v.2, n.1, 2026

REVISTA CIENTÍFICA SOL21
STANDARD OPEN LITERATURE - ISSN 3086-089X

A GEOPOLÍTICA DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: DA ATENÇÃO PÚBLICA VIA GOOGLE TRENDS À PRODUÇÃO ACADÊMICA ESTIMADA PELO GOOGLE SCHOLAR

THE GEOPOLITICS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE: FROM PUBLIC ATTENTION VIA GOOGLE TRENDS TO SCHOLARLY PRODUCTION ESTIMATED BY GOOGLE SCHOLAR

LA GEOPOLÍTICA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL: DE LA ATENCIÓN PÚBLICA VÍA GOOGLE TRENDS A LA PRODUCCIÓN ACADÉMICA ESTIMADA POR GOOGLE SCHOLAR

Davis Souza Alves[1], Márcio Magera Conceição[2]

e2129
https://doi.org/10.67553/sol21.v.2i1.29

PUBLICADO: 08/2026

RESUMO

Este artigo investiga em que medida a atenção pública a tecnologias estratégicas associadas à inteligência artificial (IA) se relaciona com a visibilidade da produção acadêmica sobre os mesmos temas. O desenho longitudinal cobre 2016–2025 e integra duas fontes: Google Trends, utilizado como proxy de atenção pública, e Google Scholar, utilizado como proxy ampla de visibilidade acadêmica. Quatro dimensões são analisadas: inteligência artificial, semicondutores, minerais críticos e data centers. As médias anuais do Google Trends foram comparadas com contagens anuais estimadas do Google Scholar (GSERC) obtidas por expressões exatas, além de buscas combinadas entre “artificial intelligence” e três componentes materiais da IA. As associações foram avaliadas por correlação de Spearman em níveis, primeiras diferenças e defasagem de um ano. As contagens gerais do Scholar não apresentaram convergência uniforme com a atenção pública: IA mostrou associação praticamente nula, semicondutores associação negativa, minerais críticos associação positiva muito forte e data centers associação não significativa. Em contraste, as contagens vinculadas explicitamente à IA apresentaram correlações fortes com a atenção pública em semicondutores (ρ=0,903), minerais críticos (ρ=0,963) e data centers (ρ=0,906). Entretanto, nas primeiras diferenças, apenas minerais críticos permaneceu estatisticamente significativo. Os resultados sugerem que a atenção pública acompanha mais consistentemente a crescente incorporação da IA em campos estratégicos do que o tamanho bruto estimado desses campos no Google Scholar. As limitações das contagens estimadas do Scholar impedem interpretação como números exatos de publicações.

PALAVRAS-CHAVE: Inteligência artificial. Geopolítica. Google Trends. Google Scholar. Semicondutores. Minerais críticos. Data centers.

ABSTRACT

This article investigates the extent to which public attention to strategic technologies associated with artificial intelligence (AI) corresponds to the scholarly visibility of the same topics. The longitudinal design covers 2016–2025 and integrates two sources: Google Trends as a proxy for public attention and Google Scholar as a broad proxy for scholarly visibility. Four dimensions are examined: artificial intelligence, semiconductors, critical minerals, and data centers. Annual Google Trends averages were compared with annual Google Scholar Estimated Result Counts (GSERC) obtained through exact-phrase queries, as well as combined searches linking “artificial intelligence” to three material components of AI. Associations were assessed using Spearman correlations in levels, first differences, and one-year lags. General Scholar counts did not converge uniformly with public attention: AI showed virtually no association, semiconductors a negative association, critical minerals

[1] Doutor em Administração de TI - Ph.D na Florida Christian University (EUA) convalidado no Brasil, Mestre em Administração com foco em TI Verde (2015), Extensão em Gestão de TI pela FGV/SP (2011), Pós-graduado em Gerenciamento de Projetos (2009), Graduado em Redes de Computadores e Internet (2008).

[2] Doutor em Economia pela PUC-Campinas; MBA em Marketing pela ESAMC, Sorocaba; mestre em Administração pela UNG-Guarulhos; mestre e doutor em Sociologia pela PUC-São Paulo; doutor em Administração pela Florida Christian University (FCU-USA); e Pós-doutor pela Unicamp-Campinas, pela FCU-USA e pela Universidade de Coimbra (UC-Portugal).

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

REVISTA CIENTÍFICA SOL21
STANDARD OPEN LITERATURE - ISSN 3086-089X

a very strong positive association, and data centers a non-significant association. By contrast, AI-linked counts were strongly associated with public attention for semiconductors (ρ=.903), critical minerals (ρ=.963), and data centers (ρ=.906). However, in first differences, only critical minerals remained statistically significant. The findings suggest that public attention is more consistently aligned with the increasing embedding of AI within strategic fields than with the estimated raw size of those fields in Google Scholar. Because Scholar hit counts are estimates and can be unstable, they are treated as indicators of scholarly visibility rather than exact publication counts.

KEYWORDS: *Artificial intelligence. Geopolitics. Google Trends. Google Scholar. Semiconductors. Critical minerals. Data centers.*

RESUMEN
Este artículo investiga en qué medida la atención pública hacia tecnologías estratégicas asociadas con la inteligencia artificial (IA) se relaciona con la visibilidad de la producción académica sobre los mismos temas. El diseño longitudinal abarca 2016–2025 e integra dos fuentes: Google Trends, utilizado como proxy de atención pública, y Google Scholar, utilizado como proxy amplio de visibilidad académica. Se analizan cuatro dimensiones: inteligencia artificial, semiconductores, minerales críticos y centros de datos. Los promedios anuales de Google Trends se compararon con conteos anuales estimados de resultados de Google Scholar (GSERC) obtenidos mediante expresiones exactas, además de búsquedas combinadas entre "artificial intelligence" y tres componentes materiales de la IA. Las asociaciones se evaluaron mediante correlaciones de Spearman en niveles, primeras diferencias y rezagos de un año. Los conteos generales de Scholar no mostraron convergencia uniforme con la atención pública. En cambio, los conteos explícitamente vinculados a IA presentaron correlaciones fuertes con la atención pública para semiconductores (ρ=0,903), minerales críticos (ρ=0,963) y centros de datos (ρ=0,906). Sin embargo, en primeras diferencias solo minerales críticos mantuvo significación estadística. Los resultados sugieren que la atención pública se alinea de manera más consistente con la creciente incorporación de la IA en campos estratégicos que con el tamaño bruto estimado de esos campos en Google Scholar. Las limitaciones de los conteos estimados impiden interpretarlos como números exactos de publicaciones.

