UNIVERSIDAD Rafael Belloso Chacín
Revista Electrónica de Estudios Telemáticos
TÉLÉMATIQUE

"Inteligencia Artificial y Desigualdad Tecnológica Global: Impactos en la Soberanía Digital de Países en Desarrollo"

Artificial Intelligence and Global Technological Inequality: Impacts on the Digital Sovereignty of Developing Countries"

Elefante Books & Educational Technologies – Venezuela
elefantebooks@gmail.com

Resumen

La inteligencia artificial (IA) contemporánea se ha convertido en una infraestructura estratégica que reconfigura las dinámicas de poder económico, tecnológico y político a escala global. Este artículo analiza críticamente la relación entre la evolución técnica de la IA, los mecanismos actuales de gobernanza global y la profundización de la desigualdad tecnológica que enfrentan los países en desarrollo. A partir de un enfoque cualitativo de carácter documental y un análisis de contenido crítico, se examina la transición histórica desde los modelos simbólicos hacia el paradigma del aprendizaje profundo, destacando las implicaciones matemáticas, energéticas y materiales que este cambio conlleva en el periodo (2010-2024). Los resultados evidencian que la dependencia del aprendizaje estadístico masivo y de infraestructuras computacionales de gran escala genera barreras estructurales de entrada que concentran el desarrollo de la IA en un reducido número de corporaciones y países. Asimismo, se discute cómo la importación acrítica de modelos entrenados en el Norte Global contribuye a la erosión de la soberanía tecnológica y cultural del Sur Global. Se concluye que los actuales marcos de gobernanza global resultan insuficientes, al centrarse en principios éticos abstractos sin abordar la distribución desigual de la capacidad productiva de la IA, lo que exige repensar estrategias de desarrollo tecnológico más inclusivas y soberanas.

Palabras clave: Inteligencia artificial, gobernanza global, desigualdad tecnológica, soberanía tecnológica, países en desarrollo

Abstract

Contemporary artificial intelligence (AI) has become a strategic infrastructure that reshapes global dynamics of economic, technological, and political power. This article critically examines the relationship between the technical evolution of AI, current mechanisms of global governance, and the deepening technological inequality faced by developing countries. Using a qualitative documentary approach and critical content analysis, the study explores the historical (2010-2024) transition from symbolic models to the deep learning paradigm, highlighting the mathematical, energetic, and material implications of this shift. The findings reveal that the reliance on large-scale statistical learning and high-performance computational infrastructures creates structural entry barriers that concentrate AI development within a small group of corporations and nations. Furthermore, the paper discusses how the uncritical adoption of AI models trained in the Global North contributes to the erosion of technological and cultural sovereignty in the Global South. The study concludes that existing global governance frameworks are insufficient, as they focus on abstract ethical principles while neglecting the unequal distribution of AI productive capacity, underscoring the need for more inclusive and sovereign-oriented technological development strategies.

Keywords. Artificial intelligence, global governance, technological inequality, technological sovereignty, developing countries

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

Introducción

La narrativa contemporánea en torno a la inteligencia artificial (IA) ha trascendido rápidamente los círculos académicos para instalarse en el centro del debate geopolítico y económico mundial. Sin embargo, el discurso público a menudo oscila entre un optimismo utópico sobre la democratización del conocimiento y advertencias distópicas sobre riesgos existenciales abstractos. Para abordar con rigor las implicaciones de la IA en la gobernanza global, es imperativo despojar al fenómeno de su misticismo y analizarlo desde su materialidad técnica y matemática. La IA no es una entidad mágica ni autónoma; es una infraestructura industrial compleja cuya evolución histórica se explica a través de las profundas asimetrías de poder que hoy afrontamos.

Históricamente, el campo de la IA ha experimentado una transformación radical que redefinió no solo cómo se construyen los sistemas inteligentes, sino quién tiene la capacidad de construirlos. En sus inicios, bajo la visión de pioneros como John McCarthy, la IA se concebía desde un enfoque simbólico y lógico. El objetivo era formalizar el "sentido común" humano mediante reglas explícitas y representaciones simbólicas que pudieran ser procesadas por una computadora (McCarthy, 1959). Bajo este paradigma, la inteligencia residía en la elegancia del código y la lógica deductiva, requiriendo recursos computacionales relativamente modestos y accesibles. Si la IA hubiera permanecido en este estadio, la barrera de entrada para los países en desarrollo habría sido significativamente menor, centrada en el capital humano y la educación matemática.

