la innovación tecnológica. En un contexto de carrera por el liderazgo en IA, las compañías tienen incentivos para desarrollar modelos más eficientes, reducir costes computacionales y mejorar el rendimiento. Por ejemplo, las restricciones al acceso a hardware avanzado pueden impulsar el desarrollo de algoritmos más eficientes o arquitecturas alternativas que requieran menos recursos.

Al mismo tiempo, esto viene facilitado por un aumento significativo de la inversión pública y privada en el sector. En este sentido, la escasez puede actuar como catalizador de innovación.

Por último, cabe destacar como el impacto de distintas dinámicas geopolíticas en la cadena de suministro generan importantes oportunidades para la protección humana, a pesar de implicar, en algunos casos, riesgos y barreras para la evolución tecnológica. El aumento de la regulación en la que se traduce la carrera tecnológica internacional, así como las presiones sociales y medioambientales, puede ser inicialmente percibido como una barrera, pero conviene entender que también puede generar oportunidades al establecer estándares de confianza, seguridad y ética. Los marcos regulatorios como el *EU AI Act* o el GDPR contribuyen a aumentar la adopción de la tecnología al generar mayor confianza entre usuarios y empresas, especialmente en sectores sensibles como la salud o las finanzas, al mismo tiempo que protegen la privacidad del consumidor. Por la parte social y medioambiental, tanto las presiones sociales como regulatorias impulsan el desarrollo de soluciones más sostenibles y eficientes. La necesidad de reducir el consumo energético de los modelos o de optimizar la infraestructura puede dar lugar a innovaciones que hagan la IA más accesible y escalable en el largo plazo.

En conclusión, estas oportunidades sugieren que, aunque el entorno actual presenta desafíos importantes, también puede actuar como motor de transformación, impulsando un desarrollo más robusto, diversificado y sostenible de la inteligencia artificial.

7.3. Conclusiones

La inteligencia artificial se ha consolidado como una de las tecnologías más transformadoras de nuestro tiempo, con un gran potencial para aumentar la productividad, redefinir procesos económicos y generar nuevas industrias. Su capacidad para automatizar tareas, analizar grandes volúmenes de datos y generar conocimiento la sitúa en el centro de la próxima gran ola de transformación económica y social.

Sin embargo, tal y como se ha demostrado a lo largo de este trabajo, su desarrollo no puede entenderse únicamente desde una perspectiva tecnológica. La IA es el resultado de una compleja interacción entre infraestructuras físicas, recursos naturales, capacidades industriales y dinámicas geopolíticas. La creciente competencia entre potencias, la fragmentación regulatoria y la concentración de capacidades configuran un entorno en el que el progreso tecnológico está profundamente condicionado por factores externos. Esto plantea un doble desafío. Por un lado, aprovechar el enorme potencial de la inteligencia artificial para generar crecimiento económico y bienestar social. Por otro, gestionar de forma adecuada los riesgos asociados a su desarrollo, que

van desde interrupciones en la cadena de suministro hasta implicaciones sociales, económicas y medioambientales.

En última instancia, el futuro de la inteligencia artificial dependerá de la capacidad de los distintos actores (Estados, empresas y sociedad) para equilibrar estos elementos. La clave no estará únicamente en desarrollar modelos más avanzados, sino en construir un ecosistema que permita su desarrollo de forma sostenible, segura y equitativa. Solo desde una aproximación que combine innovación tecnológica con una comprensión profunda de las dinámicas internacionales, será posible aprovechar plenamente el potencial de esta tecnología.

8. Bibliografía

Alper, A., Nellis, S., & Sterling, T. (2020, enero 6). Trump administration pressed Dutch hard to cancel China chip-equipment sale. Reuters.