PALABRAS CLAVE: *Inteligencia artificial. Geopolítica. Google Trends. Google Scholar. Semiconductores. Minerales críticos. Centros de datos.*

INTRODUÇÃO

A inteligência artificial deixou de ser apenas um domínio de software para se tornar uma infraestrutura estratégica que articula capacidade computacional, semicondutores avançados, energia, redes, instalações físicas e cadeias de suprimento minerais. A literatura de relações internacionais já trata a IA como tecnologia habilitadora capaz de alterar competição, poder e segurança, ao mesmo tempo em que a crescente dependência de chips, instalações de computação e recursos materiais desloca parte da disputa para o controle de infraestrutura e de gargalos produtivos (Horowitz, 2018; Reinhold, 2026). Estudos recentes reforçam essa materialidade ao relacionar diretamente data centers, energia, minerais críticos e geopolítica às bases físicas da IA (STACCIARINI & GONÇALVES, 2025).

Essa transformação ocorre simultaneamente em diferentes arenas de atenção. De um lado, mecanismos de busca registram a saliência pública de conceitos tecnológicos e estratégicos; de

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

outro, bases de literatura acadêmica refletem a incorporação desses temas em documentos científicos, técnicos e acadêmicos. O Google Trends tornou-se uma fonte consolidada para estudos de comportamento informacional, desde que seus valores normalizados sejam interpretados como interesse relativo e não como volume absoluto de buscas (Mavragani & Ochoa, 2019). O Google Scholar, por sua vez, possui cobertura ampla e multidisciplinar, frequentemente superior a bases controladas em determinados tipos de documentos e citações, mas apresenta limitações importantes de transparência, qualidade de indexação, busca avançada e reprodutibilidade de contagens (HARZING & ALAKANGAS, 2016; HALEVI ET AL., 2017; MARTÍN-MARTÍN ET AL., 2021).

O ponto de partida empírico deste estudo é o IICTEC Research Report No. 001/2026, que documentou uma aceleração recente da atenção pública global não apenas à IA, mas também a semicondutores, GPUs, minerais críticos e data centers. O relatório mostrou que a visibilidade pública da IA estava se expandindo para sua base física e material, mas utilizou exclusivamente Google Trends e teve natureza institucional e exploratória (IICTEC, 2026). O presente artigo amplia aquele desenho ao introduzir uma segunda camada empírica: a visibilidade acadêmica estimada no Google Scholar.

O problema de pesquisa é formulado da seguinte maneira: em que medida mudanças na atenção pública a dimensões estratégicas da inteligência artificial correspondem a mudanças na visibilidade da produção acadêmica sobre os mesmos temas entre 2016 e 2025? A questão é relevante porque uma eventual convergência pode indicar que determinadas infraestruturas estão se tornando simultaneamente mais salientes para o público e mais integradas à agenda acadêmica da IA; uma divergência, por outro lado, pode revelar diferenças entre ciclos de curiosidade pública, maturidade científica e características próprias dos mecanismos de indexação.

O objetivo geral é comparar longitudinalmente a atenção pública e a visibilidade acadêmica relacionadas à geopolítica material da IA. Como objetivos específicos, o estudo busca:

• converter as séries mensais de Google Trends em indicadores anuais comparáveis para 2016–2025;

• estimar a visibilidade acadêmica geral de Artificial Intelligence, Semiconductor, Critical Minerals e Data Center por meio de contagens anuais padronizadas do Google Scholar;

• medir a visibilidade acadêmica explicitamente vinculada à IA por buscas combinadas entre “artificial intelligence” e semiconductor, critical minerals e data center;

• avaliar associações contemporâneas, variações anuais e possíveis relações defasadas entre atenção pública e visibilidade acadêmica.

A justificativa científica reside em aproximar dois tipos de sinal normalmente estudados separadamente. Enquanto a literatura de Google Trends enfatiza comportamento informacional, a

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

bibliometria tradicional privilegia bases estruturadas. Aqui, a combinação é usada de forma deliberadamente exploratória: não para substituir Scopus ou Web of Science, mas para observar se um mecanismo de busca acadêmico de ampla cobertura produz sinais temporais capazes de dialogar com a atenção pública. A contribuição esperada é, portanto, metodológica e substantiva: propor uma estrutura replicável de comparação entre atenção pública, visibilidade acadêmica geral e visibilidade acadêmica vinculada à IA.

1 - REFERENCIAL TEÓRICO

1.1 Inteligência artificial, poder e infraestrutura estratégica

A geopolítica da IA pode ser compreendida em dois níveis complementares. O primeiro envolve capacidades algorítmicas, talento, dados, modelos e adoção organizacional; o segundo envolve os ativos físicos que tornam essas capacidades executáveis em escala. Horowitz (2018) caracteriza a IA como tecnologia habilitadora com potencial de alterar competição internacional e poder relativo, mas ressalta que seus efeitos dependem da difusão, da adoção e da capacidade organizacional. Essa perspectiva ajuda a evitar determinismo tecnológico e, ao mesmo tempo, permite compreender por que a infraestrutura de computação passa a ter significado estratégico.

A expansão da IA também vem alterando os circuitos de produção e difusão do conhecimento. Em publicação na Revista Científica SOL21, Carmo e Figueredo (2025) mostram que a IA generativa já se tornou objeto de debate no ensino superior, especialmente em torno de uso responsável, ética e regulamentação. Em outra contribuição da revista, Magera Conceição et al. (2025) discutem a crescente aproximação entre formação doutoral, produção científica e setores industriais, reforçando que conhecimento acadêmico e aplicações estratégicas circulam para além do espaço universitário. Esses movimentos são relevantes para a presente pesquisa porque sugerem que atenção pública, produção acadêmica e adoção setorial podem evoluir em ritmos distintos, mas interconectados.

No nível físico, semicondutores avançados concentram capacidades de projeto, fabricação e equipamentos em cadeias globais altamente especializadas. A crescente militarização e securitização de IA e semicondutores demonstra como tecnologias originalmente comerciais passam a ser tratadas como ativos de segurança e instrumentos de política econômica (Reinhold, 2026). A disputa não se limita à disponibilidade de chips: envolve propriedade intelectual, equipamentos de fabricação, capacidade fabril, empacotamento avançado e acesso a processadores adequados a cargas intensivas de IA.

Data centers constituem outra camada material. Eles concentram servidores, aceleradores, sistemas de rede, refrigeração e fornecimento elétrico, tornando a IA dependente de infraestrutura territorial e energética. Masanet et al. (2020) já destacavam que a expansão de serviços digitais e

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

de tecnologias intensivas em dados, incluindo IA, produz implicações relevantes para a demanda energética. A escala atual da IA torna data centers ainda mais centrais para debates de localização, disponibilidade de energia, água, redes e soberania computacional.

Os minerais críticos completam essa arquitetura material. Além de integrarem eletrônicos, redes elétricas e equipamentos de energia, determinados minerais possuem cadeias de processamento concentradas e sujeitas a riscos geopolíticos. Vespignani e Smyth (2024) mostram que IA e minerais críticos se relacionam também de forma inversa: a IA pode contribuir para reduzir riscos e aumentar produtividade em projetos minerais. Stacciarini e Gonçalves (2025), por sua vez, sintetizam diretamente a interdependência entre data centers, minerais críticos, energia e geopolítica como fundamento material da inteligência artificial.