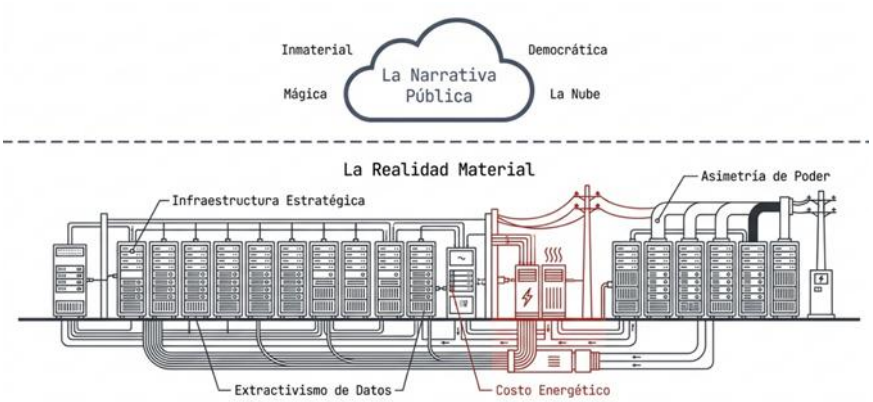


Figura 1. La IA no es una entidad autónoma y neutral; es una infraestructura industrial cuya evolución se explica a través de profundas asimetrías de poder global

Sin embargo, la realidad actual está dominada por un paradigma radicalmente distinto: el conexionismo y el aprendizaje profundo (Deep Learning). Tal como lo describen Hinton y sus colaboradores, los sistemas modernos no "razonan" manipulando símbolos lógicos predefinidos, sino que aprenden representaciones internas a través del ajuste de millones de parámetros en redes neuronales profundas (LeCun, Bengio & Hinton, 2015). Este cambio técnico tiene una implicación política inmediata que a menudo se pasa por alto y es que el paso de la lógica a la estadística transformó a la IA en una tecnología de escala.

Para comprender por qué esto genera desigualdad, debemos remitirnos a los fundamentos de la Teoría del Aprendizaje Estadístico de Vapnik. Según esta teoría, la capacidad de una máquina para generalizar y aprender una función compleja depende de la minimización del riesgo empírico, lo cual exige matemáticamente volúmenes masivos de datos para garantizar la convergencia y evitar el sobreajuste, especialmente en espacios de alta dimensión como los que maneja la IA generativa actual (Vapnik, 2000). Esta necesidad voraz de datos convierte a la

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

información cruda en un recurso extractivo primario, situando a los países con menor digitalización o capacidad de recolección de datos en una desventaja estructural insalvable mediante la simple innovación espontanea.

A esta barrera estadística se suma una barrera termodinámica y física: el hardware. Hans Moravec, al analizar la evolución de la inteligencia de las máquinas, identificó tempranamente que la capacidad de procesamiento (y, por ende, el consumo energético y la infraestructura física) es el factor limitante duro para el desarrollo de la inteligencia artificial (Moravec, 1988). A diferencia del software tradicional, la IA moderna es computacionalmente costosa. Entrenar los modelos de frontera requiere super computadores y centros de datos hiper-escalares que consumen la energía equivalente a pequeñas ciudades. Esta realidad material concentra el desarrollo de la IA en un oligopolio geográfico donde solo un puñado de corporaciones y naciones (principalmente Estados Unidos y China) poseen el capital financiero y la infraestructura energética para sostener estos modelos.

En este contexto, la "brecha digital" evoluciona hacia una forma de desigualdad más perniciosa. Los países en vías de desarrollo, y específicamente el Sur Global, corren el riesgo de convertirse en meros "mercados de consumo" de inteligencias artificiales desarrolladas en contextos culturales, legales y éticos ajenos. Aquí es donde cobra relevancia la crítica de Rodney Brooks sobre la representación. Brooks argumentaba que la inteligencia verdadera necesita estar "situada" y anclada (grounded) en el mundo físico real con el que interactúa (Brooks, 1991). Al importar modelos de IA entrenados con datos y valores del Norte Global, los países en desarrollo implementan sistemas que carecen de este anclaje en su realidad local, importando sesgos y normativas implícitas que pueden entrar en conflicto con sus propias estructuras sociales y jurídicas.

El problema de investigación que aborda este artículo reside, por tanto, en la tensión entre la naturaleza centralizadora de la tecnología de IA actual y la necesidad de una gobernanza global distribuida y equitativa. La arquitectura técnica del Deep Learning favorece la concentración del poder, creando "cajas negras" inaudibles para los gobiernos con menos recursos técnicos. Esta opacidad algorítmica, sumada a la dependencia de infraestructuras extranjeras, erosiona la soberanía tecnológica de las naciones, limitando su capacidad para regular sectores críticos como la economía, la salud y la seguridad pública (Inteligencia Artificial y Gobernanza Global, 2024).

La relevancia de este estudio es crítica en el momento actual. Mientras los foros internacionales discuten la ética de la IA desde perspectivas filosóficas, existe un déficit de análisis sobre cómo la propia física de la computación y la estadística matemática imponen límites a la gobernanza. No se puede regular lo que no se comprende materialmente. Si los países en desarrollo no entienden que la IA actual es, en esencia, estadística aplicada a escala industrial, seguirán diseñando políticas públicas ineficaces que tratan a la IA como software convencional y no como una infraestructura estratégica de poder.

En virtud de lo expuesto, el objetivo general de este trabajo es analizar críticamente la relación entre la inteligencia artificial contemporánea, la gobernanza global y la desigualdad tecnológica, identificando los riesgos estructurales que enfrenta el desarrollo sostenible de los países en desarrollo. Para lograr este propósito, se plantean los siguientes objetivos específicos: 1) Delimitar conceptualmente la inteligencia artificial contemporánea, contrastando su evolución desde los modelos simbólicos hasta los estadísticos para evidenciar su demanda de recursos; 2) Examinar las asimetrías tecnológicas Norte-Sur asociadas al control de los datos y la

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

capacidad de cómputo; 3) Analizar los déficits actuales de la gobernanza global, que a menudo carece de mecanismos vinculantes para redistribuir los beneficios tecnológicos; y 4) Identificar los riesgos estructurales para la soberanía y el desarrollo de los países emergentes, proponiendo líneas de acción para una gobernanza más inclusiva y técnicamente fundamentada.

