



CONTEXTO

Economia Brasileira e Inteligência Artificial

O que as evidências revelam sobre crescimento, trabalho e desenvolvimento tecnológico

reglab
centro de estratégia
& regulação

Sobre o Reglab

Somos um centro de pesquisa privado especializado no setor de mídia e tecnologia, que auxilia empresas, associações e formuladores de políticas a tomarem decisões estratégicas baseadas em dados e evidências. As análises e conclusões deste estudo são de responsabilidade exclusiva do Reglab e preservam independência editorial em relação a eventuais apoios externos.

Saiba mais em www.reglab.com.br

Sobre a Série Contexto

A série Contexto do Reglab apresenta resumos concisos que sintetizam tópicos específicos ou tendências emergentes. São elaborados para apresentar informações de forma clara e acessível, combinando rigor analítico com praticidade.

Expediente

Diretor Executivo: Pedro Henrique Ramos

Diretora de Pesquisa: Marina Gonçalves Garrote

Autoras: Isabela Afonso Portas e Thais Ortega Pichinin

Pesquisadoras: Bruna Queiroz, Isabela Afonso Portas, Natália Ribeiro, Thais Ortega Pichinin e Thais Palanca da Silva

Diagramação Final: Larissa Camargo

Citação Sugerida: PORTAS, Isabela; PICHININ, Thais. Economia Brasileira e Inteligência Artificial: O que as evidências revelam sobre crescimento, trabalho e desenvolvimento tecnológico. **Contexto Reglab, n.9**. São Paulo: Reglab, 2026.

Este estudo foi comissionado pela META. O Reglab manteve independência na condução, análise e conclusões da pesquisa. Saiba mais em nosso Anexo de Metodologia.

Sumário Executivo

Este estudo revisa 87 documentos (2022–2026) sobre os impactos econômicos da Inteligência Artificial (IA) no Brasil. Os principais achados incluem:

As estimativas apontam ganhos, mas divergem sobre sua escala: entre os 87 documentos revisados, o estudo não identificou estimativas de efeito líquido negativo da IA sobre o PIB ou a produtividade agregada do Brasil. Os resultados disponíveis são positivos, mas variam conforme as premissas adotadas sobre investimento, difusão tecnológica e capacidade de absorção da economia.

Realizar esse potencial exige mais investimento e uma adoção menos desigual: hoje, o uso da IA ainda se concentra nas grandes empresas — 41% de adoção, ante 11% nas pequenas — e em setores mais digitalizados (Jung e Katz, 2025). Ampliar os ganhos depende de investimentos complementares em qualificação, maturidade digital e capacidade produtiva, além de condições que permitam às empresas menores incorporar a tecnologia de forma efetiva.

Reorganização das tarefas, sem substituição em massa até aqui: os estudos não registram destruição líquida de empregos, mas reorganização desigual de tarefas. A exposição cresce quase linearmente com a escolaridade (42,7% no ensino superior ante 10,2% sem instrução) e atinge mais mulheres, jovens e o setor financeiro (Barbosa Filho, Feijó e Peruchetti, 2026).

Brasil lidera a América Latina em IA, mas fica atrás em economia e regulação: EUA lideram ranking de IA, enquanto o Brasil aparece na 16ª e México na 32ª posição (STANFORD HAI, 2025). Um ponto de atenção que o estudo destaca é que Brasil e México apresentam pontuações quase nulas justamente nos pilares de Economia, Política e Governança e IA Responsável, evidenciando lacunas de adoção comercial de IA e de arcabouço regulatório quando comparados aos países líderes.

Sumário

1. Introdução	5
2. Metodologia	6
3. Resultados	8
3.1 Condições e custos da adoção	8
3.2 IA e desenvolvimento no Brasil: crescimento, desigualdade e assimetria global	10
4. Análise e Comentários	15
5. Conclusão	17
6. Direccionamentos - Futuros Estudos	18
Referências	19
Anexo de Metodologia Reglab	23

1. Introdução

A difusão da Inteligência Artificial (IA) na economia brasileira ainda é inicial, e já há dados relevantes sobre isso:

- Em 2023–2024, 13% das empresas declararam usar IA, concentradas nas grandes empresas (38%) e no setor de Informação e Comunicação (38%) ([CETIC.BR, 2025](#)); o salto para 17% em 2025 ([CETIC.BR, 2026](#)) sugere que a curva ainda não deslanchou.
- No plano internacional, o [Índice de Preparação para IA do Fundo Monetário Internacional](#) coloca o Brasil entre os emergentes, abaixo das economias avançadas nos quatro pilares do índice — infraestrutura digital; capital humano; inovação; e regulação (FMI, 2024). A IA já opera no país, mas de forma recente, desigual entre portes e modesta frente aos mais desenvolvidos.
- Embora líder regional, o Brasil ocupa a 22ª posição no [Government AI Readiness Index](#), da Oxford Insights (2026), que avalia a capacidade dos países de implementar, desenvolver e governar a IA.

Adoção, porém, não é impacto: saber que uma fração das empresas usa IA não diz se isso muda produtividade, emprego, salários ou PIB e aí a literatura sobre o Brasil é fragmentada: boa parte dos estudos ainda se apoia em modelos calibrados e cenários simulados; a evidência sobre trabalho é mais consistente, mas dispersa e raramente isola o Brasil de agregados regionais; e os efeitos setoriais vêm sobretudo de estudos de caso.

A produção de pesquisas e estatísticas sobre IA cresce em ritmo acelerado, **com diferentes métodos, perspectivas e enquadramentos**. Parte desses estudos permanece restrita ao debate acadêmico; outros ganham destaque na imprensa ou circulam amplamente nas redes sociais. Nesse ambiente, o desafio não é apenas encontrar informações, e sim **organizar evidências de qualidade, distinguir projeções de efeitos observados e identificar o que elas permitem concluir sobre os impactos econômicos da IA**.

Este estudo reúne e avalia criticamente as evidências produzidas entre maio de 2022 e maio de 2026 sobre os impactos econômicos da IA no Brasil. O período abrange a expansão recente dos grandes modelos de linguagem, acelerada após o lançamento do ChatGPT, em novembro de 2022. Ao organizar uma literatura dispersa e baseada em métodos distintos, a pesquisa busca distinguir efeitos já observados de projeções, identificar convergências e lacunas e esclarecer quais condições determinam a capacidade do país de transformar a adoção da IA em produtividade, crescimento e melhores resultados no mercado de trabalho.

O que entendemos por impacto econômico da IA?

A definição de impacto econômico segue o referencial de tarefas de Acemoglu e Restrepo (2019), aplicado à IA por Acemoglu (2025). Nele, a tecnologia afeta a economia por três mecanismos:

- **Substituição:** a IA passa a executar tarefas antes humanas, reduzindo a demanda por trabalho nelas. Índices de exposição ocupacional (Felten et al., 2021; Cazzaniga et al., 2024a) indicam onde as capacidades da IA se sobrepõem às tarefas de cada ocupação. Não indicam, porém, se ela substitui ou complementa o trabalhador, nem se a adoção é economicamente viável.
- **Produtividade:** ao reduzir custos, a automação amplia a produção e eleva a demanda por trabalho nas tarefas que seguem humanas. Nessas tarefas, a IA também pode atuar como ferramenta, automatizando etapas, organizando informação e apoiando decisões, o que Acemoglu (2025) chama de complementaridade de tarefas.
- **Recriação:** historicamente, a expansão do emprego veio da criação de novas tarefas em que o trabalho tem vantagem comparativa. No longo prazo, o saldo entre tarefas deslocadas e tarefas criadas determina a participação do trabalho na renda. Acemoglu (2025) ressalta que nem toda tarefa nova tem valor social positivo.

Os três atuam simultaneamente e determinam o impacto agregado da IA sobre PIB e produtividade; o peso de cada um depende da capacidade da tecnologia de elevar a produtividade e da velocidade de criação de novas tarefas (Acemoglu, 2025).

2. Metodologia

Medir os impactos econômicos da IA exige lidar com uma literatura recente, dispersa e metodologicamente heterogênea. **Os estudos disponíveis usam diferentes unidades de análise, indicadores, recortes geográficos e horizontes temporais.** Também combinam dados observados, pesquisas empresariais, índices de exposição ocupacional, estudos de caso, modelos econômicos e projeções.