<https://www.reuters.com/article/world/uk/trump-administration-pressed-dutch-hard-to-cancel-china-chip-equipment-sale-so-idUSKBN1Z50H4/>

Becher, B. (2026, marzo 19). A Guide to How America Controls Nvidia Chip Exports to China. built in. <https://builtin.com/articles/trump-lifts-ai-chip-ban-china-nvidia>

Bigg, C., & Ge, A. (2026). Data Protection Laws of the World: China. DLA Piper. <https://www.dlapiperdataprotection.com/index.html?c=CN>

Blaugher, D., & Gordon, B. (2025, noviembre 14). Made in China 2025: Evaluating China's Performance. U.S.-China Economic and Security Review Commission.

<https://www.uscc.gov/research/made-china-2025-evaluating-chinas-performance>

Buchanan, B. G. (2005). A (Very) Brief History of Artificial Intelligence. AI Magazine, 26(4), 53-60.

https://documentcloud.adobe.com/gsuiteintegration/index.html?state=%7B%22ids%22%3A%5B%221C9mcokl_7gIrXh7feVFWsJOh3hxXpEI%22%5D%2C%22action%22%3A%22open%22%2C%22userId%22%3A%22117427795612842752512%22%2C%22resourceKeys%22%3A%7B%7D%7D

Cen, S. H., Gailmard, L., Bommasani, R., Ho, D. E., & Liang, P. (2025). Mapping the AI Supply Chain: An Analysis of the Complex Relationships in the AI Ecosystem.

<https://aisupplychains.org/>

Data Center Watch. (2025). Q2 2025 Update: 125% Surge in Data Center Opposition. Data Center Watch. <https://www.datacenterwatch.org/q22025>

Delipetrev, B., Tsinaraki, C., & Kostic, U. (2021). AI Watch: Historical Evolution of Artificial Intelligence. Publications Office of the European Union.

https://ai-watch.ec.europa.eu/publications/historical-evolution-artificial-intelligence_en

Dhumal, T. (2026, abril 5). ¿Qué es la Ley MATCH y qué significa para ASML?

Investing.com.

<https://es.investing.com/news/company-news/que-es-la-ley-match-y-que-significa-para-asml-3590837>

Drury, K. (2025, enero 27). Nvidia Stock Is Up Over 900% Since 2023. Here's Why It's Still a Screaming Buy. yahoo! finance.

https://finance.yahoo.com/news/nvidia-stock-over-900-since-121500842.html?guce_referrer=aHR0cHM6Ly93d3cuZ29vZ2xlLmNvbS8&guce_referrer_sig=AQAAAFxkGfd1DrrMZSvHYcYIOvO96g1ZRxRRuALi7p0g_OnLqc6_BgHsXGMg0BAuBecgVG24KDIReWyvwO6jP7mbixuEMTS8t1fr22GNCWwRYykSsuKSB

Duggan, J. (2025, diciembre 12). Ireland Ends Moratorium on New Power Links to Data Centers. Energy Connects.

<https://www.energyconnects.com/news/utilities/2025/december/ireland-ends-moratorium-on-new-power-links-to-data-centers/>

Foroohar, R. (2026). Why did we ever think data centres in the Gulf were a good idea? Financial Times.

<https://giftarticle.ft.com/giftarticle/actions/redeem/2407f53d-714c-4403-92c0-9f0682fcd76d>

Gambacorta, L., & Shreeti, V. (2025). The AI supply chain (BIS Papers No. 154). Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bppdf/bispap154.pdf>

González de Castejón, P. (2026). Data Protection Laws of the World: Spain. DLA Piper.

<https://www.dlapiperdataprotection.com/index.html?t=law&c=ES>

Graylin, A., Hoier Kjolaas, K. A., Loflin, J., & Walker III, J. D. (n.d.). Symbolics, Inc.: A failure of heterogeneous engineering. MIT OpenCourseWare.

https://ocw.mit.edu/courses/6-933j-the-structure-of-engineering-revolutions-fall-2001/30eb0d06f5903c7a4256d397a92f6628_Symbolics.pdf

Hao, K. (n.d.). Por qué limitar las exportaciones de IA es una idea pésima. MIT Technology Review.

