

A person with curly hair and glasses is seen from the side, looking at a computer monitor in a dimly lit office. The monitor displays code or data. The background is blurred, showing other office equipment and shelves.

SCINTILLA – EDUCAÇÃO E TRABALHO · PESQUISA Nº 2

Inteligência Artificial e Mercado de Trabalho

As juventudes brasileiras diante da inteligência artificial: exposição, uso e porta de entrada

JUNHO DE 2026



PUBLICAÇÃO Inteligência Artificial e Mercado de Trabalho,
Pesquisa nº 2.

EDIÇÃO Junho de 2026.

REDAÇÃO Francisco Mello Castro.

REALIZAÇÃO Scintilla, Educação e Trabalho.

SITE scintilla.org.br

Sumário

Apresentação

Método

01

Quem está nos trabalhos expostos à inteligência artificial

02

Quem usa inteligência artificial

03

A porta de entrada

04

Síntese e implicações

Apêndice metodológico

Referências

Apresentação

Desde o fim de 2022, quando o ChatGPT se tornou público, uma preocupação atravessa o debate sobre trabalho no mundo inteiro: a de que a inteligência artificial generativa vá fechar a porta de entrada do mercado para os jovens. O receio tem uma lógica direta. As ferramentas de inteligência artificial fazem bem as tarefas que compõem os primeiros empregos de quem tem alguma formação: redigir um texto, resumir um documento, organizar informação, escrever um código simples. Se a máquina passa a dar conta do trabalho do iniciante, sobra menos lugar para o iniciante.

Esse receio nasceu, em boa parte, de dados dos Estados Unidos. As medidas de exposição que o mundo passou a usar foram construídas sobre ocupações americanas, e o primeiro estudo a mostrar queda de emprego entre jovens nas ocupações mais expostas usou folha de pagamento americana. Seu título resume o medo que organizou o debate: "Canários na mina de carvão". Como o canário que morria antes dos mineiros e avisava do gás, os jovens em início de carreira seriam os primeiros a sentir a inteligência artificial, o sinal precoce de um desemprego que depois alcançaria os mais velhos. Esta pesquisa pergunta o que desse quadro se aplica ao Brasil, e trata o caso americano em detalhe no Capítulo 3, sobre a porta de entrada.

A resposta curta é que os dados brasileiros, por enquanto, não mostram o mesmo movimento. No Brasil, eles ainda não revelam a inteligência artificial reduzindo o emprego dos jovens. Os jovens com mais escolaridade são os que já ocupam os trabalhos de escritório e de nível superior, e são também os que mais usam inteligência artificial no dia a dia. No mercado formal, a entrada nesses trabalhos não se estreitou para quem está começando, e o salário de quem entra subiu em termos reais entre 2022 e 2025. O risco para o Brasil, por enquanto, está menos na falta de vagas e mais em que a inteligência artificial aproveite sobretudo quem já tem mais estudo, ampliando a distância dentro da própria juventude.

Para chegar a essa leitura, a pesquisa separa três coisas que o debate público costuma misturar. A primeira é a exposição: quais trabalhos a inteligência artificial pode mudar, segundo o conteúdo de suas tarefas. A segunda é a adoção: quem de fato usa a ferramenta hoje. A terceira é a porta de entrada: o que aconteceu, entre 2022 e 2025, com a entrada dos jovens no mercado formal. Exposição não é adoção, e adoção não é efeito sobre o emprego; tratar as três como a mesma coisa está na origem de boa parte da confusão no debate.

Cada uma dessas perguntas organiza um capítulo, e cada capítulo decompõe o resultado por escolaridade, raça, sexo e região. A escolaridade reaparece nos três como a variável que mais organiza a desigualdade, e é por ela que a pesquisa liga os capítulos.

O recorte é a juventude. A pesquisa define juventude como a faixa de 15 a 29 anos, conforme o Estatuto da Juventude. Nas análises de mercado de trabalho, usa o recorte de 18 a 29 anos, a idade

mínima para o vínculo formal fora do contrato de aprendiz.

Esta pesquisa é um retrato do presente, não um estudo de causa: uma nota descritiva de evidência, voltada ao debate de política pública, que descreve associações com transparência sobre os dados e a incerteza e deixa a afirmação de causa para quando houver desenho e dados que a sustentem. A inteligência artificial generativa virou tecnologia de massa há pouco tempo, e a janela disponível é curta demais para isolar o seu efeito sobre o emprego dos outros fatores que mexem no mercado ao mesmo tempo. Onde a pesquisa encontra padrões compatíveis com a hipótese internacional, ela os apresenta como sinais que autorizam a pergunta, não como prova da causa. A comparação com os Estados Unidos, ao longo do texto, serve a isso: mostrar onde o Brasil se parece com o país que deu origem ao alarme, e onde ainda não se parece.

Método

Esta pesquisa combina quatro fontes, cada uma respondendo a uma parte da pergunta. A descrição abaixo diz o que cada uma mede, o que ela não mede, e como os números foram checados antes de qualquer leitura.

As fontes

A PNAD Contínua, do IBGE, descreve o estoque de ocupações. É a pesquisa domiciliar que mede quem está ocupado no país e em que trabalha. A pesquisa usa o ano de 2024 para descrever onde estão os jovens de 18 a 29 anos, por ocupação, escolaridade, raça, sexo e região.

O Novo CAGED, do Ministério do Trabalho e Emprego, descreve a movimentação no mercado formal. Registra as admissões e os desligamentos de vínculos com carteira a cada mês. A pesquisa compara os anos de 2022, 2024 e 2025 para perguntar o que mudou na entrada dos jovens nos trabalhos formais.

A TIC Domicílios, do CETIC.br, descreve a adoção declarada de inteligência artificial. É a pesquisa domiciliar que, na edição de 2025, perguntou pela primeira vez se a pessoa usou ferramentas de inteligência artificial generativa nos três meses anteriores. A pesquisa usa essa edição para medir quem, entre os jovens, declara usar a tecnologia.

Os índices internacionais descrevem a exposição técnica das ocupações. São quatro medidas, construídas pela literatura entre 2023 e 2025, que estimam quanto das tarefas de cada ocupação a inteligência artificial alcança. Uma delas observa o uso real: a Anthropic estima, a partir de conversas no Claude.ai, a fração das tarefas que de fato aparece como pedido à ferramenta. As outras três avaliam a capacidade técnica — o que a tecnologia poderia fazer, segundo o julgamento de quem estuda o assunto: a da OpenAI (Eloundou et al., 2023) mede tarefa a tarefa o que o modelo executa com o apoio de ferramentas; a de Felten et al. (2023) cruza as habilidades catalogadas no banco ocupacional O*NET com os campos em que a inteligência artificial demonstrou capacidade; a da Organização Internacional do Trabalho (Gmyrek et al., 2025) pontua a exposição de cada ocupação num índice voltado ao mercado de trabalho global, e não só ao dos países ricos. O Capítulo 1 detalha como elas se combinam num só índice e como foram trazidas para a classificação de ocupações brasileira.

A robustez do índice de exposição

O índice de exposição, cuja construção o Capítulo 1 detalha, repousa sobre duas decisões. A primeira é juntar as quatro medidas internacionais dando o mesmo peso a cada uma; outro conjunto de pesos daria outra média. A segunda é traçar uma linha que separa os trabalhos de alta exposi-

ção dos demais; uma linha em outro ponto da escala separaria grupos diferentes. Esta seção verifica se o resultado principal da pesquisa — quais ocupações são as mais expostas — depende dessas duas decisões, e mostra que ele se mantém sob as duas.

Para testar a primeira escolha, a pesquisa refez o ordenamento dos grandes grupos de seis maneiras: usando cada uma das quatro medidas sozinha, usando a média das quatro e usando a média sem a Anthropic. Os mesmos três grupos (trabalhadores administrativos, profissionais das ciências e das artes e gerentes) aparecem no topo nas seis versões. A ordem entre eles muda de uma para outra; o trio que ocupa o topo, não.

VERSÃO DO ÍNDICE	BLOCO DE ALTA = ADMINISTRATIVOS, PROFISSIONAIS E GERENTES?
Só Anthropic (uso observado)	sim
Só OpenAI	sim
Só Felten	sim
Só OIT/Gmyrek	sim
Média dos quatro (publicada)	sim
Média sem a Anthropic	sim

A segunda escolha, onde traçar a linha de corte, também não altera o resultado, e a razão é um espaço vazio na escala. O terceiro grupo, os gerentes, marca 0,47; o quarto, os técnicos de nível médio, marca 0,32, um vão de quinze centésimos sem nenhum grupo no meio. Qualquer linha traçada dentro desse vão deixa os mesmos três grupos de um lado e todos os outros do outro, e por isso o corte não precisa de um valor exato. Os escores completos de cada versão estão no apêndice metodológico.

Os limites de cada fonte

Nenhuma fonte mede tudo, e a leitura honesta exige dizer o que cada uma deixa de fora.

Os índices internacionais medem o que a tecnologia pode fazer com cada tarefa, não o que ela faz no mercado brasileiro. A TIC Domicílios mede se a pessoa declara usar inteligência artificial, não o uso efetivo no trabalho. O Novo CAGED mostra a movimentação no mercado formal, e seu período inclui a pandemia, a alta dos juros de 2023 e 2024 e mudanças trabalhistas, fatores que também movem o emprego. A tradução de uma classificação de ocupações estrangeira para a brasileira não é exata, e comparações entre famílias de ocupações com correspondência muito ambígua exigem cautela.

Há ainda um limite que vem do tipo de pesquisa. A PNAD e a TIC são amostras, não um censo do país inteiro: cada número que delas vem traz uma margem de erro, estreita nos grandes contrastes

e mais larga onde o subgrupo é pequeno. O Novo CAGED, ao contrário, é registro administrativo, e conta os vínculos formais um a um, sem margem amostral. Onde a margem da amostra pesa, o texto a assinala; o apêndice metodológico traz o tamanho dela em cada caso.

Há um limite que vale por toda a pesquisa. Os dados aqui são de um ou dois anos e descrevem associações, não relações de causa. Quando um capítulo encontra dois fatos juntos, por exemplo mais exposição à inteligência artificial e mais escolaridade, ele registra que os dois aparecem associados, e não que um é a causa do outro. A pesquisa não dispõe da variação que permitiria isolar o efeito da inteligência artificial dos demais fatores, e não usa linguagem de causa onde não tem prova de causa. Essa disciplina vale para todos os capítulos, e em especial para o Capítulo 3, sobre a porta de entrada, onde a tentação de ler causa onde há coincidência de tempo é maior.

Quem está nos trabalhos expostos à inteligência artificial

Entre 2022 e 2025, a inteligência artificial generativa entrou na rotina do trabalho de escritório. Ferramentas como o ChatGPT, o Copilot, o Gemini e o Claude passaram a escrever um e-mail comercial, resumir um relatório longo, traduzir um texto mantendo o tom formal, montar um rascunho de código ou preparar a minuta de um contrato simples. São tarefas que ocupam boa parte do dia de profissionais administrativos, de analistas em início de carreira, de programadores em formação e de estagiários. No Brasil, quem faz esse tipo de trabalho é, em grande parte, jovem.