A crescente materialidade da IA é acompanhada por uma camada normativa e institucional. Alves Correia et al. (2026) propõem um protocolo de governança de IA baseado em normas e regulamentações internacionais, destacando classificação de risco, governança de dados e modelos, avaliação de impacto, supervisão humana e monitoramento contínuo. Santana et al. (2026) situam a explicabilidade como componente de transparência, auditabilidade e responsabilização em sistemas de IA. Em aplicações sensíveis, como segurança pública, o uso de reconhecimento facial também amplia preocupações éticas (Alves & Conceição, 2025). No plano organizacional, proteção de dados e cultura de privacidade continuam relevantes para ecossistemas intensivos em dados, tanto pela atuação do encarregado/DPO (Lima & Alves, 2021) quanto por estratégias de conscientização corporativa sobre proteção de dados (Alves et al., 2025). Embora o presente estudo não avalie diretamente regimes regulatórios, essa literatura mostra que a geopolítica da IA não se limita à infraestrutura física: ela também envolve governança, direitos, confiança e legitimidade institucional.

1.2 Atenção pública e Google Trends

Atenção pública não equivale a opinião pública. Consultas em mecanismos de busca podem expressar curiosidade, preocupação, interesse profissional, exposição midiática, intenção de investimento ou necessidade educacional. Ainda assim, séries agregadas de busca permitem observar quando determinados temas se tornam mais salientes no ambiente informacional. Mavragani e Ochoa (2019) propõem um enquadramento metodológico para Google Trends que enfatiza a definição explícita de termos, período, região, categoria e tipo de busca.

O Google Trends normaliza o interesse relativo em escala de 0 a 100 dentro do universo de cada consulta. Assim, um valor maior não significa necessariamente maior quantidade absoluta de buscas entre países, nem permite somar mecanicamente séries obtidas em consultas independentes. O relatório do IICTEC enfrentou esse problema usando comparações pareadas com

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

termos de sobreposição e verificações de robustez, abordagem que o presente artigo aproveita para construir as médias anuais dos quatro indicadores focais (IICTEC, 2026).

1.3 Visibilidade acadêmica e Google Scholar

O Google Scholar difere de bases bibliográficas controladas por combinar ampla cobertura com menor transparência sobre critérios de indexação, atualização e deduplicação. Estudos comparativos mostram que sua cobertura pode superar Scopus e Web of Science, especialmente em tipos documentais e campos menos bem representados em bases tradicionais (Harzing & Alakangas, 2016; Martín-Martín et al., 2021). Essa amplitude é coerente com o objetivo deste artigo de observar produção acadêmica em sentido amplo, incluindo artigos, livros, capítulos, teses, preprints e documentos técnicos.

Ao mesmo tempo, essa vantagem de cobertura não autoriza tratar o número mostrado no topo da página de resultados como contagem exata de publicações. Halevi et al. (2017) destacam limitações de controle de qualidade, diretrizes de indexação e extração de dados. Bramer (2016), ao acompanhar buscas repetidas ao longo do tempo, encontrou grandes flutuações nas quantidades de resultados e concluiu que o número de ocorrências relatado pelo Google Scholar é uma medida pouco confiável quando se exige repetibilidade exata. Por isso, este estudo adota a denominação Google Scholar Estimated Result Count (GSERC) e interpreta o indicador como visibilidade acadêmica estimada, e não como produção bibliométrica exata.

1.4 Hipóteses

A integração das duas fontes permite testar quatro expectativas exploratórias:

• H1: a atenção pública apresenta associação positiva com a visibilidade acadêmica geral dos mesmos temas;

• H2: a intensidade e a direção dessa associação variam entre as dimensões estratégicas da IA;

• H3: a incorporação explícita da IA à literatura sobre semicondutores e data centers aumenta ao longo do período, refletindo crescente convergência entre infraestrutura e agenda de IA;

• H4: aumentos de atenção pública antecedem, com defasagem de um ano, aumentos de visibilidade acadêmica vinculada à IA.

2 - METODOLOGIA

2.1 Desenho da pesquisa e período

O estudo adota desenho longitudinal, quantitativo e exploratório, com unidade temporal anual. A análise principal cobre 2016–2025, totalizando dez anos completos. Dados de 2026 foram coletados em ambas as fontes, mas foram excluídos dos testes porque o ano estava incompleto no

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

momento da coleta. A estratégia combina sinais de atenção pública e de visibilidade acadêmica, sem pressupor que um seja causa do outro.

2.2 Google Trends: atenção pública

Os dados de Google Trends derivam da base empírica do IICTEC Research Report No. 001/2026, coletada em 24 de agosto de 2026. A configuração foi Worldwide, All Categories e Web Search. Para reduzir compressão de escala em termos de menor volume, o relatório também coletou comparações pareadas. O presente artigo utiliza, para cada dimensão, a série focal de maior resolução disponível e previamente validada contra a extração principal: Artificial Intelligence, Semiconductor, Critical Minerals e Data Center. Os valores mensais foram agregados pela média aritmética de janeiro a dezembro de cada ano entre 2016 e 2025.

2.3 Google Scholar: protocolo de coleta

A coleta manual no Google Scholar foi realizada em 25 de agosto de 2026, utilizando a interface em português. Para cada consulta, foi aplicado intervalo personalizado de um único ano, de 2016–2016 até 2025–2025. As opções “incluir patentes” e “incluir citações” foram desmarcadas; não foi aplicado filtro de idioma; e a ordenação permaneceu por relevância. O número exibido como “Aproximadamente X resultados” foi registrado como GSERC. O protocolo usou expressões exatas entre aspas, preservando os termos em inglês para padronização internacional.

Camada	Dimensão	Consulta / configuração	Interpretação
Atenção pública	AI Core	Google Trends: Artificial Intelligence; Worldwide; Web Search; média anual	Interesse relativo de busca
Atenção pública	Compute	Google Trends: Semiconductor; Worldwide; Web Search; média anual	Interesse relativo de busca
Atenção pública	Recursos	Google Trends: Critical Minerals; Worldwide; Web Search; média anual	Interesse relativo de busca
Atenção pública	Infraestrutura	Google Trends: Data Center; Worldwide; Web Search; média anual	Interesse relativo de busca
Acadêmica geral	AI Core	“artificial intelligence”	GSERC geral
Acadêmica geral	Compute	“semiconductor”	GSERC geral
Acadêmica geral	Recursos	“critical minerals”	GSERC geral
Acadêmica geral	Infraestrutura	“data center”	GSERC geral
Acadêmica vinculada à IA	Compute	“artificial intelligence” “semiconductor”	GSERC AI-linked
Acadêmica vinculada à IA	Recursos	“artificial intelligence” “critical minerals”	GSERC AI-linked
Acadêmica vinculada à IA	Infraestrutura	“artificial intelligence” “data center”	GSERC AI-linked

Tabela 1 – Protocolo integrado de coleta e operacionalização das variáveis
Fonte: elaboração própria a partir de Google Trends, Google Scholar e IICTEC (2026).