Sem um procedimento estruturado de busca e avaliação, há risco de **comparar resultados que medem fenômenos distintos** ("*comparar maçãs com bananas*") ou **selecionar apenas as evidências que confirmam uma interpretação prévia** ("*cherry picking*").

Para enfrentar esse desafio, o Reglab desenvolveu, a partir de Ferris et al. (2022); e Anderson e Reynolds (2020), um protocolo de revisão de literatura, adaptado de práticas consolidadas de revisão sistemática e de métodos de validação adversarial.

O desenho combina critérios prévios de inclusão e exclusão, buscas independentes por evidências positivas e negativas, triagem em múltiplas etapas, apoio de ferramentas de inteligência artificial e revisão humana.

A adoção das frentes Blue Team e Red Team busca reduzir o risco de seleção enviesada das evidências. Enquanto uma frente procurou palavras-chave relacionadas com produtividade, crescimento, inovação e geração de empregos, outra investigou desemprego, desigualdade, concentração de mercado, dependência tecnológica e custos ambientais. As duas frentes são conduzidas por diferentes pesquisadoras, usando o mesmo protocolo de busca, e submetidas aos mesmos critérios de triagem.

Blue team	Red team
Buscou evidências de impactos econômicos positivos , voltadas à produtividade, crescimento do PIB, geração de empregos e eficiência setorial.	Buscou evidências de impactos econômicos negativos , como desemprego, desigualdade, concentração de mercado, dependência tecnológica e impacto ambiental.

A revisão foi organizada em três etapas principais — coleta, triagem e análise — e resultou em uma **base central de 87 documentos**. Materiais relevantes para contextualizar o debate, mas que não apresentavam evidências diretas ou estimadas de impacto econômico, foram mantidos em uma base separada. Essa base também não se apresenta como uma revisão exaustiva e de estado da arte, mas como amostra representativa de um universo em rápida expansão.

Como a produção de evidências específicas sobre o Brasil ainda é limitada e parte relevante da literatura analisa o país dentro de agregados regionais, a amostra incluiu também estudos sobre a América Latina e economias de renda média-alta. Esses resultados foram utilizados como referências comparativas e para identificar mecanismos potencialmente relevantes ao contexto brasileiro, sem pressupor que possam ser transferidos automaticamente entre países com estruturas econômicas, institucionais e regulatórias diferentes.

As próximas páginas apresentam uma síntese do percurso metodológico. O protocolo completo, incluindo as expressões de busca, os critérios de inclusão e exclusão, está detalhado no **Anexo de Metodologia**.

O que este estudo analisa — e o que não analisa

A IA produz efeitos econômicos, sociais, políticos, jurídicos e culturais que não podem ser examinados adequadamente por uma única pesquisa. **Este estudo adota um recorte específico: reúne evidências sobre os impactos econômicos da IA no Brasil**, com foco em produtividade e crescimento, adoção pelas empresas, transformações no mercado de trabalho, distribuição dos ganhos, concentração econômica e capacidade tecnológica nacional. Impactos ambientais foram considerados quando a literatura os relacionou a custos econômicos ou à distribuição internacional dos benefícios e das externalidades.

Esse enquadramento não pressupõe que outras consequências sejam inexistentes ou menos relevantes. O estudo não avalia, de forma sistemática, questões como proteção de dados e privacidade, vieses algorítmico, segurança da informação, integridade de conteúdos ou riscos associados a aplicações específicas de IA.

Cada uma dessas dimensões exige perguntas, fontes e métodos próprios. Os resultados apresentados, portanto, não constituem um balanço completo de todos os benefícios e riscos da IA, nem permitem concluir que a tecnologia seja desejável ou indesejável em termos gerais.

3. Resultados

3.1 Condições e custos da adoção

RESUMO RÁPIDO

- **A adoção de IA cresce com o porte da empresa:** no Brasil, alcança 41% das grandes empresas, 24% das médias e 11% das pequenas (Jung e Katz, 2025).
- **A IA depende de maturidade digital prévia:** empresas que já usam nuvem, grandes bases de dados, sensores e outras tecnologias digitais têm maior probabilidade de adotá-la.
- **A escolaridade define a exposição no Brasil:** 42,7% dos trabalhadores com ensino superior estão expostos à IA generativa, ante 10,2% daqueles sem instrução ou com ensino fundamental incompleto (Barbosa Filho; Feijó; Peruchetti, 2026).
- **A América Latina ainda investe pouco:** a região respondeu por US\$ 11,59 bilhões em gastos com IA em 2023, equivalentes a 3,7% da demanda global (CEPAL, 2025).
- **Os custos e ganhos também se concentram:** os 20% das empresas mais expostas à IA registraram crescimento de produtividade de 163% entre 2018 e 2025, ante 34% no conjunto das empresas expostas a IA (PWC, 2026).

3.1.1. Difusão e adoção: quem usa IA e por quê

Entender os impactos da IA exige entender primeiro sua adoção: o que leva uma empresa a adotá-la, em que condições e como seu uso se difunde.

A difusão não é homogênea entre países, portes e setores. [OECD \(2025\)](#) e [Jung e Katz \(2025\)](#) mostram relação direta entre **o porte do negócio e a probabilidade de adoção**: no Reino Unido, 15% das pequenas empresas adotam IA ante 34% das médias; no Japão, de 10% nas menores a 48% nas maiores. No Brasil o padrão se repete — 11% nas pequenas, 24% nas médias, 41% nas grandes — refletindo vantagens que as grandes empresas possuem frente às menores, tais como recursos, capital humano e maior capacidade de absorver risco.

Outros dois determinantes são a maturidade digital prévia e o capital humano. [Jung e Katz \(2025\)](#) e [Rosa e Kubota \(2025\)](#) mostram uma hierarquia na adoção de tecnologias digitais: a IA depende de camadas anteriores — sensores e IoT para ver o que ocorre, big data e nuvem para entender por quê, e só então a IA como camada preditiva. **Há ainda um efeito de contágio: quanto mais digitalizados o setor, a região e o porte, maior a adoção.**

A escassez de talentos é uma barreira global relevante. Pelo [índice “IBM Global AI Adoption Index” \(2023\)](#), a falta de habilidade é o maior obstáculo (33%) entre profissionais de TI de grandes empresas. A [OECD \(2025\)](#) mostra que o problema é mais amplo: 85% das empresas da União Europeia apontam a contratação de pessoal qualificado como principal barreira, e mesmo entre grandes empresas ~17% não encontram candidatos aptos.

No plano macro, dois fatores definem o que a IA pode fazer em cada país: quanto da estrutura de tarefas ela alcança (exposição) e quanto o país está aparelhado para absorvê-la (prontidão) ([Cerutti et al., 2025](#)). A exposição é de 60% nas economias avançadas, 42% nos emergentes e 26% nos de baixa renda; o gargalo dos emergentes é unir exposição intermediária a baixa prontidão. A América Latina e o Caribe investiram US\$ 11,59 bilhões em IA em 2023 — 3,7% da demanda global, sete vezes menos que os EUA ([CEPAL, 2025](#)).

Dados do relatório [“Brasil Digital” \(2022\)](#) mostram que embora **o Brasil tenha uma base institucional avançada para digitalizar serviços públicos, ainda enfrenta gargalos estruturais de conectividade e educação que podem limitar a escala dessa transformação.**

3.1.2 Capital humano e qualificação

Quem se beneficia da IA — via produtividade e salários — depende menos do acesso e mais da escolaridade. O [relatório da FGV/IBRE](#) mostra que a exposição à IA generativa no Brasil cresce quase linearmente com a escolaridade: 42,7% entre trabalhadores com ensino superior ante 10,2% entre os sem instrução (Barbosa Filho; Feijó; Peruchetti, 2026). O [FMI](#)

confirma: no Brasil e no Reino Unido, mais de 85% dos trabalhadores com ensino superior ocupam cargos de alta exposição — mas só 17% dos trabalhadores brasileiros têm ensino superior, ante 36% no Reino Unido (Cazzaniga et al., 2024b).

3.1.3 Custos econômicos e ambientais do crescimento com IA: energia e concentração

O crescimento da IA carrega um custo energético e ambiental. [Carelli, Pereira e Souza Júnior \(2024\)](#), com base na IEA, apontam que data centers já respondem por 0,3% das emissões globais de CO₂ (150 milhões de toneladas por ano) e consumiram entre 240 e 340 TWh em 2022 — o equivalente a 1,3% da eletricidade mundial. A [CEPAL/CENIA \(2025\)](#) projeta que o consumo elétrico dos data centers, hoje cerca de 1% da eletricidade global, pode chegar a 8% até 2030 sem ganhos de eficiência.