A exposição à tecnologia, medida pela natureza das tarefas de cada ocupação, recai assim sobre esses jovens. Este capítulo descreve quem são. Ao tratar de mercado de trabalho, a pesquisa chama de jovem quem tem entre 18 e 29 anos, e a pergunta que organiza o capítulo é direta: quantos são, quanto estudaram, de que raça e sexo, e em que região do país vivem.

Duas formas de medir a exposição

Antes de dizer quantos jovens estão nos trabalhos expostos, é preciso definir o que torna um trabalho exposto à inteligência artificial. Esta análise combina quatro medidas construídas pela literatura internacional entre 2023 e 2025, e elas se dividem em dois tipos.

O primeiro tipo observa o uso real. A Anthropic (2025) examina conversas na plataforma Claude.ai e estima, para cada ocupação, a fração das tarefas que de fato aparece como pedido à ferramenta. É uma medida do que está sendo feito com a inteligência artificial, não do que poderia ser feito.

O segundo tipo é uma avaliação técnica da capacidade. A OpenAI, em Eloundou et al. (2023), examina tarefa por tarefa o que o modelo consegue executar com o apoio de ferramentas construídas sobre ele. Felten et al. (2023) cruzam as habilidades catalogadas no banco ocupacional norte-americano O*NET com os campos em que a inteligência artificial demonstrou capacidade. A Organização Internacional do Trabalho, em Gmyrek et al. (2025), pontua tarefa a tarefa o grau de exposição de cada ocupação, num índice construído para o mercado de trabalho global, e não apenas o dos países ricos. As três medem o que a tecnologia poderia fazer, segundo o julgamento de quem estuda o assunto.

A diferença entre observar o uso e avaliar a capacidade não é detalhe. Uma medida mostra onde a inteligência artificial já está em uso; as outras, onde ela teria capacidade de atuar. As quatro entram combinadas em um único índice, com o mesmo peso, para um primeiro mapa de onde está a exposição.

Como o índice foi construído

As medidas nascem no nível da ocupação detalhada de classificações internacionais. O primeiro passo leva cada ocupação para o seu grande grupo na Classificação Brasileira de Ocupações, usando a classificação internacional como ponte, e tira a média das ocupações que caem em cada grupo. Cada grande grupo recebe, assim, quatro notas: a fração de tarefas com uso observado no Claude.ai (Anthropic), a fração de tarefas que um modelo de linguagem com ferramentas alcança (OpenAI), o índice de exposição de linguagem de Felten e o índice de exposição ocupacional da Organização Internacional do Trabalho (Gmyrek). O índice reportado nas figuras é a média simples dessas quatro notas, com o mesmo peso, porque a pesquisa as trata como leituras diferentes do mesmo fenômeno.

As medidas da Anthropic, da OpenAI e da Organização Internacional do Trabalho já vêm na escala de 0 a 1 e exprimem um valor absoluto, a fração de tarefas. A de Felten é um escore relativo, reescalado de 0 a 1 entre os grupos analisados, e indica a posição de cada grupo diante dos outros, não uma fração de tarefas. Por isso o índice composto serve para ordenar os grupos e separar blocos, e não deve ser lido como a porcentagem exata de tarefas expostas em cada um. O que se mantém quando se muda a receita do índice é a composição do bloco de alta exposição, e não o valor exato de cada nota: os mesmos três grupos do topo aparecem juntos sob cada um dos quatro índices isolado e sob qualquer média entre eles.

Uma distinção precede tudo o que vem a seguir. Um trabalho de alta exposição é aquele cujas tarefas a inteligência artificial consegue executar, no todo ou em parte. Isso não diz que a ferramenta já esteja em uso nesse trabalho, nem que o posto vá desaparecer. A exposição mede o que a tecnologia pode fazer, não o que ela faz. Quem de fato usa a inteligência artificial é assunto do Capítulo 2; o que aconteceu com a entrada nesses trabalhos, do Capítulo 3.

O que separa um trabalho exposto de um trabalho protegido

O que faz uma ocupação pontuar alto nessas medidas é o tipo de tarefa que a compõe. As ocupações expostas são feitas de tarefas que se pode descrever em palavras e resolver com texto: redigir, resumir, traduzir, classificar informação, escrever e revisar código, responder a perguntas, organizar dados. São tarefas que um modelo de linguagem executa bem. As ocupações pouco expostas são feitas de tarefas físicas ou presenciais: operar uma máquina, plantar e colher, instalar e consertar, transportar, cuidar de uma pessoa em um corpo a corpo que não cabe em um texto. A inteligência artificial generativa não as faz.

Aplicado aos nove grandes grupos da Classificação Brasileira de Ocupações (as forças armadas ficam de fora por falta de dado nos índices), o índice separa as ocupações em três patamares, com vãos largos entre eles. No topo, três grupos próximos: os trabalhadores administrativos (0,52), os profissionais das ciências e das artes (0,49) e os gerentes (0,47). Depois de um vão de quinze

centésimos vêm os técnicos de nível médio (0,32) e os trabalhadores dos serviços e do comércio (0,26), que misturam tarefa cognitiva e tarefa presencial. No piso, quatro grupos abaixo de 0,10: a agropecuária, dois grupos da produção industrial, e a manutenção e a reparação.

A pesquisa chama de alta exposição os três grupos do topo. O corte não vem de uma fórmula: é o vão entre o terceiro grupo (0,47) e o quarto (0,32) que separa o bloco, e qualquer linha traçada dentro dele isola os mesmos três grupos.

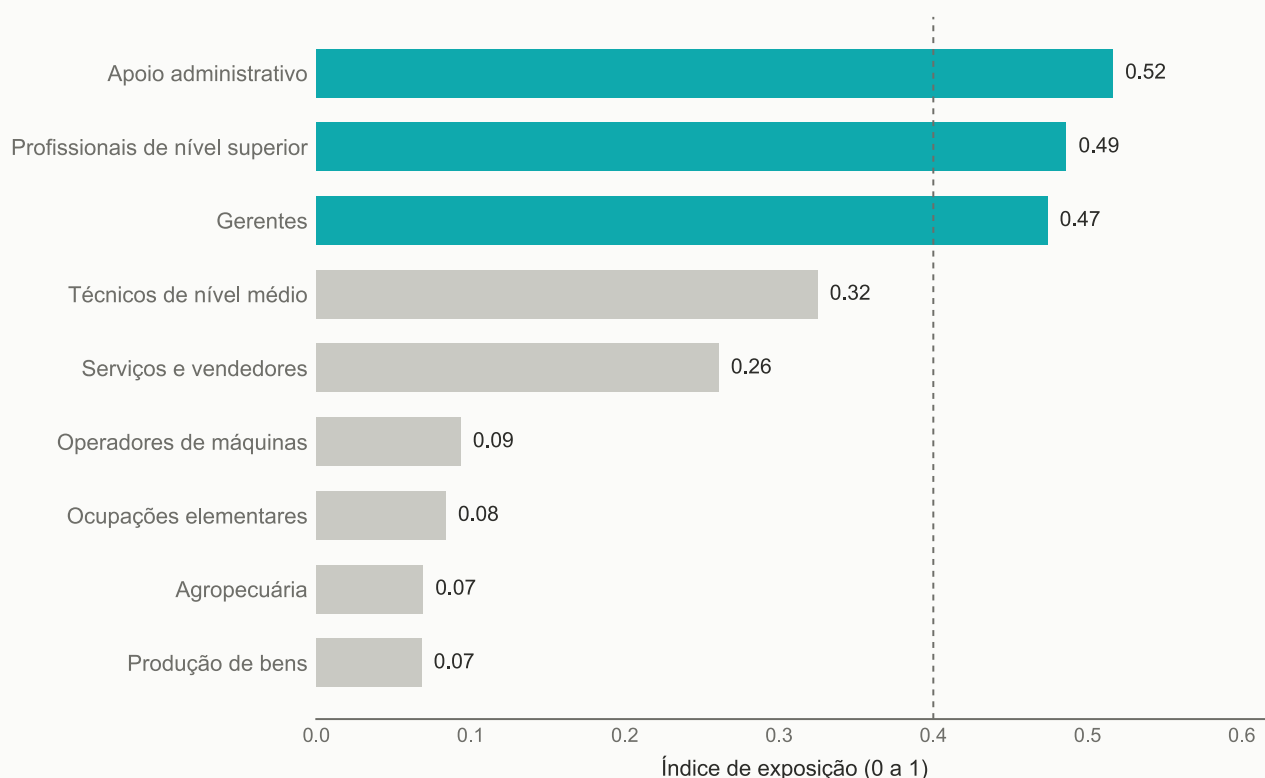


FIGURA 4 – ÍNDICE DE EXPOSIÇÃO TÉCNICA À INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA, POR GRANDE GRUPO DE OCUPAÇÕES. MÉDIA DE QUATRO ÍNDICES INTERNACIONAIS (ANTHROPIC, OPENAI, FELTEN E OIT/GMYREK), NA ESCALA DE 0 A 1.

A divisão em dois blocos é uma simplificação deliberada. Ela trata cada grande grupo como um bloco único e esconde as diferenças dentro de cada um: nem toda tarefa de um administrativo tem a mesma exposição, e há ocupações cognitivas fora dos três grupos do topo. Captar essas diferenças exigiria descer ao nível de quatro dígitos da Classificação Brasileira de Ocupações, recorte mais fino que esta análise não faz. Para a pergunta deste capítulo, sobre quem está nos trabalhos mais expostos, o nível de grande grupo basta.

Quantos são, e onde estão

Em 2024, 25,6 milhões de brasileiros de 18 a 29 anos estavam ocupados, na média do ano. Desse, **6,8 milhões trabalham em ocupações de alta exposição à inteligência artificial: um em cada quatro jovens ocupados, 26,6% do total.**

A maior parte desse contingente está em um grupo que o debate público raramente associa à inteligência artificial: o dos trabalhadores administrativos, com 3,56 milhões de jovens, mais da metade de todo o bloco de alta exposição e 13,9% de toda a juventude ocupada do país. São os auxiliares administrativos, os atendentes de central de atendimento, os escriturários de banco, os assistentes de recursos humanos e os auxiliares financeiros em início de carreira. É o trabalho de escritório de base, o primeiro emprego formal de muito jovem que terminou o ensino médio ou cursa uma faculdade. As tarefas que o compõem (preencher planilha, redigir comunicado, organizar informação, responder a cliente) estão entre as que a inteligência artificial generativa executa com mais facilidade.