<https://technologyreview.es/article/por-que-limitar-las-exportaciones-de-ia-es-una-idea-pesima>

Jackson, G., & Hogg, C. (2025). Competition in AI infrastructure (OECD Roundtables on Competition Policy Papers, No. 330). OECD.

Jonker, A., & Gomstyn, A. (n.d.). Exploring privacy issues in the age of AI. IBM.

<https://www.ibm.com/think/insights/ai-privacy>

Leiva, A. (2024, febrero 27). ¿Cuál es el origen del conflicto entre China y Taiwán? El Orden Mundial. <https://elordenmundial.com/cual-origen-conflicto-china-taiwan/>

Leman, M. (2026, abril 2). The energy and environmental impact of AI and how it undermines democracy. Greenpeace.

<https://www.greenpeace.org/international/story/82486/ai-energy-environment-democracy/>

Lucente, K., & Lurquin, L. (2026). Data Protection Laws of the World.

<https://www.dlapiperdataprotection.com/>

Lucente, K., Serwin, A., & Kashatus, J. M. (2026). Data Protection Laws of the World: United States. DLA Piper. <https://www.dlapiperdataprotection.com/?c=US>

Luna, C., Matute, I., & de la Riva, B. (2025, diciembre 11). España prepara un nuevo marco para la eficiencia y sostenibilidad de los centros de datos. Expansión.

<https://www.expansion.com/juridico/opinion/2025/12/11/693a89df468aeb7d648b45b1.html>

Massenkoff, M., & McCrory, P. (2026, marzo 5). Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence. Anthropic. <https://www.anthropic.com/research/labor-market-impacts>

Mickle, T. (2026, febrero 24). The Looming Taiwan Chip Disaster That Silicon Valley Has Long Ignored. The New York Times.

https://www.nytimes.com/2026/02/24/technology/taiwan-china-chips-silicon-valley-tsmc.html?unlocked_article_code=1.bFA.lbT3.oDLeHv7Mn2O1&smid=url-share

Miller, J. (2026, abril 15). Maine becomes first US state to pass data centre construction ban. Financial Times.

https://www.ft.com/content/4deedaf0-23e4-4ec1-9b10-b50d63615a93?accessToken=zwAAAZ3bnXOdkc9N7trwI-ROwdObELUNY2Fakw.MEYCIQC_-pSB8CKNRIU8XPakhtizg4yZFf8FI1Lju2rhS85uzgIhAJSf1i0hcnLTy95TkAYl_FIEfjAa65BxKFdDZGC91AJ0&sharetype=gif&token=e1bfd063-e3a6-41c4-9d96

Mohamed, T. (2026, enero 13). Why 'Big Short' Michael Burry is short Nvidia, not Meta or Microsoft. Business Insider.

<https://www.businessinsider.com/big-short-michael-burry-substack-short-nvidia-microsoft-meta-alp-habet-2026-1>

Müller, F., Hammond, G., & Gridneff, I. (2026, abril 24). Cohere and Aleph Alpha agree \$20bn transatlantic AI tie-up. Financial Times.

<https://www.ft.com/content/4492c0d6-855b-4164-9ae5-f4d855a95f1e?syn-25a6b1a6=1>

Payne, L. (2022). CHIPS and Science Act. Britannica Money.

<https://www.britannica.com/money/CHIPS-And-Science-Act>

Pérez, E. (2022). La IA de DeepMind ya ha logrado averiguar por sí misma la estructura de todas las proteínas conocidas por la ciencia. Xataka.

<https://www.xataka.com/medicina-y-salud/ia-deepmind-ha-logrado-averiguar-estructura-todas-proteinas-conocidas-ciencia>

Pooler, M. (2026). 'Why isn't the energy used by people?': China's global AI push hits resistance. Financial Times.

<https://www.ft.com/content/001dec5b-9e13-4a23-9dc5-dda537a47ae3?syn-25a6b1a6=1>

Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson.

https://api.pageplace.de/preview/DT0400.9781292401171_A41586057/preview-9781292401171_A41586057.pdf

The White House (febrero de 2025). America First Investment Policy Memorandum.