No Brasil, em que o tipo de matriz energética pode ter impactos relevantes nessas estimativas globais, a produção de evidências é escassa, mas alguns estudos se destacam: o relatório do IP.rec, [IA, Data Centers e os Impactos Ambientais](#) (Fernandes et al., 2025), reconhece que apesar do Brasil ter uma matriz energética amplamente renovável, essas fontes são intermitentes, obrigando a suplementação por fontes não renováveis para garantir a operação contínua dos data centers, um fator tipicamente ausente das estimativas globais de consumo. O estudo também aponta que a ausência de regulação compromete um crescimento responsável do setor e que, somente por meio de uma estrutura normativa robusta e transparente, o Brasil poderá se consolidar como referência na adoção de práticas sustentáveis de infraestrutura digital.

Um segundo custo é a concentração de mercado — dinâmica que a IA tende a **intensificar**, não a corrigir. As *superstar firms* (líderes que acumulam parcela desproporcional de valor em seus setores) associam-se a um PIB maior, mas com ganhos concentrados: [Autor et al. \(2020\)](#) atribuem a elas parte relevante da queda da participação do trabalho na renda nos EUA. Essa concentração ocorre em duas escalas. Entre países: na amostra de [Bustelo, Pérez e Torrez \(2025\)](#), as 100 *superstar firms* globais estão em apenas 18 países — 60 nos EUA e nenhuma na América Latina —, justamente os que lideram em desenvolvimento de IA. E entre empresas, é aí que a IA aparece como **acelerador**: pela [PwC \(2026\)](#), os 20% mais expostos à IA — que a própria consultoria chama de "superstars" — ganharam 163% de produtividade entre 2018 e 2025, ante 34% do conjunto das empresas expostas à IA.

3.2 IA e desenvolvimento no Brasil: crescimento, desigualdade e assimetria global

RESUMO RÁPIDO

- **Produtividade fica abaixo do esperado:** projeções de trilhões de dólares não se confirmam nos dados medidos; estimativas mais rigorosas apontam apenas ~0,53–0,66% de ganho em 10 anos nos EUA (Acemoglu, 2025).
- América Latina e Brasil: **a região arrasta um gargalo histórico de produtividade** (0,5% a.a. vs. 4,2% na Ásia Oriental); estudo do Reglab (Costa Filho; Palanca, 2026) projeta R\$ 986,7 bi ao PIB brasileiro até 2030, com adoção lenta e gradual.
- **No Brasil, o setor financeiro lidera a exposição à IA** (90,6%), enquanto o agronegócio é o menos exposto (1,5%) (Barbosa Filho; Feijó; Peruchetti, 2026).
- **O impacto da IA no trabalho é heterogêneo e multifacetado**, combinando riscos de deslocamento com ganhos de produtividade (Cazzaniga et al., 2024b).
- **No Brasil, a informalidade (42% da força de trabalho) é o principal vetor de vulnerabilidade**, criando risco de "duplo golpe": perda de emprego somada à perda de proteção social (Cazzaniga et al., 2024b).
- **As assimetrias também são de gênero e raça:** mulheres estão mais expostas à IA generativa (35,4% vs. ~25% dos homens, no Brasil) (Barbosa Filho; Feijó; Peruchetti, 2026); a questão racial é pouco estudada, mas a exclusão digital afeta desproporcionalmente afro-brasileiros (10,6 milhões sem cobertura de internet) (BID, 2024).
- **O Brasil ocupa posição de dependência tecnológica global:** é consumidor, não produtor, de IA, uma vez que tem poucas patentes (Grohmann et al., 2025), baixo investimento em P&D e infraestrutura de dados concentrada em capital estrangeiro (*hyperscalers*) (Carelli, Pereira e Souza Júnior, 2024).

3.2.1 Crescimento econômico e produtividade

A IA gerou grandes expectativas, alimentadas por projeções de trilhões de dólares no PIB mundial ([Acemoglu 2025](#)). Mas as medições do que de fato ocorreu com a produtividade são bem mais modestas — e essa distância entre o projetado e o medido é, em si, um achado.

[Daron Acemoglu \(2025\)](#) estimou a contribuição da IA ao crescimento com um modelo mais cuidadoso: o impacto depende de quanto da economia ela alcança e de quanto reduz custos. Com dados dos EUA, chega a no máximo 0,66% de ganho de produtividade total em dez anos — provavelmente superestimado, pois se apoia nas tarefas em que a IA já funciona bem; ao incorporar as que exigem julgamento e contexto, a projeção recua para ~0,53%.

Esse hiato reforça o “paradoxo moderno da produtividade”, em que o avanço tecnológico não se reflete de imediato nos indicadores macro ([Parteka e Kordalska, 2023](#)). Evidências da

OCDE ([Calvino, Reijerink e Samek, 2025](#)) confirmam retornos reais, porém heterogêneos e sensíveis ao contexto.

Na América Latina e no Brasil, a IA esbarra num gargalo histórico de produtividade: o produto por trabalhador cresceu só 0,5% ao ano na região entre 1997 e 2022, ante 4,2% na Ásia Oriental e 1,4% nos EUA ([Bakker et al., 2025](#)). Numa estimativa de modelo regional, a [CEPAL \(Jung e Katz, 2025\)](#) calcula que cada 1% de gasto em IA se associa a um efeito pequeno — cerca de 0,036% de PIB —, sobretudo via trabalho qualificado, o que equivaleria a cerca de US\$ 5 bilhões anuais no Brasil.

Em longo prazo, [Bakker et al. \(2025\)](#) projetam que, se a diferença de intensidade de uso da IA em relação aos países ricos seguir o padrão histórico das tecnologias anteriores, agravada pela menor exposição da região à IA, a taxa de crescimento latino-americana em 2050 seria de cerca de 65% da norte-americana; já reduzir pela metade essa diferença, tanto de exposição quanto de intensidade de uso, permitiria à região superar os EUA antes de 2050. Outro estudo que faz um paralelo e projeções com os dados dos EUA é o relatório [“Brasil Digital” \(2022\)](#) que apresenta um exercício de mensuração agregada e estima ganho de R\$ 422,7 bi a R\$ 1,12 tri no PIB caso a “oferta digital” alcançasse o patamar dos EUA —, dado de contexto, não estimativa causal do efeito da IA ([Estudo Brasil Digital, MBC/FGV, 2022](#)).

Diferentemente desse exercício correlacional, um estudo do [Reglab \(Costa Filho; Palanca, 2026\)](#), estende o modelo de Acemoglu (2025), simulando os impactos do aumento da produtividade tanto no trabalho quanto no capital brasileiro utilizando categorias de exposição e complementaridade à IA de tarefas e patentes. O resultado é um aumento de R\$986,7 bilhões ao PIB brasileiro até 2030, que representa 7,6% do PIB projetado para 2026. O estudo considera que a materialização dos ganhos de produtividade se daria de forma lenta e gradual, atingindo 66,6% e 62,4% para trabalho e capital, respectivamente, em 2030.

3.2.2 Mercado de trabalho e desigualdades

De acordo com a [OIT \(2025\)](#), cerca de um em cada quatro trabalhadores no mundo (25%) está em ocupações com algum grau de exposição à IA generativa — mas apenas **3,3% do emprego global** se enquadra na faixa de exposição mais alta, aquela com real potencial de automação. A exposição é maior entre mulheres: nos países de alta renda, 9,6% do emprego feminino está nessa faixa de maior exposição, ante 3,5% do masculino. Ainda assim, o relatório enfatiza que o efeito mais provável não é a extinção do cargo, e sim a reorganização das tarefas: como a maioria das ocupações combina atividades automatizáveis e atividades que exigem julgamento humano, o ganho da IA tende a estar menos na substituição e mais na complementação da expertise humana ([Gmyrek et al., 2025](#)).