Os profissionais de nível superior, segundo grupo do bloco, somam 2,77 milhões: as analistas de marketing, os programadores, os jornalistas, as professoras, as enfermeiras, as advogadas e as contadoras que começaram a carreira há pouco. Os gerentes jovens, terceiro grupo, são 0,48 milhão. Entre os três, o bloco de alta exposição vai do auxiliar administrativo de dezenove anos ao coordenador de equipe que assumiu a função antes dos trinta.

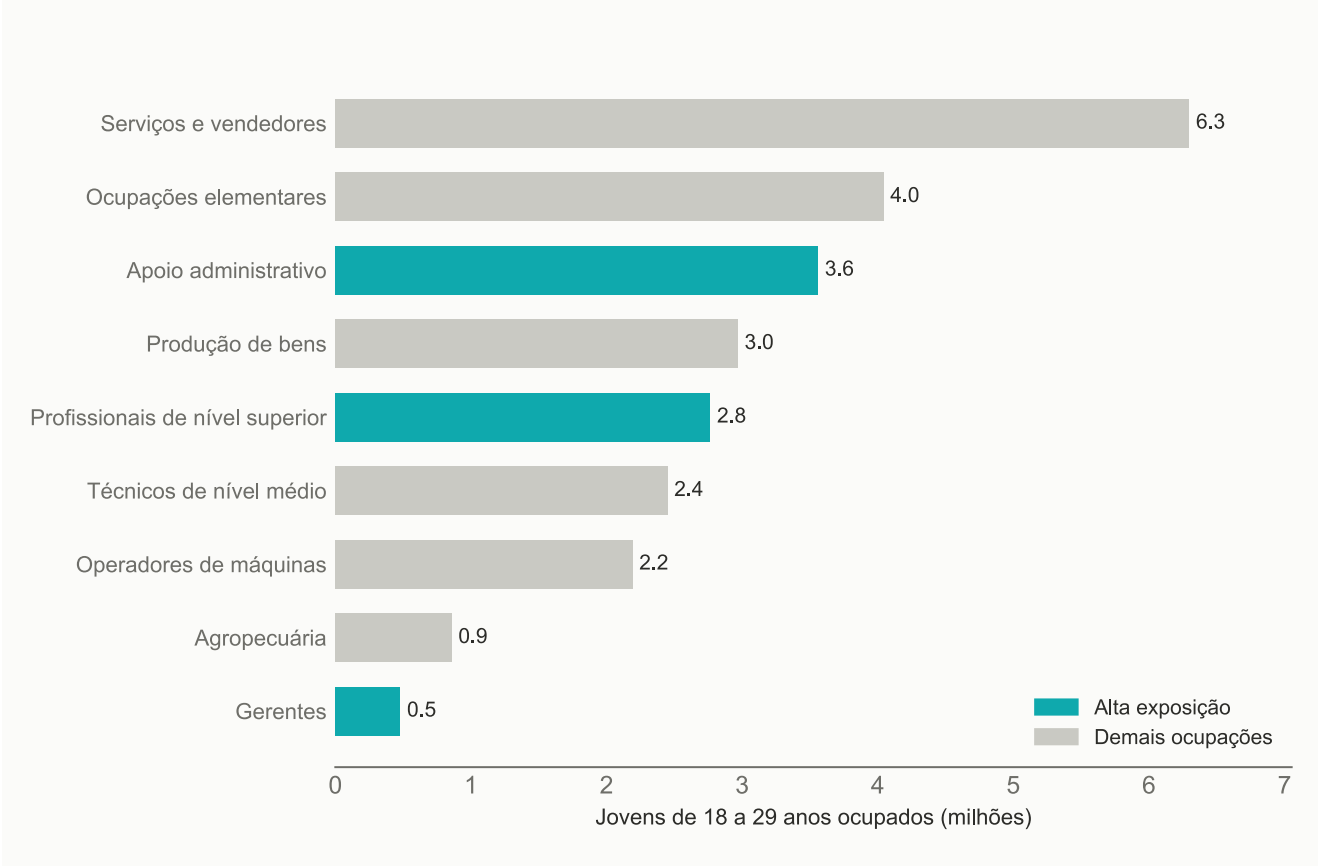


FIGURA 5 – JOVENS DE 18 A 29 ANOS OCUPADOS EM 2024, POR GRANDE GRUPO DE OCUPAÇÕES E EXPOSIÇÃO À INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL. EM MILHÕES DE PESSOAS, MÉDIA DO ANO.

Quem é esse jovem

Os jovens em trabalhos de alta exposição não são uma amostra qualquer da juventude ocupada. Distinguem-se do conjunto em três pontos, e o mais forte é a escolaridade. As diferenças descritas

a seguir são grandes e superam a margem da amostra; o método de cálculo da incerteza e o efeito de desenho estão no apêndice metodológico.

Entre todos os jovens ocupados, 16,5% têm ensino superior completo. Entre os jovens em trabalhos de alta exposição, são 42,6%, uma diferença de 26 pontos, a maior das três. No outro extremo, a relação se inverte: 6,7% dos jovens ocupados têm, no máximo, o ensino fundamental incompleto, contra 0,6% dos jovens em alta exposição. Os trabalhos que a inteligência artificial pode mudar são, em primeiro lugar, trabalhos de mais escolaridade.

O segundo ponto é o sexo. As mulheres são 42,4% dos jovens ocupados e 56,0% dos jovens em alta exposição. Boa parte dessa maioria vem de um só grupo: o trabalho administrativo, o maior do bloco e, no Brasil, majoritariamente feminino. Essa sobre-representação não compensa as desvantagens que as mulheres jovens acumulam em rendimento e em formalização. Estar mais exposta à inteligência artificial não é estar em vantagem: a exposição mede onde a ferramenta pode mudar as tarefas, e quem está ali é quem primeiro sente essa mudança. A maioria feminina nos trabalhos expostos diz, então, que elas estão entre as primeiras a serem alcançadas pela transformação — mais um ponto a observar, não um alívio.

A raça é o terceiro ponto, e a diferença é propriamente racial: os brancos são 40,6% dos jovens ocupados, mas 51,5% dos que estão em trabalhos de alta exposição; com os pardos, ocorre o inverso, de 46,7% para 37,3%; os pretos passam de 11,8% para 10,2%. Junto dessa diferença aparece outro fato: são trabalhos que exigem mais escolaridade, e o ensino superior, no Brasil, é desigualmente distribuído entre os grupos raciais. Os dois fatos aparecem associados nos dados desta pesquisa, que descrevem a composição das ocupações em um único ano e não permitem separar o quanto da diferença racial passa pela escolaridade e o quanto se deve a outros caminhos.

A soma dos três pontos é o que importa. Os trabalhos que os índices internacionais classificam como mais expostos à inteligência artificial são ocupados por uma parte específica da juventude: a de mais escolaridade, com maioria de mulheres e com mais brancos do que a média dos jovens ocupados. A inteligência artificial chega à juventude brasileira por um corte específico: o dos jovens que, em escolaridade, já estão mais próximos do topo.

A leitura por região

Onde há mais ensino superior e mais empregos de escritório, há mais trabalho exposto à inteligência artificial. A proporção de jovens em trabalhos de alta exposição muda de uma região para outra: o Sudeste tem 29,3% e o Centro-Oeste 28,7%; o Sul, 27,8%; o Nordeste, 22,1%; o Norte, 20,4%. Entre o Sudeste e o Norte, quase 9 pontos de diferença. Em número de pessoas, a concentração é ainda mais marcada: o Sudeste reúne 3,22 milhões dos 6,8 milhões de jovens em alta exposição, quase a metade do total do país. Junto dessa diferença regional aparecem duas outras: o Sul e o Sudeste têm mais serviços de escritório e administração pública, e têm também mais jovens com ensino superior.

Entre regiões, a composição racial do bloco exposto varia muito mais do que a própria taxa de exposição. A tabela mostra, para cada região, como cem jovens em trabalhos de alta exposição se dividem entre brancos, pardos e pretos:

REGIÃO	BRANCOS (%)	PARDOS (%)	PRETOS (%)
Sul	76,3	18,6	4,2
Sudeste	56,2	31,6	11,0
Centro-Oeste	41,8	48,5	9,1
Nordeste	32,2	52,8	14,1
Norte	26,0	62,6	9,7

A proporção de brancos no grupo de alta exposição vai de 76% no Sul a 26% no Norte. O jovem em trabalho exposto à inteligência artificial é, no Sul, na maioria branco; no Norte, na maioria pardo. Essa composição acompanha a composição racial da juventude ocupada de cada região, e não desenha um padrão único de exclusão para o país inteiro. A leitura nacional do eixo racial, atenuada quando se olha região por região, reaparece no Capítulo 2: no momento do uso da inteligência artificial, e não no da ocupação, os jovens brancos aparecem à frente de pretos e pardos no conjunto do país, uma diferença que o capítulo seguinte mede e qualifica.

O que este capítulo deixa em aberto

O retrato até aqui é de estoque: onde os jovens estão, em 2024, segundo a exposição técnica de suas ocupações. Ele diz que a inteligência artificial encontra a juventude brasileira por um corte de mais escolaridade, mais branco e mais feminino que a média. Mas exposição não é uso. Que esses jovens estejam em trabalhos que a ferramenta pode mudar não significa que eles, ou seus empregadores, já a estejam usando. A pergunta do próximo capítulo trata dessa distância entre exposição e uso, e de saber se ela se distribui da mesma forma.

Quem usa inteligência artificial

O capítulo anterior é sobre a tecnologia: o que ela pode fazer, dadas as tarefas de cada ocupação. Este capítulo inverte o lado da pergunta e olha para as pessoas: o que está sendo feito com a inteligência artificial, e por quem. A fonte é a TIC Domicílios 2025, do CETIC.br, a pesquisa domiciliar que, nessa edição, perguntou pela primeira vez se a pessoa havia usado alguma ferramenta de inteligência artificial generativa, como o ChatGPT ou o Copilot, nos três meses anteriores.

A margem dos números

A TIC Domicílios é uma pesquisa por amostra, e seus números trazem margem. O desenho da amostra e o tamanho de alguns subgrupos tornam os intervalos de confiança largos: em vários recortes, a margem da estimativa de uso fica em torno de cinco pontos percentuais para mais ou para menos, e cresce onde a subamostra é pequena. Este capítulo afirma uma diferença apenas quando ela supera essa margem, e assinala quando um número se apoia em poucos casos. Os grandes contrastes (entre gerações, entre níveis de escolaridade, entre as regiões extremas) são nítidos; as distinções finas, entre faixas vizinhas, nem sempre.

A primeira comparação já separa duas gerações. Em 2025, **22,7% dos brasileiros com 30 anos ou mais haviam usado inteligência artificial generativa no período. Entre os jovens de 18 a 29 anos, a proporção foi de 49,0%**. São 26 pontos de diferença, e eles separam um país onde a inteligência artificial é uso de minoria de outro onde ela já é, no conjunto, comportamento de metade dos jovens. Dentro da juventude, o uso aparece mais alto entre os mais novos, 52,8% na faixa de 18 a 24 anos contra 44,3% na de 25 a 29, embora a diferença entre as duas faixas jovens fique dentro da margem da amostra.