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

Duas buscas do Google Scholar foram repetidas inadvertidamente durante a coleta — Semiconductor em 2018 e 2023 — e retornaram os mesmos valores registrados no primeiro acesso, 404.000 e 245.000, respectivamente. Esse fato é tratado apenas como verificação pontual de consistência intrassessão e não substitui uma replicação formal em dias, locais e navegadores distintos, especialmente diante das limitações de reprodutibilidade documentadas por Bramer (2016).

2.4 Variáveis derivadas e normalização visual

Para semicondutores, minerais críticos e data centers, foi calculado um indicador descritivo de intensidade de vinculação à IA: AI-Linkage Ratio (AILR) = GSERC da consulta combinada / GSERC da consulta geral × 100. O AILR não deve ser interpretado como proporção verdadeira de publicações, porque numerador e denominador são contagens estimadas do Google Scholar. Seu uso é exclusivamente comparativo e exploratório, para avaliar se a presença relativa da expressão “artificial intelligence” dentro do universo recuperado de cada campo aumenta ao longo do tempo.

Nas figuras, cada série foi normalizada independentemente pelo seu valor máximo em 2016–2025, definido como 100. Essa transformação facilita a comparação de trajetórias com unidades e escalas diferentes, sem sugerir equivalência entre magnitudes absolutas de Google Trends e Google Scholar.

2.5 Análise estatística

Foram calculadas correlações de Spearman por dimensão. A primeira análise utiliza níveis anuais, adequada para detectar associação monotônica entre trajetórias. Como séries que crescem ao longo do tempo podem gerar correlações altas apenas por compartilharem uma tendência, foi conduzida uma segunda análise usando primeiras diferenças anuais. A terceira análise explora defasagem de um ano, correlacionando atenção pública no ano t com visibilidade acadêmica no ano t+1; adicionalmente, repetiu-se o teste em primeiras diferenças para avaliar se aumentos anuais da atenção precedem aumentos acadêmicos no período seguinte. Os valores de p são apresentados como apoio exploratório, com referência convencional de 0,05, mas não são interpretados como prova causal devido ao pequeno número de observações anuais e à natureza estimada dos dados do Scholar.

2.6 Limitações

As principais limitações derivam das fontes. Google Trends é uma amostra normalizada de buscas e não mede opinião pública nem volume absoluto. O Google Scholar possui cobertura ampla, mas suas contagens superiores são estimadas, podem oscilar com alterações de algoritmo e indexação, não oferecem histórico de busca reprodutível equivalente a bases bibliográficas estruturadas e não permitem auditoria de todos os registros recuperados. Além disso, pesquisas

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

por expressão exata podem localizar termos no texto completo sem que o documento tenha a relação temática como foco principal. Por isso, os resultados são tratados como sinais de atenção e visibilidade, e não como mensuração censitária de comportamento ou de produção científica.

3 - RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Atenção pública anual

As médias anuais de Google Trends evidenciam aceleração da atenção pública no final do período. Artificial Intelligence sobe de 5,83 em 2016 para 34,58 em 2025; Semiconductor, de 6,08 para 25,75; e Data Center, de 4,00 para 25,67. Critical Minerals apresenta a mudança proporcionalmente mais abrupta: permanece próximo de zero até o final da década de 2010, alcança 6,50 em 2024 e 31,92 em 2025. Essa trajetória é consistente com a mudança tardia identificada e validada no relatório institucional anterior (IICTEC, 2026).

A leitura dessas séries deve permanecer interna a cada termo, pois a normalização do Google Trends não permite concluir, por exemplo, que um índice anual de 25 para Data Center representa o mesmo volume absoluto de buscas que 25 para Semiconductor. O resultado relevante é a trajetória temporal de cada indicador.

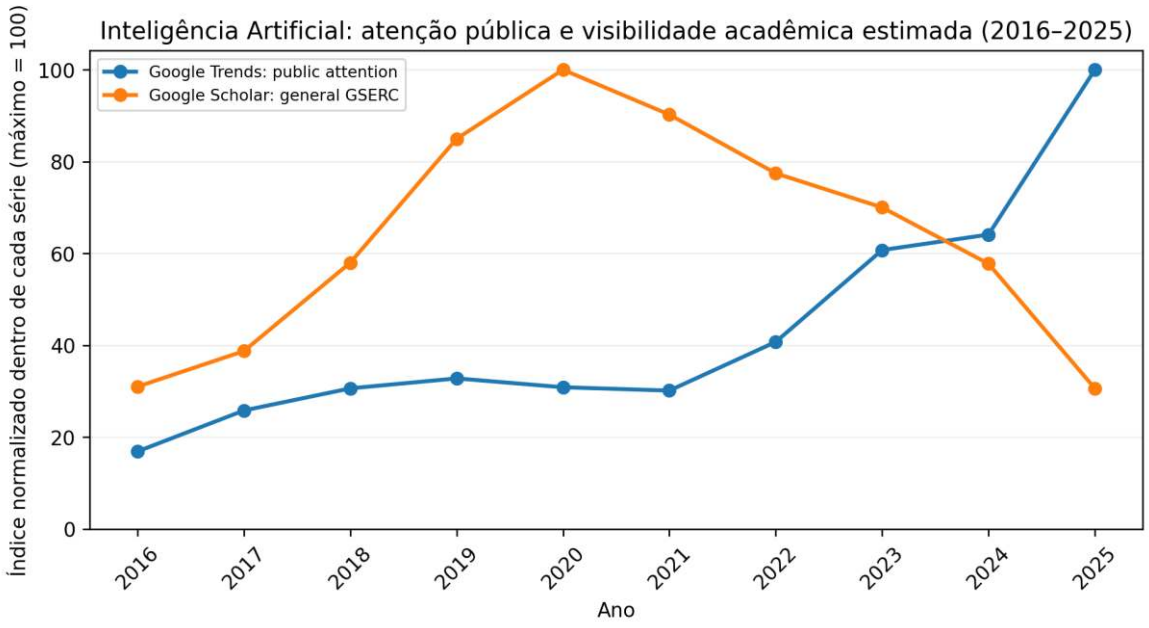


Figura 1 – Inteligência artificial: atenção pública e visibilidade acadêmica estimada, 2016–2025
Fonte: elaboração própria. Cada série foi normalizada independentemente pelo máximo de 2016–2025 = 100.