Marco Teórico

De la Inferencia Simbólica a la Aproximación Estadística: La Naturaleza de la IA Actual

La ontología de la inteligencia artificial ha experimentado un cisma epistemológico fundamental que debe comprenderse para analizar sus implicaciones geopolíticas. Este cisma representa la transición del paradigma lógico-simbólico al paradigma estadístico-conexionista, con consecuencias estructurales para la distribución del poder tecnológico global.

En sus orígenes, representados por los trabajos fundacionales de Newell y Simon (1956, 1972), la inteligencia artificial se concebía como un Sistema de Procesamiento de Información (IPS). Bajo este paradigma, la cognición era la manipulación de símbolos físicos almacenados en memorias mediante procesos lógicos explícitos (Newell & Simon, 1956, 1972). Un agente era esencialmente un motor de inferencia que operaba sobre una representación simbólica del mundo, buscando teoremas o soluciones mediante reglas heurísticas predefinidas, como se demostró con el Logic Theorist.

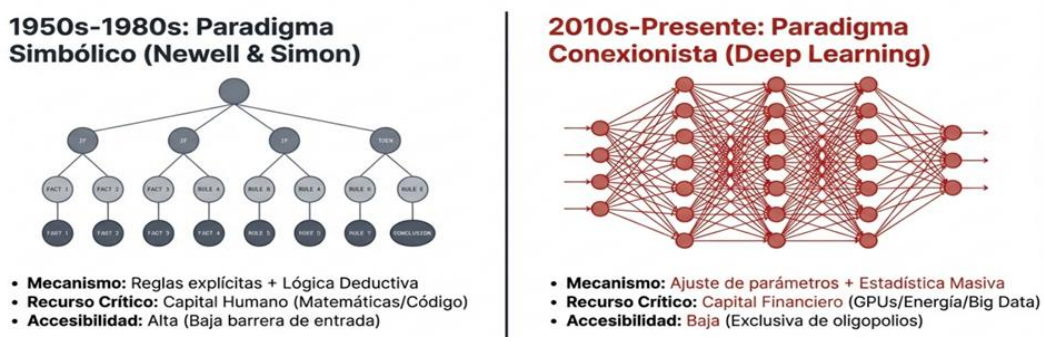


Figura 2. El paso de la IA lógica a la de tipo estadístico transformó a ésta de una disciplina meramente académica a una tecnología industrial-comercial

Este modelo, documentado exhaustivamente por Pospelov (1986), buscaba una representación del conocimiento explícita y lógica mediante demostración automática de teoremas (Robinson, 1965; Kowalski, 1974) y sistemas de producción (Davis & King, 1975, citados en Pospelov, 1986). John McCarthy, uno de los fundadores del campo, operaba bajo la premisa de que la inteligencia es fundamentalmente manipulación de símbolos, asumiendo que el mundo podía ser codificado en reglas claras y discretas (Pospelov, 1986).

Sin embargo, la realidad técnica contemporánea ha roto con este enfoque logocéntrico. La IA actual, encarnada en el Aprendizaje Profundo (Deep Learning), abandona la programación manual de reglas lógicas en favor de la optimización de funciones matemáticas complejas (Goodfellow et al., 2016). A diferencia de los sistemas simbólicos que procesaban significados discretos, los modelos actuales operan mediante representaciones distribuidas y el aprendizaje estadístico masivo.

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

La realidad matemática de los sistemas modernos no se basa en la inferencia lógica estricta, sino en la inferencia inductiva y el reconocimiento de patrones (Gold, 1967; Fu, 1980, citados en Pospelov, 1986). Este cambio se alinea con la transición hacia la lógica difusa (Fuzzy Logic) y los conjuntos borrosos de Zadeh (1965, 1975). A diferencia de la lógica binaria de McCarthy, la IA actual opera mediante restricciones difusas y grados de pertenencia (Zadeh, 1975, citado en Pospelov, 1986).

Geoffrey Hinton, pionero del conexionismo moderno, demostró que las redes neuronales profundas pueden aprender representaciones jerárquicas mediante retropropagación, sin necesidad de especificar explícitamente las reglas de inferencia. Simultáneamente, Vladimir Vapnik desarrolló la Teoría del Aprendizaje Estadístico, estableciendo los fundamentos matemáticos para comprender cómo los algoritmos generalizan a partir de datos finitos mediante la minimización del riesgo estructural (Vapnik, 2000). Esta aproximación valida la inferencia inductiva de teorías a partir de hechos (Shapiro, 1981) y el análisis de grandes colecciones de ejemplos (Quinlan, 1979, citados en Pospelov, 1986).

Suleyman (2023) describe este cambio al señalar que sistemas como GPT-3 o los modelos de visión "no saben nada" en el sentido humano; en su lugar, predicen el siguiente token o píxel basándose en correlaciones estadísticas extraídas de conjuntos de datos colosales (Suleyman & Bhaskar, 2023). La IA se ha convertido en un mecanismo de optimización estadística, donde el razonamiento es reemplazado por la correlación probabilística en espacios de alta dimensionalidad.