A escolaridade organiza quase tudo

Entre os jovens, a adoção tem um eixo que se destaca de todos os outros: a escolaridade. Entre os jovens de 18 a 29 anos com ensino superior completo, **84,6% usaram inteligência artificial no período**. A proporção cai a cada degrau de estudo: 46,9% no ensino médio completo, 26,7% no médio incompleto, e 12,9% no fundamental completo. Entre o topo e a base, são quase 72 pontos de diferença. Não há outro recorte nesta pesquisa que produza uma distância dessa ordem.

A renda da família acompanha o mesmo desenho. Entre os jovens da classe A, praticamente todos usaram inteligência artificial no período, num número que vem de poucos casos na amostra e serve de indicação, não de medida fina; na classe B, 75,5%; na classe C, 48,6%; nas classes D e E,

26,8%. Escolaridade e renda andam juntas, e o uso da inteligência artificial, entre os jovens brasileiros, começa no alto da escala e rareia embaixo.

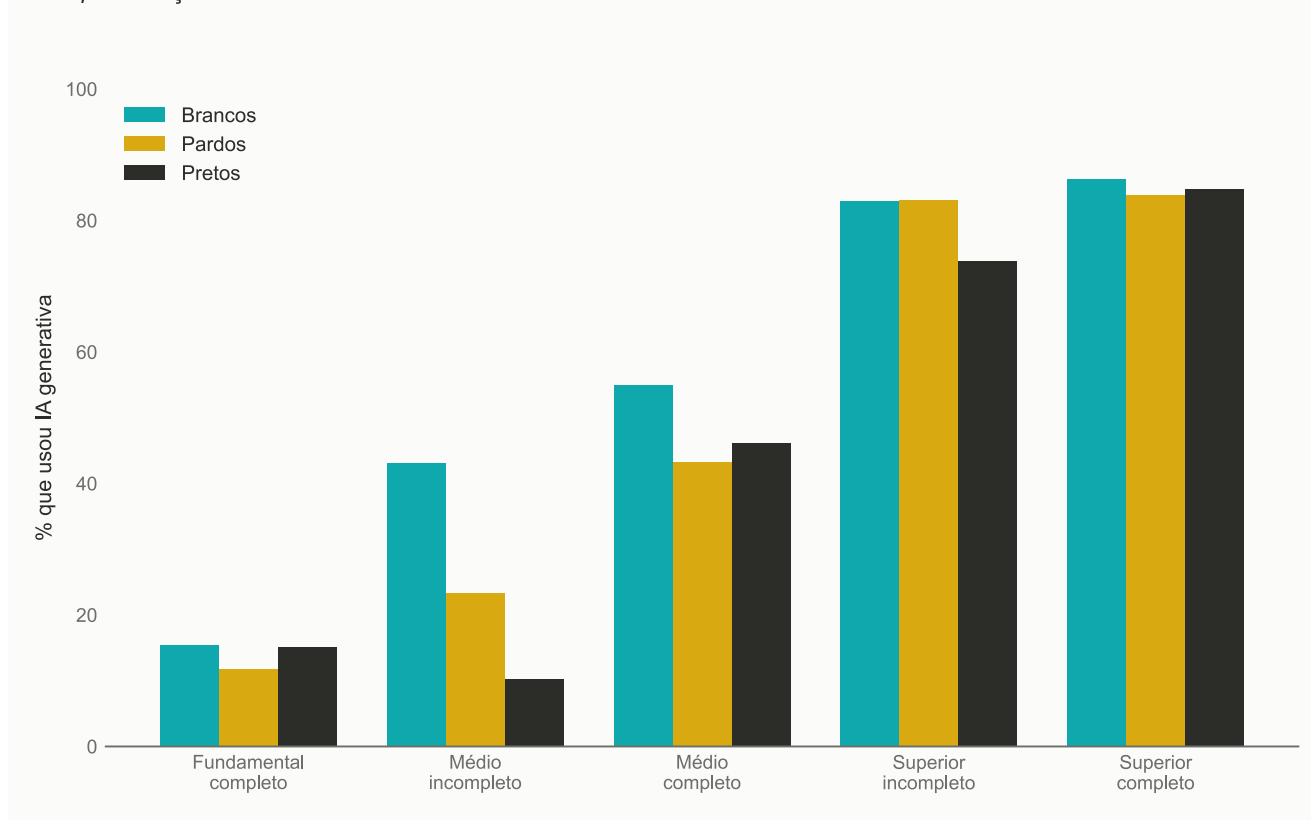


FIGURA 6 – USO DECLARADO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA, JOVENS DE 18 A 29 ANOS, POR ESCOLARIDADE E RAÇA. EM % QUE USOU NOS TRÊS MESES ANTERIORES. TIC DOMICÍLIOS 2025.

A raça, e o que a escolaridade mostra

No conjunto dos jovens, os brancos usam mais inteligência artificial que pardos e pretos: 60,5% dos jovens brancos de 18 a 29 anos usaram a ferramenta no período, contra 44,6% dos pardos e 42,6% dos pretos. A distância de cerca de 16 pontos entre brancos e não brancos é grande no ponto estimado; entre pardos e pretos, porém, não há diferença distinguível, e, dadas as amostras pequenas por raça, a leitura segura é a de um contraste entre brancos e não brancos, não a de uma escala de três degraus.

A leitura muda quando se olha dentro de cada nível de escolaridade. No topo da escala, não se distingue diferença racial: entre os jovens com ensino superior completo, o uso é alto e próximo nos três grupos (86,4% dos brancos, 83,9% dos pardos e 84,7% dos pretos), mas a subamostra de pretos nesse nível é pequena, com 38 pessoas, e o intervalo, largo; não se pode afirmar uma diferença, nem descartá-la com precisão. É no meio da escala que a diferença racial aparece com mais força: no ensino médio incompleto, o uso vai de 43,2% entre os brancos a 10,3% entre os pretos, um gradiente que se mantém mesmo com a margem larga dessas células.

Os dois fatos convivem: há uma diferença racial no uso da inteligência artificial entre os jovens, e ela não é distinguível entre os que chegaram ao ensino superior. Junto da diferença racial no uso

aparece a diferença racial no acesso ao ensino superior, que no Brasil é grande. Os dados descrevem as duas, e a análise que considera todos os fatores ao mesmo tempo, adiante, mostra qual deles resiste.

O sexo, por contraste, quase não organiza o uso neste recorte: 50,1% das mulheres jovens e 47,8% dos homens jovens usaram inteligência artificial, uma diferença de pouco mais de dois pontos.

O eixo que resiste ao controle

As diferenças vistas até aqui são, cada uma, de um fator por vez. Uma regressão permite ver quais resistem quando todos entram juntos. Estimando a probabilidade de uso da inteligência artificial em função da escolaridade, da classe de renda, da raça, do sexo, da região, da área e da inserção na força de trabalho, com os pesos da pesquisa, a escolaridade permanece o eixo dominante: em relação a quem tem no máximo o ensino fundamental, e mantidos os demais fatores constantes, o jovem com ensino superior tem cerca de 46 pontos percentuais a mais de probabilidade de usar a ferramenta, e o gradiente sobe a cada degrau de estudo. A renda no topo, das classes A e B, também eleva o uso de forma distinguível; o degrau entre as classes C e D-E deixa de se distinguir quando a escolaridade entra na conta.

A raça dá o resultado mais revelador. Sozinha, a diferença é grande: os jovens pardos usam inteligência artificial cerca de 16 pontos percentuais menos que os brancos, e os pretos, 17 pontos — distâncias que a margem da amostra distingue de zero. Assim que a escolaridade entra no modelo, porém, essas distâncias caem cerca de 40% e deixam de ser distinguíveis de zero; controlar também a renda as reduz um pouco mais. Entre dois jovens de mesma escolaridade, mesma classe, mesma região e área, a cor da pele não separa, de forma mensurável, quem usa inteligência artificial de quem não usa. A desigualdade racial no uso, grande no agregado, opera pela via do acesso desigual à escola e, em parte, à renda, e não como um efeito próprio da raça. É uma desigualdade estrutural, não uma diferença de comportamento entre grupos raciais. O método, os coeficientes e a decomposição passo a passo estão no apêndice metodológico.

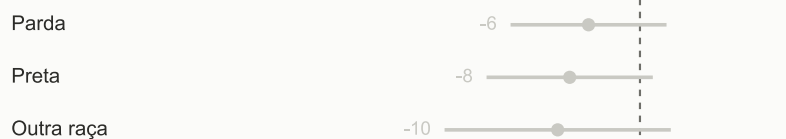
Escolaridade (vs. fundamental)



Renda — Critério Brasil (vs. D-E)



Raça (vs. branca)



Sexo (vs. masculino)



Região (vs. Sudeste)



Área (vs. urbana)



Inserção (vs. fora da força)



■ Distinguível de zero (IC 95% não cruza)
■ Não distinguível de zero

Efeito marginal médio na probabilidade de usar IA (pontos percentuais)

FIGURA 7 – EFEITO MARGINAL MÉDIO DE CADA FATOR NA PROBABILIDADE DE UM JOVEM DE 18 A 29 ANOS TER USADO INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, EM PONTOS PERCENTUAIS, COM INTERVALO DE 95%. LOGIT PONDERADO DA TIC DOMICÍLIOS 2025; PONTOS EM DESTAQUE DISTINGUEM-SE DE ZERO, OS DEMAIS NÃO.

Para que usam

Entre os jovens que usaram inteligência artificial, **91,3% usaram para finalidade pessoal**, 54,3% para o trabalho e 49,9% para o estudo. As respostas somam mais de cem por cento porque a mesma pessoa pode usar para mais de uma finalidade. O uso pessoal é quase universal entre

quem usa: a porta de entrada da ferramenta é, na quase totalidade dos casos, doméstica. Mas a maioria de quem chegou pelo uso pessoal levou a ferramenta também para o trabalho e para o estudo no mesmo período.

Para o mercado de trabalho, o dado tem uma implicação concreta: a inteligência artificial está chegando ao posto de trabalho pelo bolso e pela iniciativa do próprio trabalhador, não pelo orçamento de tecnologia da empresa. A TIC 2025 não diz se esse uso no trabalho é autorizado pelo empregador ou se corre por fora. A pergunta fica aberta.

Quem ainda não usa

Entre os quase 20 milhões de jovens de 18 a 29 anos que disseram não ter usado inteligência artificial, o motivo mais citado foi a falta de interesse ou de necessidade, apontada por 84,7%. Em seguida vêm a preocupação com segurança e privacidade (54,6%), a falta de habilidade para usar a ferramenta (42,6%) e o desconhecimento de que ela existe (35,4%). Os motivos não se excluem; a mesma pessoa pode citar mais de um. A presença de mais de um terço que ainda não conhece a ferramenta mostra que, mesmo em 2025, a difusão da informação sobre inteligência artificial entre os jovens que não a usam ainda tem espaço para crescer.