<https://www.whitehouse.gov/presidential-actions/2025/02/america-first-investment-policy/>

Tompkins, S. (2023). Geopolitics of Artificial Intelligence. Lazard.

<https://www.lazard.com/research-insights/the-geopolitics-of-artificial-intelligence/>

Varas, A., Varadarajan, R., Goodrich, J., & Yinug, F. (2021). Strengthening the Global Semiconductor Supply Chain in an Uncertain Era. Boston Consulting Group & Semiconductor Industry Association.

<https://www.semiconductors.org/strengthening-the-global-semiconductor-supply-chain-in-an-uncertain-era/>

Walker, C., & Goldsmith, I. (2026, febrero 17). From Energy Use to Air Quality, the Many Ways Data Centers Affect US Communities. World Resources Institute.

<https://www.wri.org/insights/us-data-center-growth-impacts>

Yadav, N. (2025, enero 21). Spain's city of Lleida bans data centers. Data Center Dynamics.

<https://www.datacenterdynamics.com/en/news/spains-city-of-lleida-bans-data-centers/>

Zewe, A. (2025, enero 17). Explained: Generative AI's environmental impact. MIT News.

<https://news.mit.edu/2025/explained-generative-ai-environmental-impact-0117>

ANEXO: Declaración de uso de herramientas de IA generativa

Nombre Grado/Máster:	Doble Grado en Business Analytics y Relaciones Internacionales
Nombre Alumno:	Norman Strocen Toro
Coordinador/a TFG/TFM:	Analilia Huitrón Morales
Nombre Director/a de TFG/TFGM:	Esther Brito Ruiz

Declaro que para la elaboración del presente Trabajo Fin de Grado / Trabajo Fin de Máster se ha utilizado inteligencia artificial generativa como herramienta de apoyo.	SÍ	NO
	X	

1) Uso de la IA Generativo

Si tu respuesta ha sido SÍ, contesta a las siguientes preguntas. Si has contestado NO, pasa al apartado 2.

Uso ético

	SÍ	NO
¿A la hora de usar la herramienta IA, en los <i>prompts</i> utilizados has incluido datos de carácter sensible o de carácter personal (fotos de personas reales, datos personales, etc.)? <i>Si tu respuesta es afirmativa especifica cuáles.</i>		X
¿Has orientado tu uso a suplantar tu trabajo personal sin hacer una revisión crítica de la extraído en la herramienta IA? <i>Si tu respuesta es afirmativa especifica cuáles.</i>		X
¿Has tenido en cuenta las recomendaciones académicas que te han hecho específicamente en el Grado/Máster sobre lo que está permitido o no con la IA?	X	

Uso técnico realizado:

¿Qué herramientas has utilizado (ChatGPT, Copilot, Claude, Nano Banana...)?
Especifica la versión o tipo de licencia.

Marcar lo que corresponda:

- Generación de texto (*Especificar qué herramientas*) →
- Reformulación (*Especificar qué herramientas*) → ChatGPT
- Traducción / corrección (*Especificar qué herramientas*) → Claude
- Sugerencia de estructura (*Especificar qué herramientas*) →
- Apoyo metodológico (*Especificar qué herramientas*) →
- Buscar o citar bibliografía (*Especificar qué herramientas*) → ChatGPT
- Generar contenido audiovisual (videos, infografías, audios, imágenes, gráficos).
Especifica en concreto qué contenidos has generado con IA además de citarlo correctamente en el trabajo. → Claude ha sido utilizado para traducir la Figura 2; las gráficas sobre las finanzas de Symbolics, Inc., asegurando que los datos eran consistentes en todo momento con los originales y que el único cambio era el idioma, de inglés a castellano.
- Otros (*Especificar qué herramientas*) →

Confirmando que el contenido final ha sido revisado, corregido y validado íntegramente por mí como autor/a y asumo la plena responsabilidad académica del mismo.

La utilización de la IA no ha sustituido el análisis crítico, la reflexión personal ni el trabajo intelectual propio exigido en un TFG/TFM.

Firma:

Strocen