Esta transición hacia la aproximación estadística tiene una consecuencia política inmediata: la dependencia del Big Data. Mientras que la IA simbólica de Newell y Simon requería poca data, pero mucha teoría lógica, la IA conexionista moderna requiere ingentes volúmenes de datos para minimizar el error de sus predicciones (Goodfellow et al., 2016). Esto convierte a la acumulación de datos no solo en un activo técnico, sino en una barrera de entrada insuperable para actores que carecen de infraestructuras de recolección masiva.

La complejidad de la identificación automática (Gold, 1978, citado en Pospelov, 1986) impone una barrera: solo sistemas capaces de procesar volúmenes exorbitantes de datos pueden lograr la convergencia estadística necesaria para que la IA funcione. Esta realidad matemática fundamenta teóricamente la concentración del poder de IA en actores que controlan los ecosistemas de datos globales: las corporaciones transnacionales del Silicon Valley y sus equivalentes en China.

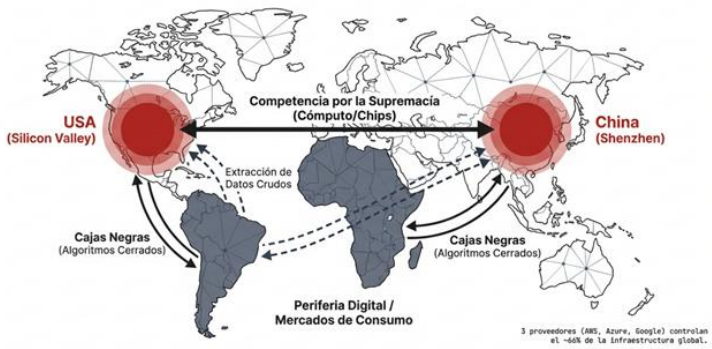


Figura 3: En un orden mundial bipolar la soberanía digital de las naciones en desarrollo es ilusoria

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

La Barrera Termodinámica y la Centralización del Cómputo

La materialidad de la IA impone límites físicos que conducen inevitablemente a la centralización. La concentración de la IA en un oligopolio global no es accidental, sino una consecuencia de la física de la información y la complejidad de los sistemas de control. Hans Moravec (1999) argumentó tempranamente que la inteligencia está intrínsecamente ligada a la potencia de procesamiento bruto (MIPS) y al almacenamiento. Al comparar la evolución del hardware con la biología, Moravec señaló que, para igualar las capacidades perceptivas y motoras de organismos biológicos simples, y eventualmente humanos, se requeriría una capacidad de cómputo astronómica, con su consecuente coste energético y económico (Moravec, 1999).

En la era moderna, esta predicción se ha materializado en lo que Suleyman (2023) describe como "la nueva ola tecnológica". El entrenamiento de modelos fundacionales de IA exige clústeres de miles de GPUs de última generación, consumiendo cantidades de energía comparables a las de pequeñas ciudades. Suleyman detalla cómo el costo de entrenar modelos de vanguardia se ha disparado, creando una barrera termodinámica y financiera que solo un puñado de corporaciones y estados pueden costear. Por ejemplo, empresas como Huawei o Alphabet invierten decenas de miles de millones de dólares anuales en I+D y hardware especializado, cifras que superan el PIB de muchas naciones (Suleyman & Bhaskar, 2023).

Aunque Moravec proporciona el análisis desde la robótica y la ciencia cognitiva, los principios termodinámicos subyacentes son validados por la cibernética soviética. La creación de modelos complejos requiere una reducción masiva de entropía. Turchin (1986) describe la supercompilación y la transformación de programas como procesos que requieren una formalización rigurosa y recursos computacionales intensivos para optimizar el control. La complejidad de la identificación automática impone una barrera de entrada: solo sistemas capaces de procesar volúmenes exorbitantes de datos pueden lograr la convergencia estadística necesaria (Turchin, 1986; Pospelov, 1986).

Esta realidad física cimenta teóricamente el Oligopolio Computacional. La infraestructura necesaria para cruzar la barrera termodinámica del aprendizaje profundo —centros de datos, refrigeración, chips especializados de 5nm— actúa como un filtro darwiniano que elimina a los competidores más pequeños, concentrando el poder de la IA en "superestrellas" corporativas y geopolíticas (Suleyman & Bhaskar, 2023).

Dubrovsky et al. (2022) advierten que esta centralización técnica deriva en una centralización política. Al presentar la IA como una entidad mágica o autónoma —el "Fetiche de la IA"—, los actores hegemónicos (Big Tech) ocultan la infraestructura material y energética que solo ellos poseen. La IA no es una nube etérea: es una organización industrial masiva (Berdyaev, 1933/2023) que requiere un consumo de energía y hardware que excluye a los actores menores, consolidando un dominio geopolítico (Dubrovsky et al., 2022).