A leitura por região

A diferença regional no uso é ampla, mais ampla que a diferença regional na exposição vista no capítulo anterior. **No Sul, 65,1% dos jovens usaram inteligência artificial** no período. No Sudeste, 49,5%; no Centro-Oeste, 46,7%; no Norte, 43,3%; no Nordeste, 41,0%. Entre o Sul e o Nordeste, são 24 pontos de diferença, quase o triplo da distância de 9 pontos que separava as regiões na exposição. O Sul se descola das demais regiões; entre o Sudeste, o Centro-Oeste, o Norte e o Nordeste, as diferenças são menores e, em boa parte, se confundem dentro da margem da amostra.

A área de moradia segue a mesma direção: 51,3% dos jovens de área urbana usaram a ferramenta, contra 28,3% da área rural. E a inserção no mercado também aparece: entre os jovens com vínculo formal, 61,3% usaram inteligência artificial; entre os de trabalho informal, 48,6%.

Síntese

O capítulo anterior mostrou que 26,6% dos jovens brasileiros trabalham em ocupações de alta exposição à inteligência artificial. Este mostra que 49,0% dos jovens usaram a ferramenta no período, quase o dobro. O uso já passou para além das ocupações que a literatura classifica como expostas: jovens em trabalhos de baixa exposição também usam inteligência artificial, quando têm escolaridade e renda para isso.

Há um ponto em que este capítulo contrasta com o anterior. Na exposição, o eixo racial variava de região para região e acompanhava a demografia de cada uma. No uso, a diferença racial aparece

como uma diferença nacional entre brancos e não brancos, que não se distingue mais entre os jovens que chegaram ao ensino superior. O capítulo seguinte deixa a fotografia do presente e olha para o movimento: o que aconteceu, entre 2022 e 2025, com a entrada desses jovens no mercado formal de trabalho.

A porta de entrada

Os dois capítulos anteriores são fotografias do presente: onde estão os jovens e quem usa a inteligência artificial. Este capítulo olha para o movimento. A pergunta é se a entrada dos jovens no mercado formal de trabalho mudou nos trabalhos expostos à inteligência artificial, e a fonte é o Novo CAGED, que registra as admissões e os desligamentos com carteira a cada mês.

A janela é curta, mas já dá para acompanhar três anos. A inteligência artificial generativa se difundiu a partir do fim de 2022, então a comparação útil parte de 2022, ano anterior à difusão em escala, e segue por 2024 e 2025, o segundo e o terceiro ano dela. As leituras a seguir somam o ano inteiro de cada um dos três anos, organizam as admissões pelos grandes grupos de ocupações usados no Capítulo 1, e separam os trabalhadores em dois blocos de idade: os que estão entrando, de 18 a 24 anos, e os já estabelecidos, de 25 a 64.

A janela de 2022 a 2025 coincide com a difusão da inteligência artificial, mas também com outras mudanças grandes na economia brasileira: a taxa básica de juros subiu de 9,25% ao ano no início de 2022 para 13,75% em meados de 2023, e os juros seguiram altos ao longo de toda a janela; os programas emergenciais de manutenção de emprego de 2020 e 2021 foram desmontados; houve mudanças trabalhistas no período. Qualquer um desses fatores também mexe no emprego. Os padrões deste capítulo são compatíveis com mais de uma explicação, e o texto trata coincidência de tempo como coincidência de tempo, não como prova.

A entrada não se fechou

Em 2025, os jovens de 18 a 24 anos foram **35,0% de todas as admissões nos trabalhos de alta exposição** à inteligência artificial, contra 24,9% das admissões nos trabalhos de baixa exposição. Os trabalhos expostos continuam admitindo jovens em proporção maior que os demais.

A comparação ao longo dos três anos tira o peso de novidade desse número. A proporção de jovens de 18 a 24 nas admissões da alta exposição foi 35,2% em 2022, 35,5% em 2024 e 35,0% em 2025: variou menos de um ponto em três anos de difusão. **A proporção de jovens entrando nos trabalhos expostos é estrutural, uma característica do mercado formal brasileiro, e não um fenômeno que surgiu com a inteligência artificial.** A hipótese internacional, de que a inteligência artificial estaria fechando a porta de entrada nas ocupações cognitivas, não encontra apoio nos dados aqui usados: na composição etária das admissões formais, nos grandes grupos ocupacionais expostos, de 2022 a 2025, a porta seguiu tão aberta a jovens quanto era antes. É uma leitura do mercado formal e por grandes grupos de ocupações.

O bloco de alta exposição reúne três grandes grupos com papéis distintos na entrada, e vale abri-lo. O trabalho administrativo é a porta de fato jovem: 43% das suas admissões são de pessoas de

18 a 24 anos, fração estável ao longo da janela (43,2% em 2022, 42,2% em 2025). Gerentes e profissionais de nível superior, postos que se alcança depois de anos de carreira, admitem jovens em proporção bem menor, 12% e 16% das suas admissões. A estabilidade da entrada jovem no bloco vem, portanto, de onde a entrada de fato existe: o trabalho administrativo, o maior e mais exposto dos três, manteve a porta tão aberta a jovens em 2025 quanto em 2022.

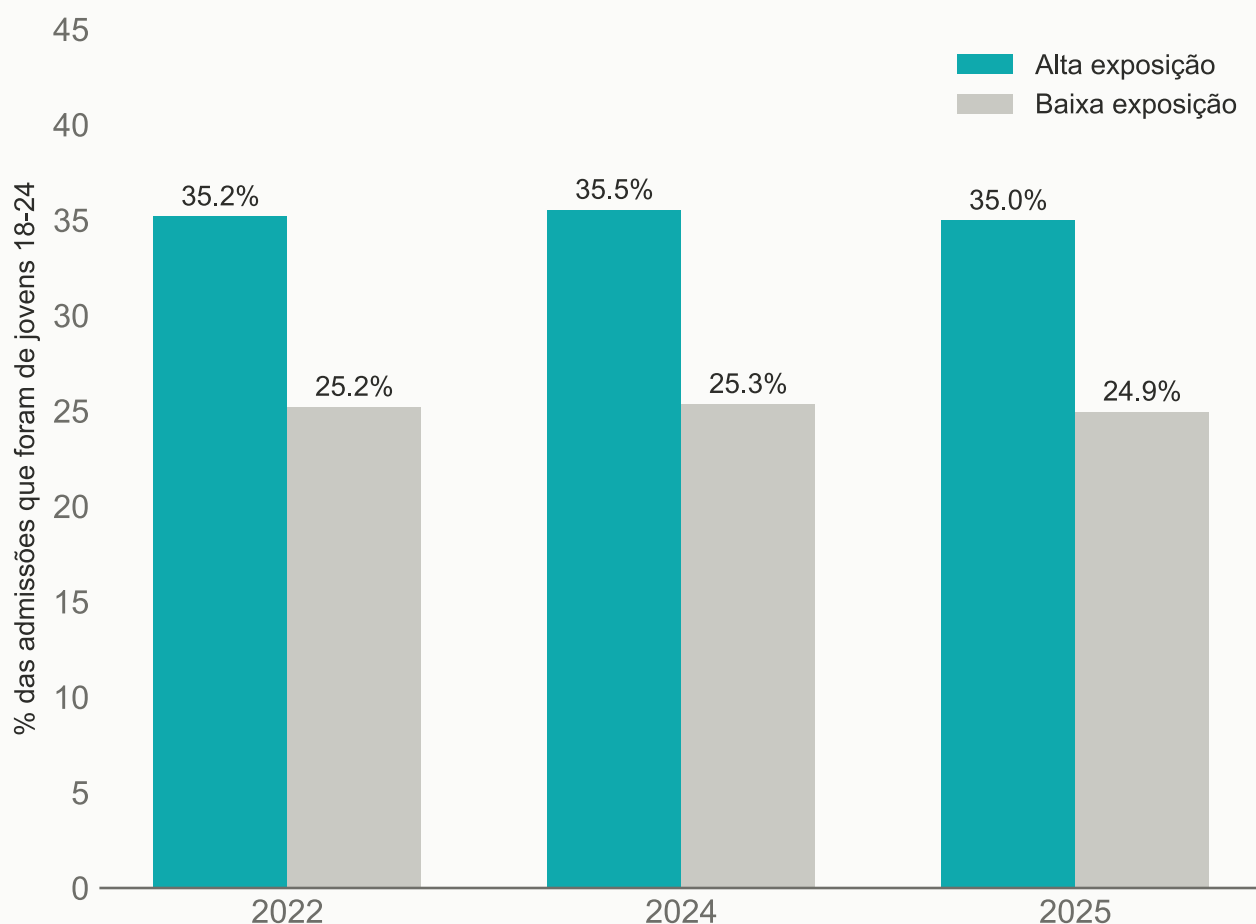


FIGURA 8 – PROPORÇÃO DAS ADMISSÕES FORMAIS QUE FORAM DE JOVENS DE 18 A 24 ANOS, POR BLOCO DE EXPOSIÇÃO. NOVO CAGED, 2022, 2024 E 2025.

O que os Estados Unidos mostram

Aqui o Brasil se separa do país onde nasceu o alarme. No estudo americano de referência, baseado na folha de pagamento da ADP, a entrada aparece em retração nas ocupações mais expostas.

O estudo de referência é de Erik Brynjolfsson, Bharat Chandar e Ruyu Chen, do laboratório de economia digital de Stanford, publicado em novembro de 2025 com base nos microdados de folha de pagamento da ADP, a maior empresa do setor no país. Os autores encontraram **queda relativa de 16% no emprego dos trabalhadores de 22 a 25 anos nas ocupações mais expostas à inteligência artificial**, enquanto o emprego dos trabalhadores mais experientes nas mesmas ocupações permaneceu estável. Entre os desenvolvedores de software de 22 a 25 anos, a queda chegou a quase 20% desde o pico do fim de 2022.

Dois cuidados são necessários ao trazer esse número para o lado brasileiro. As faixas etárias não coincidem: o estudo americano analisa a faixa de 22 a 25 anos, e a análise brasileira do CAGED usa a de 18 a 24. E os próprios autores, em nota de fevereiro de 2026, qualificaram o achado: com o conjunto mais rígido de controles, a queda de emprego nas ocupações expostas só se torna estatisticamente clara a partir de 2024, e parte da queda anterior se deve a outros fatores, como a alta dos juros. É a mesma dificuldade que o Brasil enfrenta para separar o efeito da inteligência artificial do efeito da economia.

O contraste, ainda assim, é nítido. Nos Estados Unidos, onde a adoção da inteligência artificial alcançou uma parcela maior da população, o emprego dos jovens nas ocupações expostas já recuou. No Brasil, a entrada desses jovens permaneceu até 2025, o terceiro ano de difusão e o mesmo ano da pesquisa de adoção do Capítulo 2. Uma diferença entre os dois países pode ser o tempo, com o Brasil num momento mais inicial de adoção; mas isso é uma hipótese, não uma trajetória dada, porque os dois mercados diferem em informalidade e em estrutura de ocupações, e o Brasil pode não seguir o mesmo caminho.