Na América Latina, [Gmyrek et al. \(2024\)](#) estimam que entre **30% e 40% dos empregos** estão expostos à IA generativa (de 26% a 38%, conforme o país) — sendo a maior parte de

potencial ambíguo ou de complementação, e não de automação direta (esta, apenas 2% a 5% do emprego). Os autores reconhecem que o índice pode tanto subestimar quanto superestimar a exposição em economias menos desenvolvidas. Ainda assim, os resultados indicam que são os trabalhadores formais, urbanos, mais escolarizados e de maior renda os mais expostos à automação — com destaque para as mulheres e os jovens dos setores financeiro, de seguros e da administração pública. Isso põe a **classe média no centro da mudança**: é o grupo com os maiores níveis de exposição em empregos e rendimentos. E, mesmo entre os empregos com potencial de ganho de produtividade (e não de substituição), o acesso é desigual: cerca de **17 milhões de postos de trabalho** em 16 países da região (quase 10 milhões de homens e 7 milhões de mulheres) ficam de fora do benefício pela falta de infraestrutura digital.

A [PwC \(2026\)](#) descreve um mercado em “duas velocidades”: funções “profissionalizadas”, em que a IA exige mais expertise humana, e “democratizadas”, tornadas mais acessíveis — as primeiras cresceram em empregos duas vezes mais rápido. Já [Huo, Ruan e Cui \(2024\)](#), em um estudo sobre a manufatura na China, mostram uma curva em “U”: predomínio inicial da substituição (com maior vulnerabilidade da baixa qualificação) e criação de vagas no longo prazo.

No Brasil, [Acypreste \(2022\)](#) constata que, entre 2000 e 2015, o progresso tecnológico não foi o principal determinante do desemprego — a maioria dos setores gerou empregos. Mais recentemente, a [FGV/IBRE \(2026\)](#) estimou que 29,6% da população ocupada (~30 milhões) têm algum grau de exposição à IA, dos quais 18% (5,2 milhões) alta exposição, concentrada em mulheres, jovens, mais escolarizados, do Sudeste e do setor de serviços.

Os setores mais afetados no Brasil são o financeiro e o de tecnologia: em 2025 os bancos destinaram R\$ 826 milhões especificamente à IA, dentro de um orçamento tecnológico de R\$ 46,8 bilhões, com projeção de R\$ 50,4 bilhões para 2026 ([FEBRABAN; DELOITTE, 2026](#)), e a intermediação financeira lidera a exposição ocupacional à IA generativa, com 90,6% ([Barbosa Filho; Feijó; Peruchetti, 2026](#)) — padrão confirmado pelo [IBM Global AI Adoption Index](#).

Entre os receios está o de a IA ampliar desigualdades no trabalho. [Pizzinelli et al. \(2023\)](#) analisam economias avançadas e emergentes e encontram um quadro multifacetado: risco de deslocamento, mas também ganho de produtividade e complementaridade, sobretudo em tarefas cognitivas de alto nível. Por concentrarem ocupações qualificadas, as economias avançadas tendem a um impacto mais polarizado — maior ganho e maior risco de substituição.

Comparando Brasil e Reino Unido, [Cazzaniga et al. \(2024b\)](#) mostram que os impactos variam com o perfil do trabalhador e a renda do país. Em ambos, o ensino superior é fator de convergência: os qualificados migram de cargos de alta exposição para funções em que a IA alavanca a produtividade — dinâmica que beneficia os jovens, mas que também pode gerar um risco, se a IA reduzir as vagas de entrada de baixa complementaridade e alta exposição.

No Brasil, [Cazzaniga et al. \(2024b\)](#) apontam a informalidade — 42% da força de trabalho — como vetor central de vulnerabilidade, com risco de “duplo golpe” (double blow), sobretudo quando a disrupção envolve um período de desemprego: o trabalhador é empurrado para o setor informal, sofrendo a perda simultânea do emprego formal e da proteção social, além de penalidade salarial imediata e menor crescimento dos rendimentos ao longo do tempo.

[Bakker et al. \(2025\)](#) mostram heterogeneidade entre formal e informal: na pesquisa domiciliar do Peru (ENAH), a exposição é de 60% no formal e 25% no informal — o formal próximo do patamar das economias avançadas. A informalidade implica menor escala, capacitação e competição, reduzindo a exposição da força de trabalho latino-americana.

Enquanto a automação tradicional atingia a produção manual, a IA alcança o trabalho cognitivo e de escritório no setor formal e urbano ([Gmyrek et al., 2024](#)). O impacto é assimétrico: os mais escolarizados usam a IA como complemento; ocupações de suporte e atendimento de menor qualificação enfrentam risco de substituição — e a informalidade segue como obstáculo à absorção dos benefícios.

A relação também opera no sentido inverso: a adoção pode aprofundar a informalidade. As plataformas de entrega mostram como o uso de algoritmos na gestão do trabalho intensifica o trabalho precário e informal. Os algoritmos dessas plataformas, como o iFood, são usados para mediar o trabalho, distribuir tarefas, gerenciar o tempo dos entregadores, mas sem um vínculo formal e suas garantias. ([Silva, 2023](#)).

Em resumo, o impacto da IA no trabalho não é homogêneo: distribui resultados positivos e negativos entre ocupações, escolaridades, idades e grupos, e não se reduz a só aumentar ou reduzir a desigualdade.

As assimetrias também se expressam em gênero e raça. [Gmyrek et al. \(2025\)](#) comparam 2023 e 2025 e mostram que a exposição feminina, em países de alta renda, a ocupações de alto potencial de automação passou de 7,8% para 9,6%, ante 2,9% e 3,5% entre os homens. Esses números indicam automação parcial de tarefas, não a extinção imediata da ocupação — de modo que a IA pode tanto gerar desemprego quanto elevar a produtividade desses grupos. No Brasil, a relação também aparece: pela [FGV/IBRE \(Barbosa Filho, Feijó e Peruchetti, 2026\)](#), no 3º trimestre de 2025, 35,4% das mulheres ocupadas estavam expostas à IA generativa, quase 10 pontos acima dos homens (~25%).

Um contraponto: por [Ferreira e Castilho \(2025\)](#), na métrica clássica de automação (não de IA generativa), os homens têm probabilidade maior (56%) que as mulheres (42%) — a automação mecânica atinge funções manuais, mais masculinas, e a IA generativa, tarefas cognitivas. Setores como serviços domésticos (91% mulheres) têm baixa automação por ambas, mas perpetuam a concentração feminina na “economia do cuidado”.

A raça é outro eixo, embora pouco coberto nos textos analisados. Pelo [BID \(2024\)](#), 10,6 milhões de afro-brasileiros não têm cobertura de internet, e a maioria que acessa o faz só pelo celular, dependendo de pacotes de dados. Além da concentração em setores formais de baixo salário — construção (63,3%) e hotelaria/alimentação (50,8%) — o que inviabiliza empregos remotos e limita a inclusão digital ([Irazábal Briceño, Serrano e Santana, 2024](#)).

3.2.3 Dependência tecnológica e assimetria global

A trajetória global da IA repete o padrão centro-periferia: a capacidade de produzir IA - modelos, patentes e computação - se concentra nos EUA e na China, e a América Latina, como o Brasil, fica como consumidora. Segundo a [CEPAL \(2024\)](#), a região registra apenas 1,2 patente de IA por milhão de habitantes, ante 60,4 nos EUA. O investimento segue o mesmo padrão: embora responda por 6,6% do PIB e 8,8% da população mundial, a região recebe apenas 1,12% do investimento global em IA, e nenhum de seus países supera a média mundial de investimento em IA relativo ao PIB per capita ([CENIA; CEPAL, 2025](#)). Na fronteira tecnológica, os EUA produziram 59 modelos de IA notáveis em 2025 e a China, 35, enquanto a América Latina segue praticamente ausente desta contagem ([Stanford HAI, 2026](#)).

Frente a esse contexto, [Grohmann et al. \(2025\)](#) trazem um contraponto: os pedidos de patente de IA no Brasil subiram de 150, em 2010, para 550, em 2019, mas, ainda assim, o aumento é modesto frente ao exterior no mesmo período, como no caso da Europa que registrou 10.500 e os Estados Unidos, 43.000. Além disso, as 20 maiores empresas que pedem patente no Brasil, são de capital estrangeiro (EUA, Europa, Japão, Índia e China), o que leva as empresas brasileiras a terem um papel secundário no desenvolvimento de IA.