3.2 Visibilidade acadêmica geral: trajetórias divergentes

As contagens gerais do Google Scholar não reproduzem um único padrão. A consulta exata "artificial intelligence" cresce de 412 mil resultados estimados em 2016 para 1,33 milhão em 2020,

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

mas recua para 407 mil em 2025. Semiconductor permanece próximo de 400 mil até 2020 e cai progressivamente para 130 mil em 2025. Data Center cresce de 42,7 mil para 64,6 mil entre 2016 e 2021 e retorna a 47,1 mil em 2025. Em sentido oposto, Critical Minerals cresce de 409 resultados estimados em 2016 para 10,1 mil em 2025.

Essas diferenças são substantivamente interessantes, mas também expõem a principal fragilidade do uso de hit counts como proxy. Uma interpretação literal sugeriria retração da produção sobre IA, semicondutores e data centers nos anos recentes, o que é difícil de sustentar sem validação em bases controladas. A literatura sobre Google Scholar mostra que as estimativas de resultados podem variar e não correspondem necessariamente a contagens estáveis de documentos (Bramer, 2016; Halevi et al., 2017). Assim, este artigo evita transformar a queda do GSERC geral em afirmação sobre queda real da produção científica.

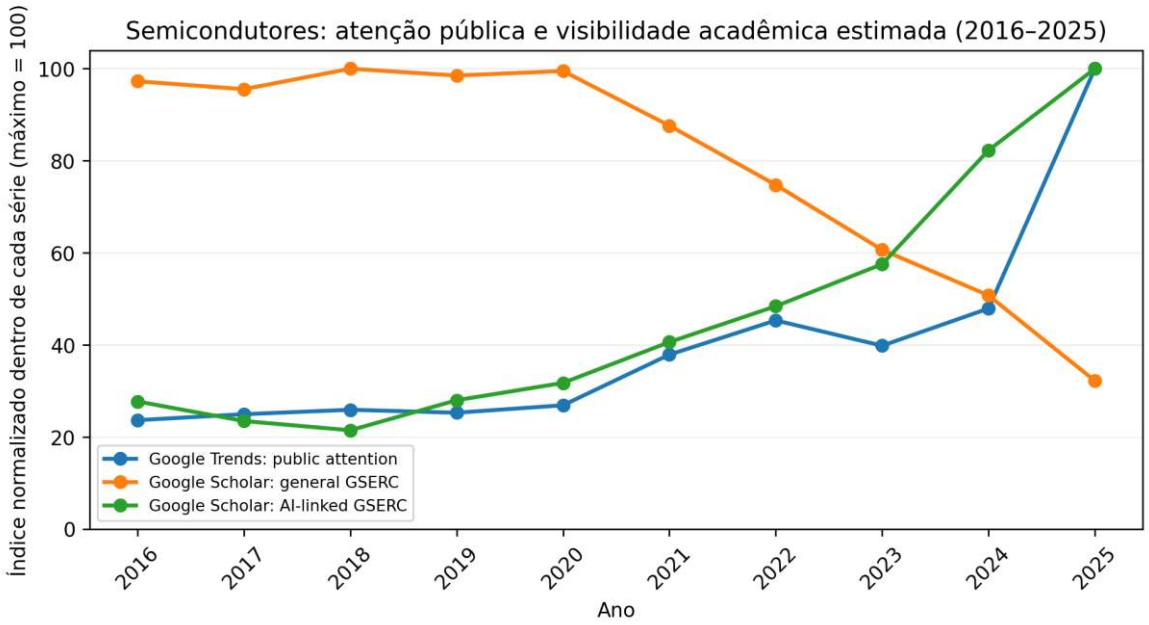


Figura 2 – Semicondutores: atenção pública, GSERC geral e GSERC vinculado à IA
Fonte: elaboração própria. Séries normalizadas independentemente pelo máximo de 2016–2025 = 100.

3.3 A vinculação explícita à IA cresce em campos de infraestrutura

As consultas combinadas produzem uma imagem muito mais consistente. A coocorrência estimada entre “artificial intelligence” e “semiconductor” passa de 10,3 mil em 2016 para 37,2 mil em 2025, equivalente a crescimento anual composto aproximado de 15,3%. A consulta “artificial intelligence” + “data center” cresce de 1,89 mil para 21,9 mil, com crescimento anual composto de 31,3%. Em minerais críticos, a base inicial é muito menor, mas o avanço é ainda mais intenso: de 82 para 2.310, aproximadamente 44,9% ao ano no período.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

A comparação com o universo geral reforça a noção de "incorporação" da IA. O AILR de semicondutores cresce de 2,62% em 2016 para 28,62% em 2025 e apresenta correlação monotônica positiva com o tempo (ρ=0,915; p<0,001). Em data centers, o AILR sobe de 4,43% para 46,50% e cresce monotonamente em todos os anos observados (ρ=1,000; p<0,001). Em critical minerals, o indicador oscila entre aproximadamente 14% e 26%, terminando em 22,87%, sem tendência monotônica significativa. Isso sugere que a literatura sobre minerais críticos já continha, proporcionalmente, alguma interseção com IA desde o início da janela, enquanto semicondutores e data centers passam por uma incorporação relativa muito mais marcada da temática de IA.

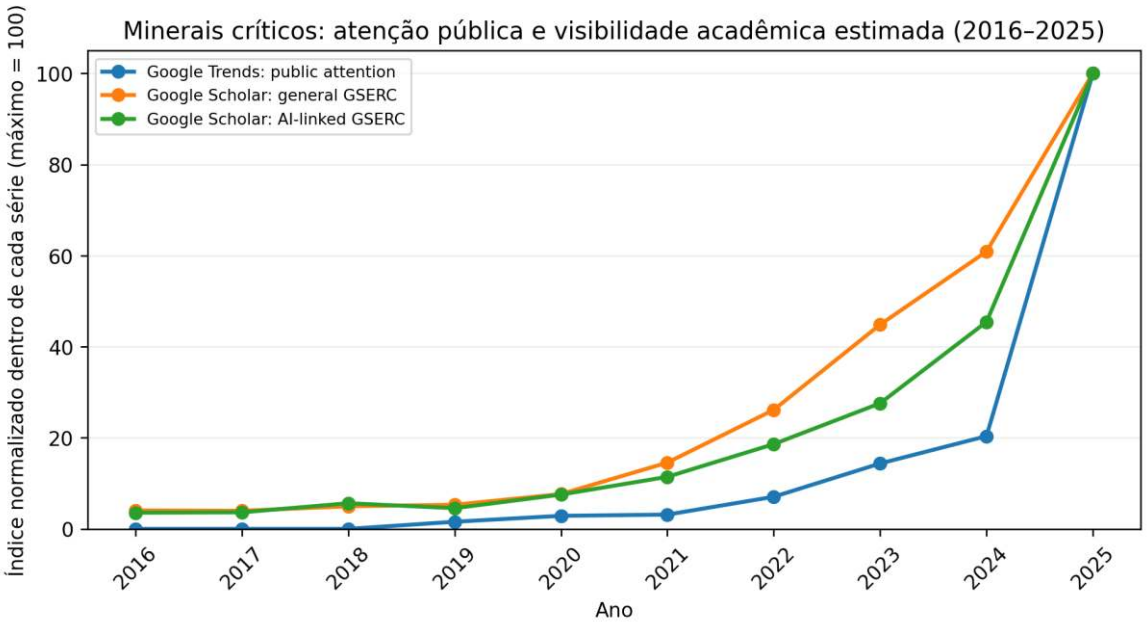


Figura 3 – Minerais críticos: atenção pública, GSERC geral e GSERC vinculado à IA
Fonte: elaboração própria. Séries normalizadas independentemente pelo máximo de 2016–2025 = 100.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