Em programação, a entrada também resistiu

A ocupação no centro do alarme americano é o desenvolvimento de software, e nela o estudo dos Estados Unidos encontrou seu sinal mais nítido: queda de quase 20% no emprego dos jovens de 22 a 25 anos. No Brasil, na mesma faixa, esse sinal não aparece. Entre os trabalhadores de desenvolvimento (famílias 2124 e 3171 da Classificação Brasileira de Ocupações), a participação dos jovens nas admissões ficou estável, em torno de 21% de 2022 a 2025, e o saldo de vínculos dos entrantes seguiu positivo nos quatro anos. O saldo negativo apareceu entre os estabelecidos, como no bloco mais amplo. O ajuste em programação recaiu sobre quem já estava dentro.

Duas coisas só aparecem no recorte fino. O mercado formal de desenvolvimento encolheu: as admissões caíram de 194 mil em 2022 para 146 mil em 2023 e não voltaram ao patamar anterior (167 mil em 2025), acompanhando a retração global do setor de tecnologia e os juros altos. E o salário de entrada do jovem programador subiu cerca de 9% em termos nominais no período, abaixo da inflação, quase parado em termos reais, ao contrário do conjunto dos trabalhos expostos. A participação dos jovens não caiu; o volume de contratações, sim.

O saldo dos mais velhos virou negativo

A entrada permaneceu, mas duas outras coisas mudaram. A primeira é o saldo de vínculos, admissões menos desligamentos, dos trabalhadores estabelecidos. Nos trabalhos de alta exposição, o saldo dos trabalhadores de 25 a 64 anos **passou de mais 27 mil vínculos em 2022 para menos 133 mil em 2024 e menos 202 mil em 2025**: uma virada de sinal em 2024 que se aprofundou em 2025. No mesmo período, o saldo dos jovens de 18 a 24 nesses trabalhos seguiu positivo nos três anos, ainda que em queda. Nos trabalhos de baixa exposição, o saldo dos estabelecidos também caiu, mas permaneceu positivo.

BLOCO	SALDO 2022	SALDO 2024	SALDO 2025
Alta exposição, entrantes 18–24	+402.179	+362.427	+299.787
Alta exposição, estabelecidos 25–64	+27.313	–133.378	–202.346
Baixa exposição, entrantes 18–24	+320.170	+368.858	+301.985
Baixa exposição, estabelecidos 25–64	+188.422	+124.920	+12.696

A virada do saldo dos estabelecidos em alta exposição, e o seu aprofundamento em 2025, é o movimento de maior tamanho da janela. Ele ocorreu sem virada de sinal correspondente entre os jovens entrantes, cujo saldo seguiu positivo, nem entre os estabelecidos da baixa exposição. Vários fatores são compatíveis com esse arranjo, da reorganização das empresas após a pandemia ao efeito dos juros altos sobre os serviços corporativos. A pesquisa registra a coincidência de tempo entre essa virada e a difusão da inteligência artificial, e não a atribui à inteligência artificial. O dado autoriza a pergunta, não a resposta.

O salário de entrada não caiu

A segunda mudança é o salário, e aqui a leitura exige cuidado de método. Medido como média sobre as admissões, com cada admissão pesando igual, o salário médio de entrada dos jovens de 18 a 24 anos nos trabalhos de alta exposição **subiu de R\$ 1.583 em 2022 para R\$ 1.782 em 2024 e R\$ 1.893 em 2025**. É uma alta nominal de cerca de 20% em três anos que, descontada a inflação do período pelo IPCA (14,6% acumulados entre 2022 e 2025), corresponde a um ganho real de cerca de 4%. Nos trabalhos de baixa exposição, o salário de entrada também subiu, em ritmo parecido.

Esse ganho não vem da composição das vagas. Decompondo a variação entre o que mudou dentro de cada ocupação (o preço pago) e o que mudou no mix de ocupações admitidas (a composição), e descendo ao nível da ocupação de quatro dígitos cruzada com setor, região e escolaridade, o componente de preço responde por quase toda a alta: cerca de 22% no acumulado de 2022 a 2025, enquanto a composição puxou a média ligeiramente para baixo. O mesmo posto, em outras palavras, passou a pagar mais. Também não é efeito de jornada nem de tipo de contrato: as horas contratuais ficaram estáveis, de 40,3 para 40,6 por semana, e a participação de contratos de aprendiz, intermitentes e parciais quase não mudou no período.

A razão entre o salário de quem entra e o de quem já está estabelecido, nos trabalhos de alta exposição, subiu de 0,56 em 2022 para 0,59 em 2024 e 0,60 em 2025. O salário de admissão dos estabelecidos de 25 a 64 anos caiu cerca de 3% em termos reais no período, enquanto o dos entrantes subiu: a distância entre os dois diminuiu, em vez de aumentar.

O quadro, lido junto, aponta para uma direção só, não para duas. A entrada permaneceu e o salário de quem entra subiu em termos reais; o que se moveu contra os trabalhos expostos foi o saldo dos estabelecidos, que virou negativo e se aprofundou. Esse movimento é compatível tanto com a difusão da inteligência artificial quanto com o efeito da economia, já que os serviços de escritório fo-

ram dos mais atingidos pela alta dos juros. A pesquisa não dispõe da variação que permitiria isolar o efeito da inteligência artificial, e por isso para na descrição.

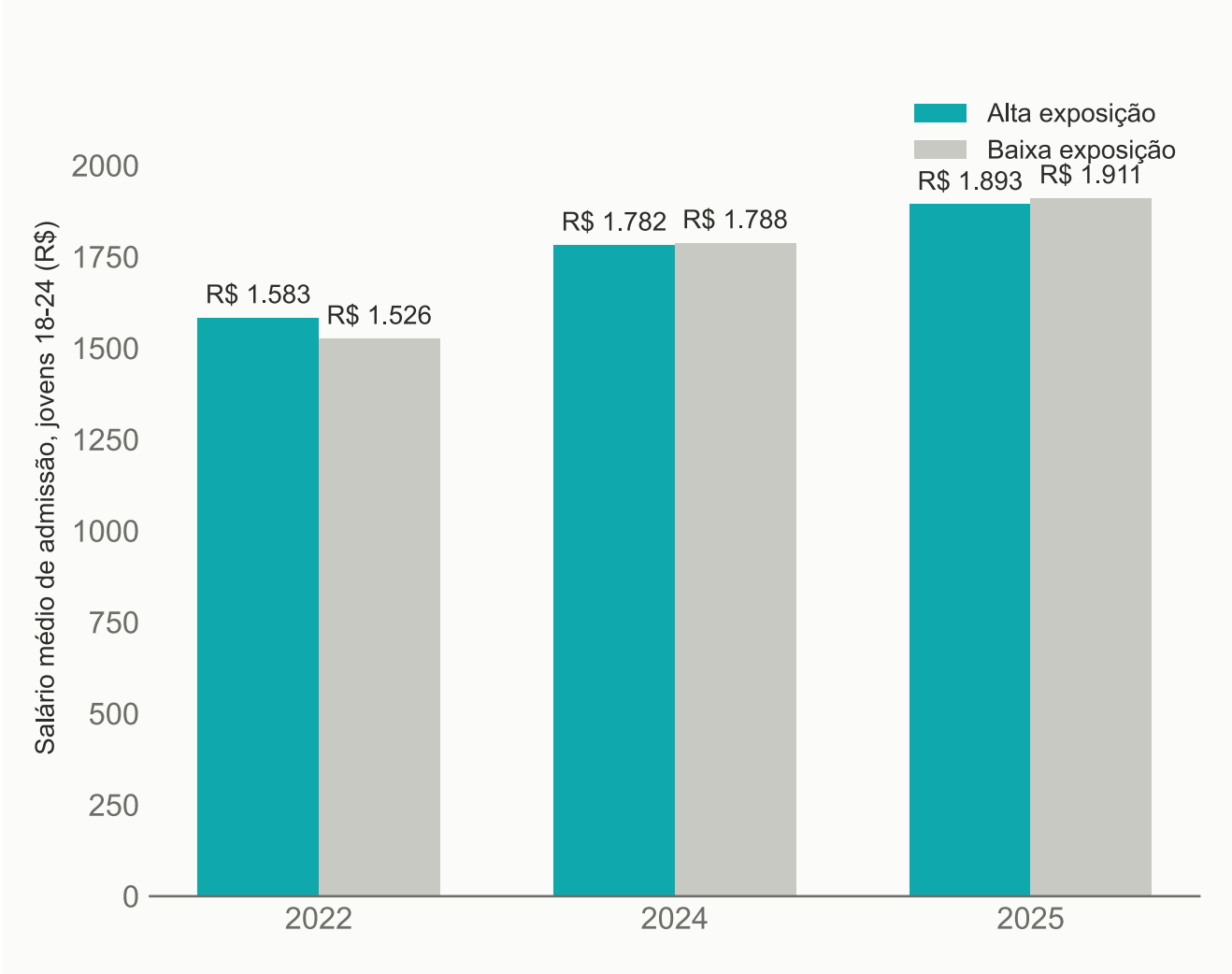


FIGURA 9 – SALÁRIO MÉDIO DE ADMISSÃO (MÉDIA POR ADMISSÃO) DOS JOVENS DE 18 A 24 ANOS, POR BLOCO DE EXPOSIÇÃO. NOVO CAGED, 2022, 2024 E 2025, EM REAIS CORRENTES.

O sinal é nacional

A virada no saldo dos estabelecidos não é de uma região só, e o seu desenho no tempo é claro. Em 2022, o saldo dos trabalhadores de 25 a 64 anos nos trabalhos de alta exposição era positivo em quatro das cinco grandes regiões; em 2024 virou negativo em todas as cinco; em 2025 aprofundou-se em quatro delas. O maior saldo negativo é o do Sudeste, que foi de mais 12 mil vínculos em 2022 a menos 122 mil em 2025, na ordem do tamanho de cada economia regional. A proporção de jovens nas admissões da alta exposição, ao contrário, é parecida entre as regiões e estável no tempo, como a leitura nacional.

REGIÃO	SALDO 25-64 EM ALTA, 2022	2024	2025
Sudeste	+11.817	-80.590	-122.050
Sul	-2.776	-28.173	-47.053

REGIÃO	SALDO 25-64 EM ALTA, 2022	2024	2025
Centro-Oeste	+10.909	-12.917	-12.847
Nordeste	+5.387	-10.230	-11.844
Norte	+2.303	-4.615	-8.564

Síntese

As três leituras juntas compõem um movimento que não se resume ao alarme genérico. Nos trabalhos brasileiros de alta exposição à inteligência artificial, entre 2022 e 2025, a participação dos jovens nas admissões **permaneceu estável**, na mesma proporção de antes da difusão da tecnologia, e o **salário de entrada subiu** em termos reais, mesmo quando se controla a composição das vagas. A mudança ficou em outro lugar: o **saldo líquido de vínculos dos trabalhadores estabelecidos virou negativo e se aprofundou** nos trabalhos expostos. O achado central, então, é menos sobre quem entra, pois a entrada permaneceu e até melhorou de salário, e mais sobre os que já estavam dentro.