El Problema de la Representación y la Soberanía Cultural

La dependencia de modelos estadísticos masivos entrenados centralmente plantea un grave problema de representación y amenaza la soberanía cognitiva de las naciones importadoras de tecnología. Como advirtieron Russell y Norvig (2022) al discutir la arquitectura de los agentes, la inteligencia depende de cómo el agente percibe y modela su entorno. En el paradigma actual, los modelos del mundo no se construyen localmente ni se anclan en la experiencia física directa

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

del entorno —el problema del grounding o anclaje—, sino que se importan como cajas negras pre-entrenadas con datos globales, mayoritariamente anglocéntricos y occidentales (Suleyman & Bhaskar, 2023).



Figura 4. La inteligencia para ser tal debe estar situada. Al importar modelos, se importan sesgos que no poseen una representación causal del entrono local

En relación a lo planteado, Rodney Brooks (1991) argumentó que la verdadera inteligencia requiere estar situada físicamente en el mundo. Efimov et al. (2021) citan explícitamente esta crítica: la inteligencia requiere un cuerpo y una interacción real con el entorno, no solo manipulación de símbolos. La IA generativa actual carece de este grounding: opera en un mundo virtual de signos sin referentes físicos directos (Efimov et al., 2021, p. 216). Esto crea una brecha entre el modelo estadístico y la realidad fenomenológica humana.

La falta de anclaje local significa que estos sistemas no responden a la realidad material y cultural del usuario final, sino a la distribución estadística de los datos de entrenamiento. Esto crea una forma de gobernanza algorítmica foránea, donde las decisiones críticas —desde el diagnóstico médico hasta la moderación de contenidos— se delegan a sistemas que no poseen una representación causal o simbólica válida del contexto local, sino meras correlaciones estadísticas ajenas (Goodfellow et al., 2016; Suleyman & Bhaskar, 2023).

Esta desconexión tiene implicaciones políticas profundas. Efimov et al. (2021) introducen el concepto de Techno-Umwelt (mundo circundante tecnológico). Al importar modelos de IA, los países importan una forma de percibir la realidad diseñada por otros. Esto no es neutral: define qué es visible y qué es invisible para el sistema administrativo (Efimov et al., 2021, p. 219).

Bostrom (2014) sugiere que una ventaja estratégica en la tecnología de la inteligencia puede consolidarse en un singleton o un poder unipolar capaz de imponer sus normas. En el contexto del Sur Global, esto se traduce en una erosión de la soberanía cultural y cognitiva. Al importar modelos fundacionales como los LLM descritos por Suleyman —que han sido optimizados para maximizar funciones de utilidad definidas en Silicon Valley o Shenzhen—, las naciones receptoras importan también los sesgos, valores y visiones del mundo implícitos en esos modelos (Suleyman & Bhaskar, 2023).

Vygotsky y Luria demostraron que las funciones mentales superiores son de origen social y están mediadas por el lenguaje y la cultura histórica (Luria, 1979; Vygotsky, s.f.). Una IA entrenada con datos globales anglo céntrico impone una estructura semántica ajena,

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

erosionando la capacidad de la cultura local para generar sus propios significados y tomar decisiones soberanas. La organización técnica reemplaza al organismo cultural (Berdyaev, 1933/2023).

Esta dinámica representa una forma de neocolonialismo cognitivo: los países en desarrollo pierden la capacidad de definir autónomamente sus categorías de percepción y evaluación, delegando su "zona de desarrollo próximo" —en términos vygotskianos— a servidores extranjeros que procesan la realidad según parámetros ajenos a su historia, necesidades y aspiraciones.

Metodología

Para abordar la complejidad inherente a la intersección entre tecnología avanzada y política internacional, este estudio se enmarca en un enfoque cualitativo, el cual permite profundizar en los fenómenos explorando las perspectivas y significados subyacentes en los documentos analizados, sin pretender la generalización estadística de los resultados (Hernández-Sampieri et al., 2014).

El diseño de investigación adoptado es de carácter documental y bibliográfico. Según Arias (2012), este diseño se basa en la búsqueda, recuperación, análisis, crítica e interpretación de datos secundarios, es decir, los obtenidos y registrados por otros investigadores en fuentes documentales: impresas, audiovisuales o electrónicas. En este caso, el diseño no se limita a la compilación, sino que busca la construcción de nuevo conocimiento a partir del contraste dialéctico entre fuentes divergentes.

Procedimiento y Corpus de Análisis: El procedimiento se estructura en la revisión crítica de dos unidades de análisis diferenciadas:

- Corpus Técnico-Fundacional: Textos seminales de autores como McCarthy, Vapnik, Hinton, Moravec y Brooks, que establecen la realidad material de la IA.
- Corpus de Gobernanza: Informes y marcos normativos recientes sobre desarrollo sostenible y regulación digital.

Técnicas de Análisis Para el procesamiento de la información se empleó la técnica de Análisis de Contenido. Siguiendo los postulados de Bardin (2002), se realizó un análisis temático para identificar "núcleos de sentido" dentro de los textos técnicos y políticos. Esto permitió inferir cómo las variables físicas (consumo energético) y matemáticas (aprendizaje estadístico) descritas en la literatura técnica actúan como condicionantes de las asimetrías descritas en la literatura política. Esta triangulación teórica valida que la desigualdad tecnológica identificada no es aleatoria, sino estructural.