Essa mesma assimetria existe na implementação de data centers no Brasil. Atualmente, há 554 data centers em território brasileiro — 465 privados e 89 públicos —, com maior concentração no estado de São Paulo, além do Brasil ser o líder do setor na América Latina ([Brandão; Lins, 2025](#)). O investimento vem sobretudo de *hyperscalers* globais e de capital estrangeiro: a Microsoft anunciou R\$ 14,7 bilhões em três anos e a AWS, R\$ 10,1 bilhões até 2034, aportes que, segundo Brandão e Lins (2025), podem gerar impactos socioambientais e riscos à privacidade. Um exemplo mais recente que reforça essa dependência externa foi o anúncio de investimento do TikTok de R\$ 200 bilhões para a construção de data centers no complexo portuário de Pecém, no Ceará. Como resultado desse cenário, o Brasil acaba absorvendo os custos trabalhistas e ambientais, enquanto os ganhos financeiros e os dados acabam ficando nos países mais desenvolvidos ([Carelli, Pereira e Souza Júnior, 2024](#)).

4. Análise e Comentários

Esta seção analisa os resultados à luz dos achados desta pesquisa e das lentes das autoras.

Os resultados desta revisão não sustentam nem a expectativa de uma transformação econômica automática pela IA nem a conclusão de que seus efeitos serão pequenos. Eles apontam para uma interpretação mais condicional: a IA pode gerar ganhos relevantes, mas a **escala, a velocidade e a distribuição desses ganhos dependem das estruturas econômicas sobre as quais a tecnologia é adotada.**

O problema não é apenas “sobre IA”: é sobre gargalos socioeconômicos históricos. A tecnologia expõe uma questão mais ampla do processo de desenvolvimento: países e empresas com baixa capacidade de investimento, dependência tecnológica, formação insuficiente de capital humano e menor domínio sobre infraestrutura e propriedade intelectual tendem a incorporar inovações em condições desvantajosas.

Isso significa que a IA não cria sozinha essas assimetrias, mas se apoia nelas e pode ampliá-las. O desafio brasileiro, portanto, é menos acompanhar uma nova ferramenta isolada e mais fortalecer as bases econômicas, produtivas e institucionais que determinam como cada ciclo tecnológico é absorvido e quanto valor permanece no país.

Outro achado importante é sobre **a necessidade urgente de aumentar a produção de evidências sobre IA no Brasil.** A lacuna brasileira não está apenas na quantidade de estudos, mas no tipo de evidência produzida. A literatura disponível mede sobretudo adoção, exposição ocupacional e cenários macroeconômicos, e ainda são raros os **estudos que observam como o uso efetivo da IA altera empresas e trajetórias profissionais ao longo do tempo.** Faltam, por exemplo, experimentos e avaliações dentro de empresas que meçam produtividade, qualidade, aprendizagem, jornada, e reorganização das tarefas; pesquisas de economia comportamental sobre confiança, verificação, delegação e dependência excessiva das respostas da IA; e bases que conectem a adoção da tecnologia a contratação, salários, resultados financeiros e mobilidade profissional.

No entanto, esse não é um problema exclusivamente brasileiro. Até mesmo a literatura internacional ainda carece de medidas consistentes de intensidade de uso, investimentos complementares, capital intangível e efeitos de médio e longo prazo. Por isso, é um espaço que precisa ser ocupado para direcionar melhor políticas públicas e investimentos de médio e longo prazo.

5. Conclusão

O que buscamos responder com este estudo?

Esta pesquisa procurou entender o que as evidências disponíveis permitem afirmar sobre os impactos econômicos da inteligência artificial no Brasil. Mais do que reunir projeções ou indicadores isolados, o estudo organizou uma literatura produzida por métodos distintos, separando efeitos observados, associações estatísticas e cenários estimados. **O objetivo foi identificar não apenas se a IA pode gerar crescimento, produtividade e transformações no trabalho, mas também quais condições influenciam a escala e a distribuição desses resultados.**

E o que encontramos?

As evidências apontam que os efeitos econômicos da IA são positivos, mas condicionais e desiguais. A tecnologia já está sendo adotada, mas sua incorporação ocorre primeiro entre empresas, setores e trabalhadores que acumulavam mais recursos, qualificação e maturidade digital. No mercado de trabalho, os estudos indicam principalmente reorganização de tarefas, com possibilidades simultâneas de substituição e complementaridade. No plano tecnológico, o Brasil possui escala de mercado e capacidade de adoção, mas ainda participa de forma limitada das etapas de desenvolvimento e apropriação de maior valor.

Esses resultados não permitem concluir que os ganhos permanecerão concentrados, mas mostram que uma distribuição mais ampla não acontecerá necessariamente de forma espontânea.

E por que isso importa?

O debate econômico sobre IA não pode se limitar à velocidade de adoção. A capacidade de transformar a tecnologia em produtividade, melhores empregos e desenvolvimento depende de questões mais amplas da economia brasileira, como formação profissional, infraestrutura, formalização, investimento, inovação e capacidade produtiva nacional. A IA não cria sozinha esses gargalos, mas opera sobre eles e pode ampliá-los.

Por isso, políticas regulatórias, industriais, educacionais e tributárias precisam atuar de forma coordenada: não apenas para aumentar o uso da tecnologia, mas para ampliar quem consegue utilizá-la, produzir conhecimento a partir dela e capturar os benefícios econômicos gerados no país

6. Direcionamentos – Futuros Estudos

A natureza recente do fenômeno impõe limites a esta pesquisa, que também indicam caminhos futuros:

- **Validação de dados observados e estudos longitudinais:** como parte da evidência sobre produtividade se apoia em projeções e modelos calibrados, estudos longitudinais com dados observados de produtividade, emprego e renda podem testar as projeções contra os impactos reais ao longo do tempo.
- **Aprofundamento das pesquisas acerca das desigualdades de raça, gênero e impactos da interseccionalidade:** diante da escassez de dados raciais, em contraste com a robustez sobre gênero e escolaridade, recomenda-se pesquisa dedicada à interseção entre raça, gênero e exposição tecnológica, substituindo inferências qualitativas por evidência empírica própria.
- **Investigação primária sobre o trabalho informal e plataformizado:** a maior parte dos achados sobre informalidade vem de dados do setor formal. Estudos com dados primários de trabalhadores informais e de plataformas podem testar se o papel da informalidade como barreira ou proteção se sustenta.
- **Avaliação dos impactos econômicos e regulatórios do PL 2338/2023:** com o cenário normativo em transição, análises empíricas dos efeitos econômicos concretos do PL 2338/2023, após sua tramitação, permitiriam passar do mapeamento das disputas à mensuração real dos impactos da regulação.
- **Mensuração dos custos ambientais da infraestrutura de IA no Brasil:** dada a especificidade da matriz energética brasileira — majoritariamente renovável, mas dependente de suplementação intermitente —, são necessários estudos que quantifiquem o consumo elétrico e as emissões associadas aos data centers no país, hoje ausentes das estimativas globais.
- **Capacidade de absorção da IA por pequenas e médias empresas:** com apenas 11% das pequenas empresas brasileiras adotando IA, ante 41% das grandes, pesquisas sobre as barreiras específicas de crédito, qualificação e maturidade digital enfrentadas por PMEs ajudariam a desenhar políticas de difusão mais direcionadas.