A pesquisa registra a coincidência de tempo entre essa janela e a difusão da inteligência artificial, e registra também a presença, ao mesmo tempo, de fatores econômicos grandes o bastante para explicar parte do mesmo padrão. Provar a causa exigiria um desenho de estudo que comparasse empresas que adotaram a tecnologia com empresas que não adotaram, ou regiões com graus diferentes de exposição. Esse desenho não está disponível nos dados públicos brasileiros para o período. O capítulo seguinte reúne os três eixos da pesquisa e a comparação com os Estados Unidos, e tira deles a pergunta de política pública.

Síntese e implicações

Os três capítulos respondem, cada um, a uma pergunta diferente. Juntos, eles compõem uma leitura que o debate público quase nunca reúne.

O primeiro mostrou que os trabalhos expostos à inteligência artificial são ocupados pela parte mais escolarizada da juventude. O segundo mostrou que o uso da inteligência artificial é, de novo, mais comum entre os jovens com mais estudo, e que essa diferença por escolaridade é ainda maior que a diferença na exposição. O terceiro mostrou que a entrada formal nesses trabalhos não se fechou e que o salário de entrada não caiu, mas que o saldo líquido de vínculos dos trabalhadores estabelecidos virou negativo e se aprofundou entre 2022 e 2025. A escolaridade atravessa os três: ela diz quem está nos trabalhos expostos, quem usa a ferramenta, e quem alcança esses trabalhos.

A tensão entre os achados

Há uma tensão entre os achados, e ela distingue esta pesquisa do alarme genérico. No Brasil, a inteligência artificial não está fechando a porta de entrada do mercado formal de trabalho para os jovens; a entrada permaneceu. Mas ela está concentrada nos jovens que já têm mais vantagem: os de mais escolaridade, que ocupam os trabalhos expostos e que mais usam a ferramenta.

O risco para o Brasil, então, está menos no desemprego em massa dos jovens e mais em a inteligência artificial se tornar um mecanismo que separa, dentro da própria juventude, quem tem diploma de quem não tem. É esse movimento, e não a falta de vagas nem o nível do salário de entrada, que desloca a pergunta de política pública.

O que os Estados Unidos adiantam

A comparação com os Estados Unidos serve para situar o Brasil no tempo. Lá, a adoção da inteligência artificial alcançou uma parcela maior da população, e o sinal no emprego dos jovens já apareceu, como mostra o capítulo anterior. Pela medida do Federal Reserve, 40% da população americana de 18 a 64 anos já usava inteligência artificial generativa em agosto de 2024. No Brasil, pela TIC, 49% dos jovens de 18 a 29 usaram a ferramenta em 2025. Os dois números não são diretamente comparáveis, porque as faixas etárias e as perguntas são diferentes, e o número de adoção específico dos jovens americanos não foi confirmado nesta pesquisa.

O lado americano tem um sinal que o brasileiro ainda não tem: a queda de 16% no emprego dos jovens de 22 a 25 anos nas ocupações expostas, descrita no capítulo anterior. O Brasil, na mesma janela, manteve a entrada. Uma hipótese plausível é que o Brasil esteja num momento mais inicial de um percurso parecido, com adoção menor e mercado de trabalho mais informal. É hipótese, não destino: a estrutura mais informal e as diferenças de composição podem levar o Brasil por

outro caminho, e os dados disponíveis não permitem dizer qual dos dois ocorrerá. De toda forma, enquanto o sinal de emprego não aparece, a janela de política pública no Brasil segue aberta.

A pergunta de política pública

Diante desses achados, a pergunta de partida muda. "A inteligência artificial está fechando a porta de entrada?" tem, nos dados brasileiros e por enquanto, resposta negativa. A pergunta que fica de pé é outra: quem captura o ganho da inteligência artificial, e como impedir que ela aprofunde a distância que a juventude brasileira já carrega. Dela seguem três prioridades, e nenhuma depende de atribuir à inteligência artificial um efeito sobre o emprego.

A primeira é levar o acesso e a formação em inteligência artificial para a base da escala de escolaridade, em vez de esperar que cheguem sozinhos. A regressão do Capítulo 2 mostra que o uso da ferramenta é barrado por escolaridade e renda, e que a diferença racial opera por essa via. Um programa nacional plano, igual para todos, reproduz o gradiente que já existe e o alarga; o que muda o quadro é o contrário, fazer a inteligência artificial entrar primeiro onde ela hoje não chega: no ensino médio e técnico da rede pública, na educação de jovens e adultos, nos serviços públicos de emprego, no Norte e no Nordeste. Tratar a alfabetização em inteligência artificial como política de equidade, e não como adendo de inovação, é a recomendação que a evidência sustenta com mais força.

A segunda é concentrar a adaptação onde está a maior massa de jovens expostos, o trabalho administrativo: 3,56 milhões de jovens, o maior grupo do bloco exposto e o primeiro emprego formal de muitos. A política útil ali não é defender o número de vagas, que os dados não mostram caindo, e sim elevar o que esses trabalhadores conseguem fazer com a ferramenta, dentro do próprio posto, antes que a distância entre quem a domina e quem não a domina se firme.

A terceira é construir o dado que falta e vigiar o sinal que se moveu. O único movimento da janela, a deterioração do saldo dos estabelecidos nos trabalhos expostos, é também o que esta pesquisa não consegue atribuir, porque coincide com um período de juros altos que atingiu justamente os serviços de escritório. Separar o efeito da inteligência artificial do efeito da economia exigiria medir a adoção da ferramenta no nível da empresa, com um módulo na TIC Empresas ou uma pesquisa de firmas, cruzada com o CAGED. Sem isso, o mínimo é acompanhar os saldos dos blocos de exposição ano a ano. Transformar a principal limitação desta pesquisa numa agenda de dados é, em si, uma recomendação de política.

A janela para agir está aberta justamente porque o sinal de emprego ainda não apareceu. Ampliar o acesso à ferramenta agora, enquanto a pergunta ainda é de desigualdade e não de desemprego, é mais barato e mais reversível do que reagir depois. O Brasil ainda não viveu o que os dados americanos descrevem, e pode não vir a viver; mas a hora de agir sobre o acesso é antes de saber a resposta, não depois.

Apêndice metodológico

Este apêndice documenta as fontes, os filtros, os pesos, a tradução de ocupações e o tratamento de incerteza, para que qualquer leitor possa refazer os números da pesquisa. As consultas e os scripts citados estão no repositório do projeto.

A.1 Fontes, recortes e filtros

FONTE	TABELA / ARQUIVO	RECORTE	FILTRO PRINCIPAL
PNAD Contínua (IBGE)	<code>br_ibge_pnadc.microdados</code>	2024 (pontos: média anual; intervalos: 4º trimestre)	ocupados de 18 a 29 anos, com ocupação declarada (V4010 não nula)
Novo CAGED (MTE/PDET)	arquivos <code>CAGEDMOV</code> (movimentação no prazo)	2022, 2024 e 2025	admissões (saldo de movimentação = +1); idade 18–24 (entrantes) e 25–64 (estabelecidos)
TIC Domicílios (CETIC.br)	microdados 2025	2025	pessoas de 18 a 29 anos; uso de IA generativa nos três meses anteriores (variável C13A)
Índices de exposição	Anthropic, OpenAI, Felten, OIT/Gmyrek	2023–2025	ocupações detalhadas, agregadas ao grande grupo da CBO

A juventude é definida de 18 a 29 anos nas análises de mercado de trabalho, idade mínima do vínculo formal fora do contrato de aprendiz. A exclusão das forças armadas (grande grupo 0 da CBO) decorre da ausência de dado nos índices de exposição.

A.2 Pesos e desenho amostral

A PNAD Contínua e a TIC Domicílios são amostrais e exigem pesos. Na PNAD, usa-se o peso da pessoa (V1028), com estrato (`id_estrato`) e unidade primária de amostragem (`id_upa`) para o cálculo da variância. Na TIC, usa-se o peso da pessoa (PESO), com a unidade da federação como estrato e o domicílio como unidade primária; a TIC pública não traz estrato e UPA detalhados, o que torna o intervalo de confiança aproximado e tende a subestimar a incerteza.

O Novo CAGED é registro administrativo, não amostra: cada linha é uma movimentação declarada de vínculo formal. Não há peso; os totais são contagens.

A.3 Deflator

Os salários do Novo CAGED são deflacionados pelo IPCA (IBGE). O fator é a razão entre o índice médio anual e o índice médio de 2022: 1,0916 para 2024 (9,2% de inflação acumulada) e 1,1464 para 2025 (14,6% acumulados). Esse fator converte valores correntes a preços de 2022. O índice médio de 2025 usa os doze meses do ano, obtidos do Sistema IBGE de Recuperação Automática (tabela 1737).

A.4 Novo CAGED: definição de admissão e tabela usada

A análise usa os arquivos `CAGEDMOV`, de movimentações declaradas no prazo, baixados diretamente do portal do PDET, mês a mês, para 2022, 2024 e 2025. Optou-se pela fonte primária porque o espelho público em BigQuery (`basedosdados`) só cobre até 2024, e a pesquisa precisava do ano de 2025. Ficam de fora os arquivos `CAGEDFOR` (declarações fora do prazo) e `CAGEDEXC` (movimentações excluídas), o que evita dupla contagem ao custo de uma pequena subestimação do volume. Admissão é a movimentação com saldo igual a +1; desligamento, saldo igual a -1; o saldo de vínculos é a soma dos saldos.

O processamento dos arquivos brutos foi validado por reprodução: aplicado a 2024, reproduz exatamente os totais de admissões, saldos por bloco e por região e o salário de admissão que o BigQuery fornece para o mesmo ano. Para 2022, as admissões e os salários também coincidem exatamente; o saldo de 2022 difere por uma pequena defasagem de versão entre o arquivo atual do PDET e o snapshot mais antigo do BigQuery (cerca de 0,4% nos desligamentos), e a pesquisa adota o arquivo atual do PDET nos três anos, por consistência de fonte.

O salário de admissão é calculado apenas sobre as admissões, como média por admissão (cada admissão pesa igual), e não como média de médias de célula. Admissões com salário mensal nulo ou acima de R\$ 50.000 são descartadas como erro de digitação, menos de um décimo de um por cento do total.