Resultados y Discusión

El análisis cruzado entre la teoría fundacional de la IA y los indicadores globales recientes confirma que la "brecha de IA" no es coyuntural, sino una característica estructural derivada de los requisitos físicos y matemáticos del paradigma conexionista actual. A continuación, se presentan los hallazgos organizados según las tensiones dialécticas identificadas en la metodología.

La Hegemonía del Cómputo y el Capital Termodinámico

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

La revisión de la literatura técnica de Moravec (1988) estableció que la inteligencia artificial está limitada fundamentalmente por la capacidad de procesamiento de hardware y la energía. Los datos más recientes corroboran esta "barrera termodinámica" no solo como un límite físico, sino como un filtro de exclusión geopolítica activo. El AI Index Report (2025) confirma que estamos presenciando un crecimiento récord en las capacidades de los modelos y en la inversión privada, lo que valida la tesis de que la IA ha entrado en una fase de intensidad de capital que pocos pueden sostener.

Según el informe de la Agencia Internacional de la Energía (IEA, 2024), el consumo eléctrico de los centros de datos, impulsado por el entrenamiento de modelos de IA, alcanzó los 460 TWh en 2022 y se proyecta que supere los 1.000 TWh para 2026, una cifra equivalente al consumo total de Japón. Este requisito energético crea una barrera de entrada insalvable para los países del Sur Global, cuya infraestructura energética es a menudo inestable o insuficiente para sostener clústeres de computación de alto rendimiento (HPC).

Además, la infraestructura física necesaria para esta computación se encuentra altamente concentrada. Los datos de mercado de 2024 indican que tres proveedores estadounidenses —Amazon Web Services, Microsoft Azure y Google Cloud— controlan aproximadamente el 66% del mercado global de infraestructura en la nube (Synergy Research Group, 2024). Sin embargo, esta hegemonía occidental debe matizarse con la realidad de una carrera tecnológica que se ha vuelto "concurrida" en la cima, pero excluyente en la base: China está cerrando rápidamente la brecha de rendimiento con Estados Unidos, consolidando un duopolio tecnológico de facto. Esta concentración de poder en dos polos valida la hipótesis de Kai-Fu Lee sobre un nuevo orden mundial bipolar, donde la soberanía digital de las naciones en desarrollo es ilusoria, ya que sus ecosistemas digitales operan físicamente sobre hardware propiedad de jurisdicciones extranjeras.

La brecha se profundiza al observar la distribución de beneficios. El Stanford HAI advierte explícitamente que, aunque la influencia de la IA en la economía y la gobernanza global se intensifica, "sus beneficios no se distribuirán equitativamente a menos que guiemos su desarrollo con consideración" (Stanford HAI, 2024). Actualmente, la "vibrancia" de la IA —medida en investigación, economía y parámetros técnicos— muestra niveles récord de inversión privada que se agrupan en los nodos de poder existentes. Esto deja a los países en desarrollo en una posición de vulnerabilidad sistémica: incapaces de costear la "entrada" termodinámica al mercado y relegados a ser consumidores pasivos de una tecnología cuya gobernanza y alineación ética se deciden en foros académicos y corporativos del Norte Global.

El Monopolio del Aprendizaje Estadístico: Costos y Datos

La teoría de Vapnik (2000) estableció una premisa matemática que hoy deviene en una barrera económica insalvable: la minimización del riesgo empírico en espacios de alta dimensión requiere volúmenes masivos de datos para garantizar la generalización. Sin embargo, los datos actuales revelan que a esta exigencia estadística se suma una dinámica de aceleración financiera que eleva perpetuamente el umbral de entrada.

El AI Index Report 2025 confirma que el sector está experimentando un "crecimiento récord en las capacidades de la IA y en la inversión privada" (Stanford HAI, 2025). Este aumento exponencial en la inversión necesaria para empujar la frontera tecnológica actúa como un segundo filtro de exclusión: ya no basta con superar la "barrera termodinámica" (acceso a energía y hardware); se requiere una liquidez financiera masiva para competir en un entorno donde los

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

costos de entrenamiento y desarrollo se han disparado. Esto valida que la capacidad de participar en la economía de la IA está reservada para actores con capital hiperescalar.

Desde una perspectiva geopolítica, la hegemonía del sector ha dejado de ser estática o monolíticamente occidental para convertirse en una competencia bipolar feroz. Análisis recientes destacan que la "carrera de la IA se ha vuelto concurrida" en la cúspide, con China cerrando rápidamente la brecha de rendimiento frente a Estados Unidos (Wired, 2025). Rusell Wald, director ejecutivo de Stanford HAI, subraya que esta competencia intensifica la concentración de talento y recursos en dos únicos nodos globales (Wald, 2025). Esta validación empírica refuerza la tesis de que, mientras las potencias luchan por la supremacía del rendimiento técnico, el resto de las naciones quedan relegadas a la periferia, observando una carrera armamentista tecnológica en la que carecen de capacidad de agenciamiento.