Referências

- ACEMOGLU, D. The simple macroeconomics of AI. **Economic Policy**, v. 40, n. 121, p. 13–58, jan. 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/epolic/eiae042>. Acesso em: 20 jul. 2026.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. **Journal of Economic Perspectives**, v. 33, n. 2, p. 3–30, 2019. Disponível em: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.33.2.3>. Acesso em: 5 out. 2026.
- ACYPRESTE, R. Emprego, inovação tecnológica e crescimento no Brasil: um resultado a partir da matriz de insumo-produto. **Revista de Economia Política**, v. 42, n. 2, p. 460–480, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/0101-31572022-3298>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- ANDERSON, C.; REYNOLDS, T. **Conducting a Literature Review**. Washington, DC: University of Washington (Evans School of Public Policy and Governance), 2020.
- AUTOR, D.; DORN, D.; KATZ, L. F.; PATTERSON, C.; VAN REENEN, J. The fall of the labor share and the rise of superstar firms. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 135, n. 2, p. 645–709, 2020. Disponível em: <https://academic.oup.com/qje/article-abstract/135/2/645/5721266>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- BAKKER, B. B. *et al.* What can artificial intelligence do for stagnant productivity in Latin America and the Caribbean? **Latin American Journal of Central Banking**, 2025. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666143825000304>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- BARBOSA FILHO, F. de H.; FEIJÓ, J.; PERUCHETTI, P. **Inteligência artificial e mercado de trabalho**. Rio de Janeiro: FGV IBRE, Observatório de Produtividade Regis Bonelli, 2026. Disponível em: https://ibre.fgv.br/sites/ibre.fgv.br/files/arquivos/u65/inteligencia_artificial_e_mercado_de_trabalho_04-02-2025-final.pdf. Acesso em: 4 ago. 2026.
- BRANDÃO, Rodrigo; LINS, Leonardo Melo. Data centers in Brazil: mapping the digital infrastructure in Brazil, notes for a study on data centers. São Paulo: Cetic.br | NIC.br, 2025. (Painel Setorial da Internet, ano 17, n. 4). Disponível em: https://cetic.br/media/docs/publicacoes/6/en-us/20251209175206/iso-y17-n4-data_centers_in_brazil.pdf. Acesso em: 7 ago. 2026.
- BUSTELO, J. L. G.; PÉREZ, A. M.; TORREZ, H. M. The determinants of the concentration of superstar firms: cluster analysis and its relationship with economic development and artificial intelligence. **Economies**, v. 13, n. 2, artigo 52, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/economies13020052>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- CALVINO, F.; REIJERINK, J.; SAMEK, L. **The effects of generative AI on productivity, innovation and entrepreneurship**. Paris: OECD Publishing, 2025. (OECD Artificial Intelligence Papers, n. 39). Disponível em: <https://doi.org/10.1787/b21df222-en>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- CARELLI, R. de L.; PEREIRA, C. V.; SOUZA JÚNIOR, N. N. de. Data centers: uma abordagem sobre as suas implicações trabalhistas e ambientais no Brasil. **Revista Jurídica Trabalho e Desenvolvimento Humano**, v. 7, p. 1–34, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.33239/rjtdh.v7.253>. Acesso em: 4 ago. 2026.
- CAZZANIGA, M.; JAUMOTTE, F.; LI, L.; MELINA, G.; PANTON, A. J.; PIZZINELLI, C.; ROCKALL, E.; MENDES TAVARES, M. **Gen-AI: artificial intelligence and the future of work**. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2024a. (IMF Staff Discussion Note, SDN/2024/001). Disponível

em:

<https://www.imf.org/-/media/files/publications/sdn/2024/english/sdnea2024001.pdf>. Acesso em: 4 ago. 2026.

CAZZANIGA, M.; PIZZINELLI, C.; ROCKALL, E.; TAVARES, M. M. **Exposure to artificial intelligence and occupational mobility: a cross-country analysis**. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2024b. (IMF Working Paper, WP/24/116). Disponível em: <https://www.imf.org/-/media/files/publications/wp/2024/english/wpiea2024116-print-pdf.pdf>. Acesso em: 4 ago. 2026.

CENTRO NACIONAL DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (CENIA); COMISIÓN ECONÓMICA PARA AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE (CEPAL). **Índice Latinoamericano de Inteligencia Artificial (ILIA) 2025**. Coordenação de Álvaro Soto *et al.* Santiago: CEPAL, 2025. 195 p. (Documentos de Proyectos, LC/TS.2025/68/Rev.1). Disponível em: <https://hdl.handle.net/11362/82514>. Acesso em: 2 out. 2026.

CERUTTI, E. M. *et al.* **The global impact of AI: mind the gap**. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2025. (IMF Working Paper, WP/25/76). Disponível em: <https://www.imf.org/en/publications/wp/issues/2025/04/11/the-global-impact-of-ai-mind-the-gap-566129>. Acesso em: 4 ago. 2026.

CETIC.BR. **TIC Empresas 2024**: principais resultados. São Paulo: Comitê Gestor da Internet no Brasil (CGI.br)/Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR (NIC.br), 2025. Disponível em: https://cetic.br/media/docs/publicacoes/2/20250512122204/tic_empresas_2024_livro_eletronico.pdf. Acesso em: 4 ago. 2026.

CETIC.BR. **TIC Empresas 2025**: principais resultados. São Paulo: Comitê Gestor da Internet no Brasil (CGI.br)/Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR (NIC.br), 2026. Disponível em: <https://cetic.br/media/analises/TIC-Empresas-2025-lancamento.pdf>. Acesso em: 4 ago. 2026.

COMISSÃO ECONÔMICA PARA A AMÉRICA LATINA E O CARIBE (CEPAL). **Superar las trampas del desarrollo de América Latina y el Caribe en la era digital**: el potencial transformador de las tecnologías digitales y la inteligencia artificial. Santiago: CEPAL, 2025. (LC/CMSI.9/3/Rev.1). Disponível em: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/e4ca636c-2b8a-4138-8c62-b685540d9b99/content>. Acesso em: 4 ago. 2026.

COSTA FILHO, J. R.; PALANCA, T. **Impacto da IA na economia brasileira**. Policy Briefs Reglab, n. 7. São Paulo: Reglab, 2026. Disponível em: <https://reglab.com.br/pesquisa-impacto-ia-economia-brasileira-pib-2/>. Acesso em: 20 ago. 2026.

FEDERAÇÃO BRASILEIRA DE BANCOS (FEBRABAN); DELOITTE. **Pesquisa Febraban de tecnologia bancária**: 34ª edição, v. 1, versão executiva. São Paulo: Febraban; Deloitte, 2026. Disponível em: <https://cmsarquivos.febraban.org.br/Arquivos/documentos/PDF/Pesquisa%20Febraban%202026.pdf>. Acesso em: 4 ago. 2026.

FELTEN, E.; RAJ, M.; SEAMANS, R. Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: a novel dataset and its potential uses. **Strategic Management Journal**, v. 42, n. 12, p. 2195-2217, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/smj.3286>. Acesso em: 4 ago. 2026.

FERNANDES, André Lucas; SANTOS, Anicely; LEYENDECKER, Helton; BRANCO, Carolina; MENDES, Clarissa; D'BARSSOLES, Ramon; VALOIS, Rhaiana. **IA, data centers e os impactos ambientais**. Recife: Instituto de Pesquisa em Direito e Tecnologia do Recife (IP.rec), 2025. Disponível em: <https://ip.rec.br/wp-content/uploads/2025/05/Policy-Paper-Data-Centers.pdf>. Acesso em: 7 ago. 2026.

FERREIRA, K.; CASTILHO, M. Job automation in Brazil: which consequences for women's employment? **Revista de Economía Mundial**, n. 69, p. 95-116, 2025. Disponível em:

<https://doi.org/10.33776/rem.vi69.8289>. Acesso em: 4 ago. 2026.

FERRIS, T. L. J.; CAMELIA, F.; MATTSSON, T.; MACHADO, R. C. Red-teaming as a research validation method for systems engineering thesis students. **INCOSE International Symposium**, 2022. Disponível em:

<https://doi.org/10.1002/iis2.12947>. Acesso em: 4 ago. 2026.

FUNDO MONETÁRIO INTERNACIONAL (FMI). **AI Preparedness Index (APII)**. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2024. Disponível em: https://www.imf.org/external/datamapper/AI_PI@APII/ADVEC/EME/LIC. Acesso em: 4 ago. 2026.

GMYREK, P. et al. **Generative AI and jobs: a refined global index of occupational exposure**. Geneva: International Labour Organization (ILO/OIT), 2025. (ILO Working Paper, n. 140). Disponível em: <https://doi.org/10.54394/HETP0387>. Acesso em: 4 ago. 2026.

GMYREK, P. et al. **Buffer or Bottleneck? Employment Exposure to Generative AI and the Digital Divide in Latin America**. Genebra: ILO; The World Bank, 2024. (ILO Working Paper 121). Disponível em: <https://doi.org/10.54394/TFZY7681>. Acesso em: 5 out. 2026.

GROHMANN, R.; PARANÁ, E.; VALENTE, J. C. L.; FIGARO, R. AI policy debates in Brazil: struggles over regulation, governance and labour. **Global Political Economy**, v. 4, n. 2, p. 215-227, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1332/26352257Y2025D000000037>. Acesso em: 4 ago. 2026.

HUO, Q.; RUAN, J.; CUI, Y. "Machine replacement" or "job creation": how does artificial intelligence impact employment patterns in China's manufacturing industry? **Frontiers in Artificial Intelligence**, v. 7, artigo 1337264, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1337264>. Acesso em: 4 ago. 2026.