A.5 Tradução de ocupações (SOC/ISCO → CBO)

Os índices internacionais nascem em classificações estrangeiras (SOC norte-americana, ISCO internacional). A pesquisa os traduz para o grande grupo da Classificação Brasileira de Ocupações usando a ISCO como ponte, no nível de um dígito. A maior parte dos grandes grupos tem correspondência direta. Cinco casos exigem decisão, e a regra adotada segue a estrutura da CBO brasileira, não a da ISCO:

ORIGEM (SOC)	DESTINO (CBO 1D)	RAZÃO
Saúde (practitioners)	3 — técnicos	mistura profissional e técnico; predomina o nível técnico no volume de jovens da saúde no Brasil

ORIGEM (SOC)	DESTINO (CBO 1D)	RAZÃO
Limpeza e conservação	5 — serviços	a CBO aloca limpeza nos serviços (5141 etc.), não nas ocupações elementares
Instalação e manutenção	9 — reparação	a CBO separa manutenção e reparação no grande grupo 9
Transporte	7 — produção	a CBO inclui condutores de veículos no grande grupo 7
Negócios e finanças	2 — profissionais	analistas financeiros e contadores predominam como profissionais

A tradução é feita no nível de grande grupo, e não distingue ocupações dentro de cada grupo. Essa é a principal perda de precisão da ponte, e o motivo de a pesquisa ler o índice como ordenador de blocos, não como porcentagem exata de tarefas expostas.

A.6 Índice de exposição

O índice composto é a média simples, com o mesmo peso, de quatro medidas, cada uma na escala de 0 a 1: a fração de tarefas com uso observado no Claude.ai (Anthropic, 2025), a fração de tarefas alcançadas por um modelo de linguagem com acesso a ferramentas (a medida β de Eloundou et al., 2023, da OpenAI, e não a medida de automação plena), o índice de exposição de linguagem de Felten et al. (2023) e o índice de exposição ocupacional da OIT (Gmyrek et al., 2025). A medida de Felten é relativa (reescalada entre os grupos); as outras três são absolutas. A robustez do bloco de alta exposição à escolha de medidas e de corte está documentada no capítulo de Método.

A divisão dos trabalhos em bloco de alta e de baixa exposição, usada na análise do Novo CAGED no Capítulo 3, parte deste mesmo índice composto: o bloco de alta reúne os três grandes grupos de maior escore (administrativos, profissionais e gerentes), os mesmos do topo da tabela acima.

Os escores por grande grupo, sob cada medida e no composto:

GRANDE GRUPO	ANTHROPIC	OPENAI	FELTEN	OIT	COMPOSTO
Trabalhadores administrativos	0,19	0,48	0,86	0,53	0,52
Profissionais das ciências e artes	0,14	0,46	0,95	0,39	0,49
Gerentes	0,10	0,44	1,00	0,36	0,47
Técnicos de nível médio	0,04	0,28	0,63	0,35	0,32
Serviços e vendedores	0,06	0,25	0,47	0,26	0,26
Produção (operadores)	0,01	0,08	0,09	0,20	0,09
Reparação e manutenção	0,01	0,10	0,08	0,15	0,08
Agropecuária	0,00	0,10	0,02	0,16	0,07

GRANDE GRUPO	ANTHROPIC	OPENAI	FELTEN	OIT	COMPOSTO
Produção (bens industriais)	0,01	0,10	0,00	0,17	0,07

A.7 Incerteza amostral

Para a PNAD e a TIC, os intervalos de confiança usam linearização de Taylor (estimador de cluster final), que respeita o desenho complexo da amostra. Reporta-se, quando relevante, o efeito de desenho (deff), razão entre a variância sob o desenho real e a variância sob amostra aleatória simples. Na PNAD, o deff fica entre 1,6 e 3,0, e as estimativas do capítulo de exposição sobrevivem. Na TIC, o deff chega a cerca de 10 em vários recortes, o que alarga os intervalos e justifica a cautela com subgrupos pequenos no capítulo de adoção.

A.8 Regressão multivariada da adoção

Para distinguir o efeito de cada fator na adoção, e não apenas descrever diferenças de um fator por vez, estima-se um logit ponderado da TIC 2025, com a variável dependente igual a ter usado inteligência artificial nos três meses anteriores, e como variáveis explicativas a escolaridade, a classe de renda (Critério Brasil 2015), a raça, o sexo, a região, a área (urbana ou rural) e a inserção na força de trabalho. As categorias de referência são ensino fundamental ou menos, classe D-E, raça branca, sexo masculino, Sudeste, área urbana e fora da força de trabalho. Reporta-se o efeito marginal médio de cada fator, em pontos percentuais, de leitura mais direta que o coeficiente bruto.

A inferência respeita o desenho da amostra: a TIC fornece duzentos pesos replicados (bootstrap do CETIC), e o erro-padrão de cada efeito é o desvio dos efeitos reestimados sobre cada réplica. Um modelo linear de probabilidade, por mínimos quadrados ponderados, serve de checagem e dá os mesmos sinais. A leitura é associativa, não causal: a regressão mede com quais características o uso anda junto, não o que o produz.

A tabela traz o efeito marginal médio de cada fator, em pontos percentuais, com o erro-padrão pelo desenho e o intervalo de 95%. As referências são ensino fundamental ou menos, classe D-E, raça branca, sexo masculino, Sudeste, área urbana e fora da força de trabalho (n = 4.687).

FATOR (VS. REFERÊNCIA)	EFEITO (PP)	ERRO-PADRÃO	IC 95%
Ensino médio incompleto	+11,5	4,7	[+2,3; +20,7]
Ensino médio completo	+23,6	3,2	[+17,3; +29,9]
Superior incompleto	+45,0	4,4	[+36,4; +53,5]
Superior completo	+45,9	3,6	[+38,8; +52,9]
Classe C	+6,4	3,4	[-0,1; +13,0]
Classe A/B	+27,6	6,4	[+15,1; +40,1]

FATOR (VS. REFERÊNCIA)	EFEITO (PP)	ERRO-PADRÃO	IC 95%
Raça parda	-6,0	4,6	[-15,1; +3,1]
Raça preta	-8,2	4,9	[-17,9; +1,5]
Outra raça	-9,6	6,7	[-22,8; +3,6]
Sexo feminino	+5,0	3,0	[-0,8; +10,8]
Sul	+14,5	4,6	[+5,4; +23,6]
Centro-Oeste	+3,0	4,7	[-6,1; +12,2]
Nordeste	+8,1	4,0	[+0,3; +15,9]
Norte	+6,7	4,7	[-2,4; +15,9]
Área rural	-8,7	3,9	[-16,3; -1,0]
Na força de trabalho	+18,6	3,9	[+10,9; +26,4]

Um efeito é distinguível de zero quando o intervalo de 95% não o cruza. A escolaridade dá os maiores efeitos e todos distinguíveis; a classe A/B também; as três categorias de raça têm intervalos que cruzam o zero, ou seja, não se distinguem da raça branca uma vez controlados escolaridade, renda, região e área. O modelo linear de probabilidade reproduz todos os sinais e ordens de grandeza.

Para identificar por qual via a diferença racial se dissolve, estima-se a raça em quatro modelos que adicionam controles em sequência. A diferença bruta entre brancos e cada grupo é grande e distinguível de zero. Ela deixa de ser distinguível assim que a escolaridade entra no modelo, caindo cerca de 40%; a renda a reduz um pouco mais. É a escolaridade, e não a renda nem a região, que absorve a maior parte da distância racial no uso.

CATEGORIA (VS. BRANCA)	SOZINHA	+ ESCOLARIDADE	+ RENDA	COMPLETO
Parda	-15,6* [-25,7; -5,6]	-9,5 [-19,5; +0,5]	-7,2 [-17,8; +3,5]	-6,0 [-15,1; +3,1]
Preta	-17,1* [-27,6; -6,7]	-9,6 [-20,5; +1,3]	-7,7 [-18,1; +2,7]	-8,2 [-17,9; +1,5]
Outra raça	-18,0* [-30,9; -5,2]	-12,5 [-26,7; +1,8]	-9,6 [-24,5; +5,4]	-9,6 [-22,8; +3,6]

Efeito marginal médio em pontos percentuais, com intervalo de 95% por bootstrap dos pesos replicados; * indica intervalo que não cruza zero. O modelo "Completo" é o da tabela anterior.

A.9 Dicionário das principais variáveis

VARIÁVEL	FONTE	SIGNIFICADO
V2009	PNAD	idade
V2007	PNAD	sexo
V2010	PNAD	cor ou raça
VD3004	PNAD	escolaridade
V4010	PNAD	código da ocupação (primeiro dígito = grande grupo CBO)
V1028	PNAD	peso da pessoa
id_estrato, id_upa	PNAD	estrato e unidade primária de amostragem
cbo_2002	CAGED	ocupação (primeiro dígito = grande grupo)
saldo_movimentacao	CAGED	+1 admissão, -1 desligamento
salario_mensal	CAGED	salário mensal da movimentação
horas_contratuais	CAGED	jornada contratual semanal
cnae_2_secao	CAGED	setor de atividade
indicador_aprendiz / intermitente / parcial	CAGED	tipo de contrato
C13A	TIC	uso de IA generativa nos três meses anteriores
PESO	TIC	peso da pessoa

Referências

Fontes de dados

IBGE. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua), microdados, 2024. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

IBGE. Tabela 5435 — Pessoas de 14 anos ou mais de idade ocupadas na semana de referência, por grupamento ocupacional. Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA), 4º trimestre de 2024.

Ministério do Trabalho e Emprego. Novo Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (Novo CAGED), microdados de movimentação (arquivos CAGEDMOV), 2022, 2024 e 2025. Programa de Disseminação das Estatísticas do Trabalho (PDET).

CETIC.br. Pesquisa sobre o Uso das Tecnologias de Informação e Comunicação nos Domicílios Brasileiros — TIC Domicílios 2025. Centro Regional de Estudos para o Desenvolvimento da Sociedade da Informação, Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR.

Índices de exposição à inteligência artificial

Anthropic (2025). Anthropic Economic Index. Disponível em: anthropic.com/research.

Eloundou, T.; Manning, S.; Mishkin, P.; Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models. OpenAI.

Felten, E.; Raj, M.; Seamans, R. (2023). Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI. AI Occupational Exposure (AIOE).

Gmyrek, P.; Berg, J.; Kaminski, K.; Konopczynski, F.; Ladna, A.; Nafradi, B.; Roslaniec, K.; Troszynski, M. (2025). Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure. Organização Internacional do Trabalho (OIT), Working Paper 140.

Estudos sobre emprego e adoção

Brynjolfsson, E.; Chandar, B.; Chen, R. (2025). Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence. Stanford Digital Economy Lab, versão de novembro de 2025. Disponível em: digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine.

Bick, A.; Blandin, A.; Deming, D. J. (2024). The Rapid Adoption of Generative AI. National Bureau of Economic Research, Working Paper 32966. Disponível em: nber.org/papers/w32966.

Marco legal

Brasil (2013). Lei nº 12.852, de 5 de agosto de 2013 — Estatuto da Juventude.

Scintilla™

JUNHO DE 2026