La dimensión ética y distributiva de esta concentración es crítica. El reporte de Stanford advierte explícitamente que, aunque la influencia de la IA en la gobernanza global nunca ha sido tan pronunciada, "sus beneficios no se distribuirán equitativamente" sin una intervención consciente (Stanford HAI, 2025). La "vibrancia" del ecosistema de IA —medida en investigación y desarrollo— se agrupa exclusivamente en torno a quienes poseen el capital termodinámico y financiero. Esto deja a las economías en desarrollo expuestas a los impactos disruptivos de la tecnología (desplazamiento laboral, dependencia algorítmica) sin capturar sus dividendos económicos o científicos, consolidando la brecha estructural Norte-Sur.

Discusión: La Erosión de la Soberanía y el Problema del "Grounding"

La discusión de estos hallazgos a la luz de Brooks (1991) revela un riesgo crítico de representación. Brooks argumentaba que la inteligencia debe estar "anclada" (grounded) en el entorno físico que habita. Sin embargo, los datos de la UNCTAD (2024) señalan que el Sur Global está importando sistemas de IA entrenados con datos y valores del Norte Global, sin capacidad de reentrenamiento local debido a la falta de infraestructura (118 países, mayoritariamente en desarrollo, están ausentes de las discusiones de gobernanza global de la IA).

Esta dinámica es corroborada institucionalmente por el AI Index Report 2025 de Stanford, el cual advierte explícitamente que, si bien la influencia de la IA en la economía y la gobernanza global se intensifica, "sus beneficios no se distribuirán equitativamente a menos que guiemos su desarrollo con consideración". Esta advertencia subraya que la trayectoria actual, caracterizada por un "crecimiento récord en las capacidades" y una adopción acelerada en el mundo real, tiende a concentrar las ventajas en los nodos desarrollados mientras exporta los riesgos a la periferia.

Esto genera una forma de "neocolonialismo algorítmico": los países en desarrollo adoptan "cajas negras" estadísticas (Hinton et al., 2015) para la toma de decisiones públicas en áreas sensibles. El reporte destaca avances profundos en la aplicación de la IA en "ciencia y medicina" para la atención al paciente y esfuerzos para estandarizar "datos de decisiones judiciales" a través de laboratorios legales tecnológicos. La importación acrítica de estos modelos en el Sur Global implica que sistemas optimizados para realidades médicas y jurídicas occidentales pasen a regir sobre poblaciones con contextos radicalmente distintos.

La imposibilidad técnica de auditar estos modelos (debido a su opacidad y complejidad) implica que los estados ceden parte de su soberanía cognitiva a corporaciones transnacionales. La situación se agrava al observar el panorama geopolítico descrito por Russell Wald, director

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

ejecutivo de Stanford HAI, quien señala que la competencia se ha cerrado en la cúspide, con China "estrechando la brecha de rendimiento" frente a Estados Unidos, Mientras la "investigación académica de alta calidad" florece en estos centros de poder, la ausencia de participación del resto del mundo en la definición de métricas y políticas incapacita a las naciones en desarrollo para regular efectivamente los sesgos que estos sistemas introducen en sus sociedades.

Conclusiones

El análisis realizado en este estudio permite concluir que la desigualdad tecnológica actual no es una externalidad accidental del mercado, sino una consecuencia estructural inherente al paradigma técnico dominante. La transición de la inteligencia artificial simbólica hacia el aprendizaje profundo ha impuesto una "barrera de entrada termodinámica y estadística" que reconfigura la soberanía de las naciones. Al contrastar la teoría del aprendizaje estadístico de Vapnik con los datos recientes del mercado global, se evidencia que la capacidad de generalización algorítmica está matemáticamente ligada a una concentración masiva de datos y cómputo, recursos que hoy operan bajo una lógica de oligopolio geopolítico.

En primer lugar, se ha demostrado que la materialidad de la IA actúa como el principal factor de exclusión. Lejos de la visión etérea del software, la IA contemporánea es una industria pesada que depende de infraestructuras físicas críticas (centros de datos hiperescalares y energía) inalcanzables para la mayoría de las economías del Sur Global. Esta limitación física, prevista teóricamente por Moravec, valida la existencia de una brecha insalvable mediante la simple digitalización superficial; sin soberanía sobre el hardware y la energía, no existe soberanía sobre la inteligencia artificial.

En segundo lugar, la investigación confirma el riesgo de un neocolonialismo cognitivo. La adopción acrítica de modelos fundacionales entrenados en el Norte Global implica importar sistemas de decisión que carecen de anclaje (grounding) en las realidades culturales y legales locales. Como advertía Brooks, la inteligencia sin representación adecuada del entorno deriva en alucinaciones contextuales; en el ámbito de la gobernanza, esto se traduce en la aplicación de normativas y sesgos foráneos automatizados, erosionando la capacidad de los estados en desarrollo para autodeterminarse jurídica y culturalmente.

Finalmente, este artículo aporta una visión innovadora sobre la gobernanza global. Los mecanismos actuales, centrados en principios éticos abstractos, son insuficientes porque ignoran la economía política del cómputo. La competencia bipolar entre potencias tecnológicas ha acelerado una carrera de inversión que deja al resto del mundo en la periferia. Por tanto, se concluye que una gobernanza efectiva y equitativa no puede basarse únicamente en la regulación del uso (el output), sino que debe abordar la distribución de la capacidad de producción (el input).