IBM. **Global AI adoption index: enterprise report**. Pesquisa conduzida por Morning Consult (8-23 nov. 2023). [S. l.]: IBM, 2023. Disponível em: https://filecache.mediaroom.com/mr5mr_ibmbspqi/179414/download/IBM%20Global%20AI%20Adoption%20Index%20Report%20Dec.%202023.pdf. Acesso em: 4 ago. 2026.

IRAZÁBAL BRICEÑO, I.; SERRANO, J.; SANTANA, S. K. S. de. **Characterizing the Afro-Brazilian digital inclusion gap and assessing investment opportunities**. Washington, D.C.: Inter-American Development Bank (IDB), 2024. Disponível em: <https://publications.iadb.org/en/characterizing-afro-brazilian-digital-inclusion-gap-and-assessing-investment-opportunities>. Acesso em: 4 ago. 2026.

JUNG, J.; KATZ, R. **Factores determinantes de la adopción de la inteligencia artificial en las empresas: un estudio empírico del caso del Brasil**. Santiago: Comisión Económica para América Latina y el Caribe, 2025. (Documentos de Proyectos, LC/TS.2025/38). Disponível em: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/c0227a5e-9e15-4522-8ed9-0a1d47fecee2/content>. Acesso em: 5 out. 2026.

JUNG, J.; KATZ, R. **Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina: transformación tecnológica y rezago en materia de inversión y capacidades laborales**. Santiago: Comisión Económica para América Latina y el Caribe, 2025. (Documentos de Proyectos, LC/TS.2025/37/Rev.2). Disponível em: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/954c64fe-197c-49f9-b118-0707cc6f8910/content>. Acesso em: 5 out. 2026.

MOVIMENTO BRASIL COMPETITIVO (MBC); FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS (FGV). **Estudo Brasil Digital: salto para transformação**. [S. l.]: MBC; FGV, 2022. Disponível em: <https://www.mbc.org.br/wp-content/uploads/2022/12/Estudo-Brasil-Digital-Salto-para-Transforma%C3%A7%C3%A3o-MBC-e-FGV.pdf>. Acesso em: 4 ago. 2026.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT (OECD). **The adoption of artificial intelligence in firms**: new evidence for policymaking. Paris: OECD Publishing, 2025.

Disponível em:

<https://doi.org/10.1787/f9ef33c3-en>. Acesso em: 4 ago. 2026.

OXFORD INSIGHTS. **Government AI Readiness Index 2025**. [Oxford]: Oxford Insights, 2026.

Disponível em:

https://oxfordinsights.com/wp-content/uploads/2026/01/2025-Government-AI-Readiness-Index-Report_01_26.pdf. Acesso em: 4 ago. 2026.

PARTEKA, A.; KORDALSKA, A. Artificial intelligence and productivity: global evidence from AI patent and bibliometric data.

Technovation, v. 125, 2023. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0166497223000755>. Acesso em: 4 ago. 2026.

PIZZINELLI, C.; PANTON, A.; TAVARES, M. M.; CAZZANIGA, M.; LI, L. **Labor market exposure to AI**: cross-country differences and distributional implications. Washington, D.C.: International Monetary Fund, 2023. (IMF Working Paper, WP/23/216). Disponível em:

<https://www.imf.org/-/media/files/publications/wp/2023/english/wp23216-print-pdf.pdf>.

Acesso em: 4 ago. 2026.

PWC. **Barômetro de Empregos de Inteligência**

Artificial 2026: um futuro em construção. [S. l.]:

PricewaterhouseCoopers, 2026. Disponível em: <https://www.pwc.com/gx/en/news-room/pres-s-releases/2026/pwc-2026-ai-jobs-barometer.html>. Acesso em: 4 ago. 2026.

ROSA, M. B.; KUBOTA, L. C. Artificial intelligence: where does Brazil stand in global scientific production and what are the main technical determinants of adoption by Brazilian companies.

EconomiA, v. 26, n. 3, p. 358-374, 2025.

Disponível em:

<https://doi.org/10.1108/ECON-01-2025-0010>.

Acesso em: 4 ago. 2026.

SILVA, P. H. F. B. **Inteligência artificial e crise na sociedade do trabalho**: análise a partir de uma empresa delivery de alimentos. 2023. 134 f.

Dissertação (Mestrado em Geografia) — Instituto Multidisciplinar de Nova Iguaçu, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2023. Disponível em:

<https://rima.ufrj.br/jspui/handle/20.500.14407/19234>. Acesso em: 4 ago. 2026.

STANFORD INSTITUTE FOR HUMAN-CENTERED ARTIFICIAL INTELLIGENCE (HAI). **Global AI**

Vibrancy Tool. Stanford: Stanford University, 2025. Disponível em:

<https://hai.stanford.edu/ai-index/global-vibrancy-tool>. Acesso em: 7 ago. 2026

STANFORD INSTITUTE FOR HUMAN-CENTERED ARTIFICIAL INTELLIGENCE (STANFORD HAI). **The AI Index 2026 Annual Report**. Stanford, CA:

Stanford University, abr. 2026. Disponível em:

<https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report>. Acesso em: 2 out. 2026.

WORLD BANK. **Digital progress and trends report 2025**: strengthening AI foundations. Washington,

D.C.: World Bank Group, 2025. Disponível em:

<https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/f2509a0f-7153-4f32-b180-bc11e90c4940/content>. Acesso em: 4 ago. 2026.

Anexo de Metodologia Reglab

AUTORIA	Isabela Afonso Portas, Thais Ortega Pichinin e Natália Ribeiro
Título	Inteligência Artificial no Brasil: evidências dos impactos econômicos entre 2022 e 2026
Pergunta de Pesquisa	Quais são as evidências dos impactos econômicos da inteligência artificial no Brasil produzidas entre 2022 e 2026?
Resumo de Metodologia	O estudo investiga, por meio de revisão sistemática de literatura, as evidências de impacto econômico da inteligência artificial no Brasil entre 2022 e 2026. A metodologia combina análise documental e de dados secundários (<i>desk research</i>) com análise qualitativa de conteúdo. A coleta de fontes foi organizada em duas frentes independentes: <i>Blue Team</i> (impactos positivos) e <i>Red Team</i> (impactos negativos), seguida de triagem em múltiplas etapas (automatizada por IA e revisão humana) e de classificação indutiva das evidências em três eixos temáticos: produtividade e crescimento econômico, mercado de trabalho, e setores estratégicos.
Coleta de Dados	Coleta realizada de 12 a 22 de junho de 2026, por meio de busca sistemática com strings pré-definidas em português, inglês e espanhol, divididas entre Blue Team e Red Team. <i>Blue Team — evidências de impactos positivos</i> Busca por evidências de produtividade, crescimento econômico, geração de empregos, inovação e ganhos setoriais. PT "inteligência artificial" AND ("aumento de produtividade" OR "crescimento econômico") "inteligência artificial" AND ("geração de novos empregos" OR "qualificação profissional") "inteligência artificial" AND "aumento do PIB" "IA" AND "pequenas e médias empresas" AND "impacto positivo" "inteligência artificial" AND "aumento de eficiência" EN "artificial intelligence" AND ("productivity increase" OR "economic growth") "artificial intelligence" AND ("job creation" OR "skills development") "artificial intelligence" + "GDP growth" "AI" AND ("small businesses" OR "SMEs") AND "positive impact" "artificial intelligence" AND "efficiency" ES "inteligencia artificial" AND ("incremento de productividad" OR "crecimiento económico") "inteligencia artificial" AND ("creación de empleo" OR "capacitación profesional") "inteligencia artificial" AND "crecimiento del PIB" "IA" AND ("pequeñas empresas" OR "pymes") AND "impacto positivo" "inteligencia artificial" AND "eficiencia" <i>Red Team — evidências de impactos negativos</i> Busca por evidências de desemprego, desigualdade, concentração de mercado, dependência tecnológica e impacto ambiental. PT "inteligência artificial" AND ("gera desemprego" OR "deslocamento de trabalhadores") "inteligência artificial" AND ("aumento de desigualdade" OR "concentração de mercado")

"IA" AND "aumenta desigualdade de gênero" AND "mercado de trabalho"
 "inteligência artificial" AND "dependência tecnológica"
 "inteligência artificial" AND ("impacto ambiental" OR "consumo energético")

EN

"artificial intelligence" AND ("unemployment" OR "worker displacement")
 "artificial intelligence" AND ("increase inequality" OR "market concentration")
 "AI" AND ("gender gap" OR "impact on women") AND "labor market"
 "artificial intelligence" AND "technological dependence"
 "artificial intelligence" AND ("environmental impact" OR "energy consumption")

ES

"inteligencia artificial" AND ("aumento de desempleo" OR "desplazamiento de trabajadores")
 "inteligencia artificial" AND ("desigualdad" OR "concentración de mercado")
 "inteligencia artificial" AND ("brecha de género" OR "impacto en mujeres") AND "mercado laboral"
 "inteligencia artificial" AND "dependencia tecnológica"
 "inteligencia artificial" AND ("impacto ambiental" OR "consumo energético")

Fontes de busca: Google Scholar (via Publish or Perish), Consensus, bases do IPEA e do IBGE, e ferramentas de pesquisa em IA (Claude, Gemini e Perplexity em modo Deep Research).