REVISTA CIENTÍFICA SOL21
STANDARD OPEN LITERATURE - ISSN 3086-089X

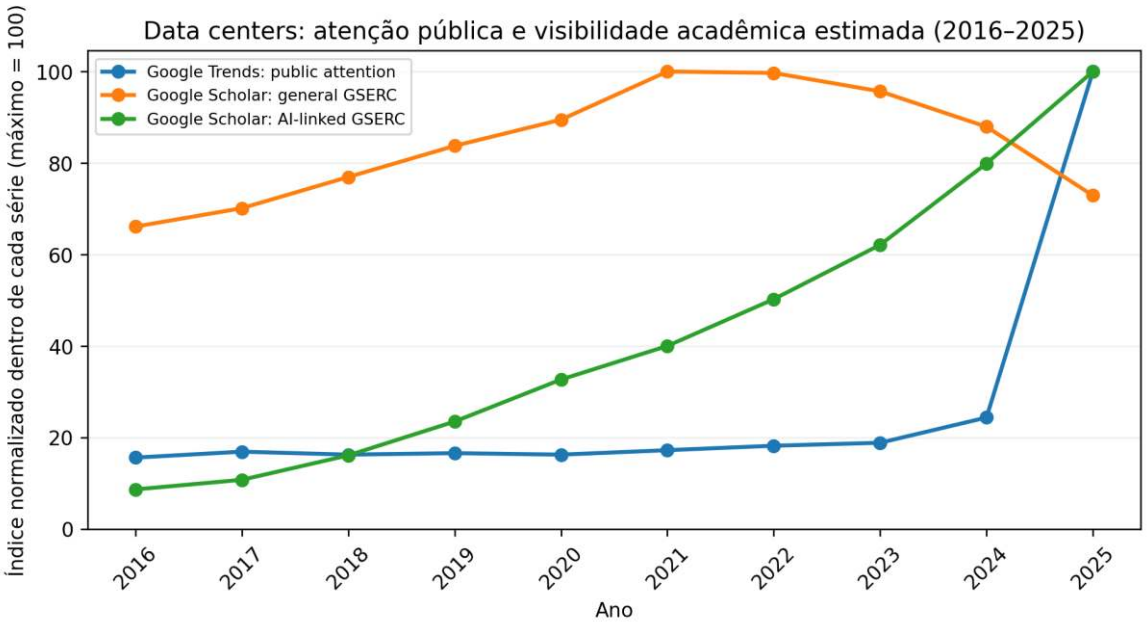


Figura 4 – Data centers: atenção pública, GSERC geral e GSERC vinculado à IA
Fonte: elaboração própria. Séries normalizadas independentemente pelo máximo de 2016–2025 = 100.

Dimensão	AI-linked 2016	AI-linked 2025	CAGR 2016–25	AILR 2016	AILR 2025	ρ AILR×ano
Semiconductor	10.300	37.200	15,3%	2,62%	28,62%	0,915***
Critical Minerals	82	2.310	44,9%	20,05%	22,87%	-0,358
Data Center	1.890	21.900	31,3%	4,43%	46,50%	1,000***

Tabela 2 – Crescimento da visibilidade acadêmica vinculada à IA e intensidade relativa de vinculação (AILR)
*Fonte: elaboração própria. *** p<0,001. AILR é um indicador descritivo baseado em contagens estimadas do Google Scholar.*

3.4 Correlações entre atenção pública e visibilidade acadêmica

Os testes de Spearman confirmam que o resultado depende fortemente de como a dimensão acadêmica é operacionalizada. Quando se usam contagens gerais, Artificial Intelligence apresenta associação praticamente nula com Google Trends (ρ=-0,079; p=0,829); Semiconductor apresenta associação negativa forte (ρ=-0,770; p=0,009); Critical Minerals apresenta associação positiva quase perfeita (ρ=0,988; p<0,001); e Data Center apresenta associação positiva moderada, mas não significativa (ρ=0,328; p=0,354). Esse conjunto não sustenta uma hipótese simples segundo a qual maior atenção pública corresponde automaticamente a maior GSERC geral.

O quadro muda nas consultas vinculadas à IA. A relação em níveis entre atenção pública e AI-linked GSERC é forte e positiva para Semiconductor (ρ=0,903; p<0,001), Critical Minerals (ρ=0,963; p<0,001) e Data Center (ρ=0,906; p<0,001). Assim, enquanto o tamanho geral estimado dos campos não acompanha uniformemente a atenção pública, a presença explícita da IA dentro desses campos cresce de forma muito mais alinhada às curvas de interesse público.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

Entretanto, a análise em primeiras diferenças reduz substancialmente a força dessas associações. Em Semiconductor, a correlação entre variações anuais é ρ=0,467 (p=0,205); em Data Center, ρ=0,477 (p=0,194); e em Critical Minerals permanece forte e significativa, ρ=0,795 (p=0,010). A diferença entre correlações em níveis e em variações anuais indica que parte da associação de semicondutores e data centers é explicada por tendências ascendentes compartilhadas, e não necessariamente por sincronização ano a ano.

Dimensão	Medida acadêmica	ρ níveis	p	ρ 1ª diferença	p	ρ lag +1 em níveis	ρ lead +1 em 1ª dif.
Artificial Intelligence	GSERC geral	-0,079	0,829	-0,533	0,139	-0,117	0,214
Semiconductor	GSERC geral	-0,770	0,009	-0,400	0,286	-0,883	-0,714*
Critical Minerals	GSERC geral	0,988	<0,001	0,870	0,002	0,983	0,826*
Data Center	GSERC geral	0,328	0,354	-0,664	0,051	0,042	-0,590
Semiconductor	GSERC AI-linked	0,903	<0,001	0,467	0,205	0,950	0,119
Critical Minerals	GSERC AI-linked	0,963	<0,001	0,795	0,010	0,983	0,874**
Data Center	GSERC AI-linked	0,906	<0,001	0,477	0,194	0,870	0,395

Tabela 3 – Correlações de Spearman entre Google Trends e medidas do Google Scholar
*Fonte: elaboração própria. * p<0,05; ** p<0,01 para o teste lead +1 em primeiras diferenças. Correlações em níveis com tendência temporal devem ser interpretadas com cautela.*

3.5 A defasagem temporal não é generalizável

As correlações defasadas em níveis são elevadas para as três séries vinculadas à IA: 0,950 para Semiconductor, 0,983 para Critical Minerals e 0,870 para Data Center. Contudo, esse resultado é insuficiente para afirmar que a atenção pública antecede produção acadêmica, porque séries ascendentes tendem a permanecer correlacionadas após deslocamentos temporais. Ao repetir o procedimento sobre primeiras diferenças, apenas Critical Minerals mantém associação positiva e significativa entre a variação da atenção no ano t e a variação acadêmica no ano seguinte (ρ=0,874; p=0,005). Semiconductor (ρ=0,119) e Data Center (ρ=0,395) não apresentam suporte semelhante.