Para los países en vías de desarrollo, la implicación estratégica es clara: la soberanía digital no se logrará únicamente mediante marcos regulatorios defensivos, sino a través de la construcción de infraestructuras regionales federadas de cómputo y datos. Solo mediante la posesión de los medios de producción algorítmica será posible desarrollar una IA que responda a las necesidades locales y rompa el ciclo de dependencia estructural que amenaza con perpetuar la desigualdad en el siglo XXI.

Referencias

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

Arias, F. G. (2012). El proyecto de investigación: Introducción a la metodología científica (6.ª ed.). Episteme.
Armitage, H. (2025, 15 de abril). AI in science and medicine [Audio podcast]. Stanford Institute for Human-Centered AI.
Bardin, L. (2002). Análisis de contenido (3.ª ed.). Akal.
Berdyaev, N. A. (2023). Man and machine (the problem of sociology and the metaphysics of technology). Technology and Language, 4(2), 7–26. (Obra original publicada en 1933)
Bostrom, N. (2014). Superintelligence: Paths, dangers, strategies. Oxford University Press.
Brooks, R. A. (1991). Intelligence without representation. Artificial Intelligence, 47(1–3), 139–159. https://doi.org/10.1016/0004-3702(91)90053-M
Davis, R., & King, J. (1975). An overview of production systems. En E. W. Elcock & D. Michie (Eds.), Machine intelligence 8 (pp. 300–332). Ellis Horwood.
Dubrovsky, D. I., Efimov, A. R., Lepskiy, V. E., & Slavin, B. B. (2022). The fetish of artificial intelligence. Russian Journal of Philosophical Sciences, 65(1), 44–71.
Efimov, A. R., Dubrovsky, D. I., & Matveev, P. M. (2021). Walking through the Turing wall. IFAC-PapersOnLine, 54(13), 215–220.
Fu, K. S. (1980). Syntactic pattern recognition and applications. Prentice-Hall.
Gold, E. M. (1967). Language identification in the limit. Information and Control, 10(5), 447–474.
Gold, E. M. (1978). Complexity of automaton identification from given data. Information and Control, 37(3), 302–320.
Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT Press.
Hernández-Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2014). Metodología de la investigación (6.ª ed.). McGraw-Hill Interamericana.
International Energy Agency. (2024). Electricity 2024: Analysis and forecast to 2026. IEA Publications. https://www.iea.org/reports/electricity-2024
Kiesow Cortez, E. (s.f.). Judicial decision data collection. Stanford Institute for Human-Centered AI.
Kowalski, R. (1974). Predicate logic as programming language. En Proceedings of the IFIP Congress (pp. 569–574). North-Holland.
LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539
Luria, A. R. (1979). Las funciones corticales superiores del hombre. Editorial Científico-Técnica. (Obra original publicada en 1969)
McCarthy, J. (1959). Programs with common sense. En Proceedings of the Teddington Conference on the Mechanization of Thought Processes (pp. 75–91). Her Majesty's Stationery Office.
Moravec, H. (1988). Mind children: The future of robot and human intelligence. Harvard University Press.
Moravec, H. P. (1999). Robot: Mere machine to transcendent mind. Oxford University Press.
Newell, A., & Simon, H. A. (1956). The logic theory machine: A complex information processing system (Report No. P-868). The RAND Corporation.
Newell, A., & Simon, H. A. (1972). Human problem solving. Prentice-Hall.
Pospelov, D. A. (Ed.). (1986). Iskusstvennyy intellekt: Spravochnik. Kniga 2: Modeli i metody [Artificial intelligence: Handbook. Book 2: Models and methods]. Radio i svyaz'.
Quinlan, J. R. (1979). Discovering rules by induction from large collections of examples. En D. Michie (Ed.), Expert systems in the microelectronic age (pp. 168–201). Edinburgh University Press.
Robinson, J. A. (1965). A machine-oriented logic based on the resolution principle. Journal of the ACM, 12(1), 23–41.
Russell, S. J., & Norvig, P. (2022). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). Pearson.

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025

Shapiro, E. Y. (1981). Inductive inference of theories from facts (Research Report No. 192). Yale University, Department of Computer Science.
Stanford Institute for Human-Centered AI. (2024). Artificial intelligence index report 2024. https://aiindex.stanford.edu/report/
Suleyman, M., & Bhaskar, M. (2023). The coming wave: Technology, power, and the twenty-first century's greatest dilemma. Crown.
Synergy Research Group. (2024). Cloud market share trends. SRG Research.
Turchin, V. F. (1986). The concept of a supercompiler. ACM Transactions on Programming Languages and Systems, 8(3), 292–325.
UNCTAD. (2024). Digital economy report 2024: Shaping an environmentally sustainable and inclusive digital future. United Nations. https://unctad.org/publication/digital-economy-report-2024
Vapnik, V. N. (2000). The nature of statistical learning theory (2nd ed.). Springer.
Vygotsky, L. S. (s.f.). Pensamiento y lenguaje. A. Machado Libros. (Edición digital basada en Obras escogidas, 2001)
Wald, R. (2025, 8 de mayo). How Stanford HAI defines human-centered AI [Audio podcast]. Stanford Institute for Human-Centered AI.
Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8(3), 338–353.
Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. Information Sciences, 8(3), 199–249

Depósito Legal: PPX200002ZU2142 / ISSN: 1856-4194. Volumen 24 Edición No 02– Año 2025