Recorte geográfico: Brasil como foco principal, complementado por América Latina e economias de renda média-alta (classificação Banco Mundial, 2025–2026).

Recorte temporal das publicações incluídas: maio de 2022 a maio de 2026.

Resultado bruto da coleta manual: 131 registros (Red Team, 3 duplicados entre bases), 101 registros (Blue Team) e 11 indicações adicionais das pesquisadoras, oriundas de referências do projeto Futuros Criativos (Reglab).

Triagem do material:

A triagem seguiu quatro etapas após a coleta bruta.

- Fase 1 (triagem por IA): aplicação automatizada dos critérios de recorte geográfico, temporal, tipo de fonte e relevância temática, resultando em 148 fontes mantidas, 97 excluídas e 2 inconclusivas (links inacessíveis, marcadas para revisão humana).
- Fase 2 (revisão humana): revisão manual por duas pesquisadoras, com uma divergência registrada em relação à triagem por IA: documentos sobre impacto ambiental de data centers foram mantidos, por entendimento de que o tema tem reflexo indireto sobre a economia, resultando em 82 fontes do Red Team, 78 do Blue Team e 11 indicações das pesquisadoras (171 no total).
- Fase 3 (2ª triagem por IA): exclusão de revisões de literatura e meta-análises por não constituírem evidência primária, reduzindo a base para 53 (Red Team) + 63 (Blue Team) + 11 (indicações), menos 1 documento duplicado entre bases — 126 documentos ao todo, encaminhados para a fase de análise.

Na fase 4, definiu-se então que os documentos a permanecerem na Base de Evidências deveriam produzir, ou analisar, um dado primário do qual se possa derivar um efeito econômico mensurável ou estimado (produtividade, emprego, renda, PIB, investimento, desigualdade, efeito setorial); documentos que não atendessem a esse critério migrariam para uma segunda base, a Base de Dados de Contexto — critério justificado porque a pergunta de pesquisa pede evidências de impacto econômico, não interpretação teórica, agenda programática ou regulatória, síntese de literatura de terceiros ou conteúdo tangencial ao tema. Uma primeira aplicação desse critério, sobre os 126 documentos, resultou em 30 na Base de Contexto e 96 na Base de Análise. A leitura detalhada dos resumos identificou, em seguida, 15

	documentos adicionais com palavras-chave do protocolo de busca, mas sem aderência temática ao objeto da pesquisa (14 da Base de Contexto e 1 da Base de Análise), reduzindo o compilado para 111 documentos (16 de contexto, 95 de análise). Por fim, a verificação de duas referências citadas na proposta original do projeto — Azuara, Ripani e Torres (BID, 2024) e Bakker et al. (FMI, 2025) — levou à inclusão de ambas na Base de Análise; a revisão subsequente identificou e excluiu 1 documento que se revelou revisão de literatura, 2 documentos duplicados entre si e 7 artigos de acesso restrito, incompatíveis com o critério de acesso aberto do protocolo. Ao final da triagem, ficamos com: Dados de contexto = 16 Dados de análise = 87 Compilado = 103
Análise de Dados	Após a triagem do material, foi realizada uma análise qualitativa de conteúdo, com classificação indutiva das inferências extraídas de cada fonte em três eixos temáticos (não excludentes entre si): produtividade e crescimento econômico; mercado de trabalho; setores estratégicos. As referências incluídas foram organizadas em planilha consolidada com metadados de título, autoria, ano, resumo, tipo de fonte e recorte geográfico. A leitura exploratória inicial da base foi assistida por IA (Claude), com revisão humana subsequente das classificações e inferências.
Procedimentos de Redução de Vieses	(i) Adoção de critérios de inclusão e exclusão pré-definidos antes da coleta (recorte geográfico, temporal e tipo de fonte); (ii) modelo Blue Team / Red Team de busca independente, testando interpretações opostas sobre os efeitos econômicos da IA; (iii) definição prévia e explícita do conceito de "impacto econômico da IA" (ACEMOGLU, 2025), para evitar critérios implícitos ou divergentes entre pesquisadoras na triagem; (iv) tratamento não automático de links inacessíveis — avaliação por metadados disponíveis e marcação para revisão humana em vez de exclusão automática; (v) dupla revisão humana das triagens automatizadas por IA, com registro das divergências e de seus racionais; (vi) segregação explícita entre Base de Evidências (documentos que produzem ou analisam dado primário do qual se deriva efeito econômico mensurável ou estimado) e Base de Dados de Contexto (documentos tangenciais ao objeto de pesquisa), evitando que material programático ou teórico fosse tratado como evidência; (vii) registro cronológico de todas as etapas de coleta, triagem e classificação, permitindo reconstrução do caminho metodológico por qualquer pesquisador da equipe.
Outras Limitações Metodológicas	Parte da evidência sobre produtividade e crescimento econômico apoia-se em modelos calibrados e simulações com parâmetros estimados a partir de dados reais, não em dados observados de efeito realizado; esses achados são apresentados no corpo do relatório como projeções, e não como evidência empírica observada, para não emprestar certeza indevida a esse tipo de fonte. A base excluiu 7 artigos identificados como relevantes, mas de acesso restrito (pagos ou vinculados a instituições), o que pode ter deixado de fora evidências relevantes de literatura paga. O recorte temporal (maio de 2022 a maio de 2026) exclui evidências publicadas fora dessa janela, mesmo quando referentes a fenômenos correlatos. O recorte geográfico prioriza Brasil, América Latina e economias de renda média-alta, o que pode sub representar comparações com economias de alta renda fora desse agrupamento.
Uso de Software	Claude (Anthropic): apoio à triagem automatizada de fontes conforme critérios de inclusão/exclusão, análise exploratória inicial da base consolidada, classificação temática e redação assistida.

	Google Sheets: registro e consolidação das bases de dados em cada fase da coleta e triagem. Google Docs: registro do protocolo de busca (Blue Team e Red Team), registro de Metodologia, edição de texto, planilhas e formatação do relatório final.
Diretrizes Éticas	Esta pesquisa foi financiada pela Meta Brasil. LGPD: a pesquisa não envolveu coleta ou tratamento de dados pessoais de indivíduos identificáveis; os dados analisados são secundários, de fontes públicas e de acesso aberto (artigos acadêmicos, relatórios institucionais e documentos de política pública). Privacidade e confidencialidade: os dados utilizados são de domínio público e foram obtidos de fontes acessíveis, sem violar a privacidade ou a confidencialidade de qualquer indivíduo ou instituição. Uso responsável de dados públicos: embora os dados analisados sejam públicos, seu uso foi feito de maneira responsável e ética, com o objetivo exclusivo de pesquisa independente. Transparência metodológica: a metodologia de pesquisa foi detalhada e documentada cronologicamente (protocolo de busca, critérios de triagem, resultados quantitativos de cada fase), permitindo a validação dos resultados de maneira independente por qualquer pesquisador da equipe. Não discriminação: A pesquisa foi conduzida de maneira a respeitar a diversidade e evitar qualquer forma de discriminação.
Declaração de Independência Editorial	As autoras desenvolveram, conduziram e analisaram o estudo de forma independente, sem qualquer contribuição ou interferência da empresa, que também não influenciou ou interferiu na interpretação dos resultados. As autoras mantêm total independência profissional e responsabilidade pelo conteúdo e conclusões deste trabalho.

reglab

centro de estratégia
& regulação

www.reglab.com.br