Esse achado é metodologicamente importante. A hipótese de uma cadeia simples “atenção pública hoje, publicação amanhã” não recebe suporte geral. Minerais críticos constituem a exceção mais clara: o crescimento da atenção pública parece anteceder aumentos de visibilidade acadêmica vinculada à IA mesmo depois de controlar parcialmente a tendência por primeiras diferenças. Ainda assim, o pequeno número de anos e as contagens estimadas recomendam tratar o resultado como sinal exploratório a ser testado em bases estruturadas.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

3.6 Avaliação das hipóteses

Hipótese	Resultado	Síntese
H1	Não sustentada de forma geral	As contagens gerais do Scholar divergem por dimensão; apenas Critical Minerals mostra associação positiva forte.
H2	Sustentada	A direção e a intensidade das associações variam fortemente entre AI Core, compute, recursos e infraestrutura.
H3	Sustentada para Semiconductor e Data Center	O AILR cresce de 2,62% para 28,62% em semicondutores e de 4,43% para 46,50% em data centers; não há tendência monotônica em Critical Minerals.
H4	Parcialmente sustentada	Apenas Critical Minerals mantém relação lead +1 significativa em primeiras diferenças.

Tabela 4 – Síntese da avaliação das hipóteses
Fonte: elaboração própria.

3.7 Implicações para a geopolítica da IA

O resultado central não é uma correspondência simples entre “interesse público” e “número de publicações”. O padrão mais consistente é outro: à medida que semicondutores e data centers ganham atenção pública como componentes da infraestrutura de IA, cresce também a frequência com que esses campos aparecem associados explicitamente à expressão “artificial intelligence” no Google Scholar. Isso é compatível com a literatura que descreve IA, chips, instalações de computação, energia e minerais como elementos de um mesmo sistema estratégico (STACCIARINI & GONÇALVES, 2025; REINHOLD, 2026).

No caso de semicondutores, a divergência é particularmente reveladora. O GSERC geral cai ao longo da segunda metade do período, mas o GSERC vinculado à IA e o AILR crescem de modo intenso. Em vez de indicar declínio do campo, o dado sugere que a IA ocupa uma parcela crescente da visibilidade recuperada dentro de um domínio muito mais amplo de ciência de materiais, eletrônica, fotônica, sensores e fabricação. Essa interpretação é compatível com a centralidade crescente dos chips na competição tecnológica e de segurança.

Em data centers, a tendência é ainda mais clara: o AILR aumenta todos os anos, alcançando 46,5% em 2025. Isso não significa que quase metade das publicações reais sobre data centers trate de IA, porque os números do Scholar são estimados; significa que, sob protocolo constante, a consulta que combina IA e data centers ganhou peso relativo expressivo em relação à consulta geral. A literatura sobre consumo energético de data centers e expansão de cargas intensivas em dados ajuda a contextualizar essa convergência (MASANET ET AL., 2020).

Minerais críticos formam um caso distinto. O campo geral já cresce rapidamente e a busca vinculada à IA também se expande. A razão relativa, contudo, não aumenta monotonicamente, sugerindo que a explosão recente de interesse acadêmico por minerais críticos é impulsionada por

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

um conjunto mais amplo de agendas — transição energética, segurança de suprimento, veículos elétricos, defesa e rivalidade geoeconômica — dentro das quais a IA é apenas uma das conexões. O fato de Critical Minerals ser a única dimensão com associação significativa também nas primeiras diferenças e no teste lead +1 reforça sua singularidade no período analisado.

4 - CONSIDERAÇÕES

Este artigo examinou a relação entre atenção pública e visibilidade acadêmica em quatro dimensões da geopolítica da inteligência artificial entre 2016 e 2025. O desenho amplia um relatório institucional anterior baseado apenas em Google Trends ao introduzir o Google Scholar como segunda fonte e ao distinguir visibilidade acadêmica geral de visibilidade explicitamente vinculada à IA.

A principal conclusão é que não existe uma relação universal entre atenção pública e o tamanho bruto estimado da literatura. As contagens gerais do Google Scholar produziram trajetórias heterogêneas e, em alguns casos, contraintuitivas. Em contrapartida, a visibilidade acadêmica vinculada à IA apresentou forte associação monotônica com a atenção pública em semicondutores, minerais críticos e data centers. O resultado sugere que o processo mais relevante não é necessariamente a expansão do campo acadêmico como um todo, mas a crescente incorporação da IA em campos estratégicos que sustentam sua base material.

A contribuição metodológica consiste em propor uma arquitetura de três camadas: Google Trends como sinal de atenção pública; GSERC geral como sinal de visibilidade acadêmica ampla; e AI-linked GSERC como sinal de interseção temática com IA. O AILR complementa essa arquitetura ao medir a intensidade relativa da vinculação, sempre como indicador exploratório. A comparação entre níveis, primeiras diferenças e defasagens mostra por que correlações de séries temporais devem ser tratadas com cuidado: relações muito fortes em níveis podem enfraquecer quando se observam apenas mudanças anuais.

Os achados também possuem implicação substantiva para a geopolítica da tecnologia. Semicondutores e data centers aparecem progressivamente associados à IA tanto na atenção pública quanto na literatura recuperada, refletindo o deslocamento do debate de uma visão puramente algorítmica para uma visão infraestrutural. Minerais críticos, por sua vez, constituem uma agenda mais ampla, na qual IA, transição energética, segurança de suprimento e rivalidade internacional se sobrepõem. Esse deslocamento infraestrutural ocorre em paralelo ao fortalecimento de agendas de governança, explicabilidade e responsabilização da IA (ALVES CORREIA ET AL., 2026; SANTANA ET AL., 2026).

A principal limitação permanece o Google Scholar. O artigo não reivindica que GSERC corresponda a contagens reais de publicações e não utiliza os resultados como substitutos de bibliometria em bases controladas. Uma replicação futura deve reconstruir as mesmas séries em

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

Scopus, Web of Science, Dimensions ou OpenAlex, preferencialmente por consultas de título, resumo e palavras-chave, permitindo validar se o padrão de AI-linkage observado aqui persiste. Também é recomendável repetir as extrações de Google Scholar em diferentes datas e ambientes, armazenar capturas de tela e, quando possível, comparar amostras de registros individuais.

Em síntese, os dados apoiam uma leitura da geopolítica da IA como fenômeno de convergência entre atenção pública, computação, infraestrutura e recursos materiais. Essa convergência é mais visível quando se mede a presença crescente da IA dentro de campos estratégicos do que quando se observa apenas o volume bruto estimado desses campos. O resultado fornece uma base empírica inicial para estudos posteriores sobre como temas de infraestrutura entram simultaneamente na agenda pública, acadêmica e geopolítica.

REFERÊNCIAS

ALVES, D. S.; CONCEIÇÃO, M. M. O reconhecimento facial comportamental na segurança pública. RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar, v. 6, n. 1, e616190, 2025. https://doi.org/10.47820/recima21.v6i1.6190.

ALVES, D. S.; LIMA, L. A. de; PEREIRA, P. E. de O.; HELLER, J.; CONCEIÇÃO, M. M. A gamificação aplicada às leis proteção de dados: uma estratégia de conscientização para promover a privacidade nas empresas. RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar, v. 6, n. 2, e626253, 2025. https://doi.org/10.47820/recima21.v6i2.6253.

ALVES CORREIA, U.; SOUZA, A. M. de; SANTANA, J. A.; ALVES, D. S.; CONCEIÇÃO, M. M.; SILVA, M. S. Protocolo de padronização da governança de inteligência artificial com base em normas e regulamentações internacionais: revisão de literatura. RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar, v. 7, n. 6, e768273, 2026. https://doi.org/10.47820/recima21.v7i6.8273.

BRAMER, W. M. Variation in number of hits for complex searches in Google Scholar. Journal of the Medical Library Association, v. 104, n. 2, p. 143–145, 2016. https://doi.org/10.3163/1536-5050.104.2.009.

CARMO, W. J. do; FIGUEREDO, I. M. R. ChatGPT como ferramenta educacional: vantagens e desvantagens para a formação de futuros profissionais de administração. Revista Científica SOL21 - Standard Open Literature, v. 1, n. 1, e1113, 2025. https://doi.org/10.47820/sol21.v1i1.13.

GOOGLE. FAQ about Google Trends data. Google Trends Help. Disponível em: https://support.google.com/trends/answer/4365533. Acesso em: 25 ago. 2026.

GOOGLE SCHOLAR. Google Scholar Help. Disponível em: https://scholar.google.com/intl/en/scholar/help.html. Acesso em: 25 ago. 2026.

HALEVI, G.; MOED, H.; BAR-ILAN, J. Suitability of Google Scholar as a source of scientific information and as a source of data for scientific evaluation—Review of the Literature. Journal of Informetrics, v. 11, n. 3, p. 823–834, 2017. https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.06.005.

HARZING, A.-W.; ALAKANGAS, S. Google Scholar, Scopus and the Web of Science: a longitudinal and cross-disciplinary comparison. Scientometrics, v. 106, n. 2, p. 787–804, 2016. https://doi.org/10.1007/s11192-015-1798-9.

HOROWITZ, M. C. Artificial Intelligence, International Competition, and the Balance of Power. Texas National Security Review, v. 1, n. 3, p. 36–57, 2018. https://doi.org/10.15781/T2639KP49.

IICTEC – INTERNATIONAL INSTITUTE FOR CERTIFICATION IN TECHNOLOGY. Global Public Attention to the Geopolitics of Artificial Intelligence: Evidence from Google Trends. IICTEC Research Report No. 001/2026. August 2026. Disponível em: https://iictec.org/document_library. Acesso em: 25 ago. 2026.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados

REVISTA CIENTÍFICA SOL21
STANDARD OPEN LITERATURE - ISSN 3086-089X

LIMA, A.; ALVES, D. Encarregados: Data Protection Officer (DPO). São Paulo: Haikai Editora, 2021. ISBN 978-65-86334-88-3.

MARTÍN-MARTÍN, A.; THELWALL, M.; ORDUÑA-MALEA, E.; DELGADO LÓPEZ-CÓZAR, E. Google Scholar, Microsoft Academic, Scopus, Dimensions, Web of Science, and OpenCitations' COCI: a multidisciplinary comparison of coverage via citations. Scientometrics, v. 126, n. 1, p. 871–906, 2021. https://doi.org/10.1007/s11192-020-03690-4.

MASANET, E.; SHEHABI, A.; LEI, N.; SMITH, S.; KOOMEY, J. Recalibrating global data center energy-use estimates. Science, v. 367, n. 6481, p. 984–986, 2020. https://doi.org/10.1126/science.aba3758.

MAVRAGANI, A.; OCHOA, G. Google Trends in Infodemiology and Infoveillance: Methodology Framework. JMIR Public Health and Surveillance, v. 5, n. 2, e13439, 2019. https://doi.org/10.2196/13439.

MAGERA CONCEIÇÃO, M.; CONCEIÇÃO, J. T. P.; DALMAS, F. B.; BELIZÁRIO, V. F. de C. O doutorado além da academia: inserção de pesquisadores na indústria farmacêutica e de dispositivos médicos. Revista Científica SOL21 - Standard Open Literature, v. 1, n. 1, e111, 2025. https://doi.org/10.47820/sol21.v1i1.1.

REINHOLD, T. Artificial intelligence, semiconductors, and the new geopolitics of security: Why technology assessment must engage in emerging military technologies. TATuP – Zeitschrift für Technikfolgenabschätzung in Theorie und Praxis, 2026. https://doi.org/10.14512/tatup.7248.

SANTANA, J. A.; SOUZA, A. M. de; SILVA, M. S.; ALVES, D. S.; CONCEIÇÃO, M. M. A evolução da inteligência artificial explicável (IAE). RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar, v. 7, n. 3, e737438, 2026. https://doi.org/10.47820/recima21.v7i3.7438.

STACCIARINI, J. H. S.; GONÇALVES, R. J. A. F. Data Centers, Critical Minerals, Energy, and Geopolitics: The Foundations of Artificial Intelligence. Sociedade & Natureza, v. 37, n. 1, 2025. https://doi.org/10.14393/SN-v37-2025-77215.

VESPIGNANI, J.; SMYTH, R. Artificial intelligence investments reduce risks to critical mineral supply. Nature Communications, v. 15, art. 7304, 2024. https://doi.org/10.1038/s41467-024-51661-7.

Este artigo é publicado em acesso aberto (Open Access) sob a licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (CC-BY), que permite uso, distribuição e reprodução irrestritos em qualquer meio, desde que o autor original e a fonte sejam creditados