

RELATÓRIO ECONÔMICO

Impactos do PL 2338/2023

Mensuração da redução de ganhos de produtividade decorrente da remuneração de direitos autorais proposta sobre o uso de IA

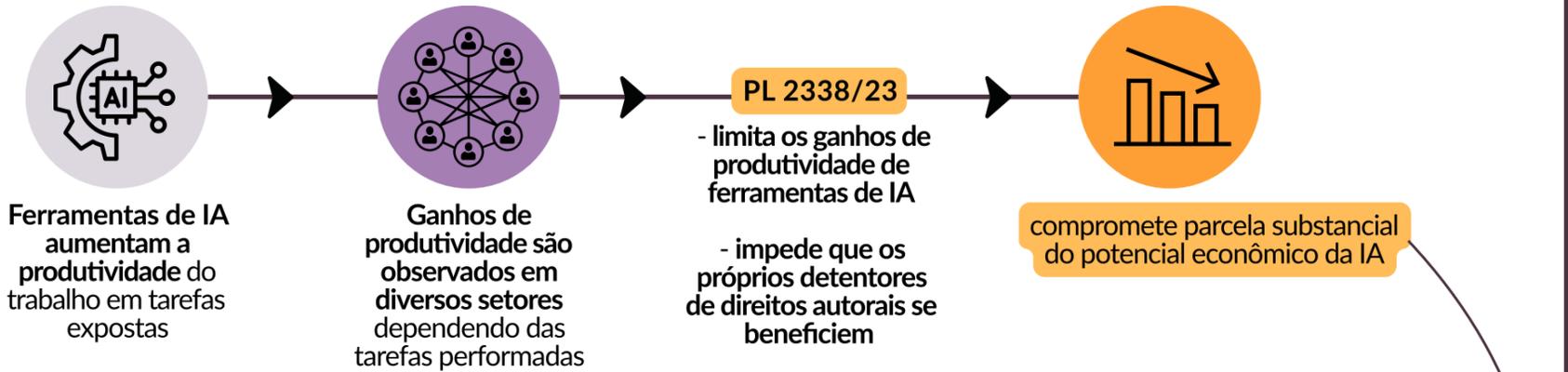
Agosto de 2025

ecoa
CONSULTORIA
ECONÔMICA

 **observatório**
direitos autorais e tecnologia

Perda econômica com a remuneração ampla de direitos autorais (proposta pelo PL 2338/2023)

- R\$ 21,8 BILHÕES EM 10 ANOS



Estimativa dos ganhos com o uso de IA no Brasil, em % do PIB:

$$59,6\% \times 40\% \times 30\% \times 42,4\% = 3,0\% \text{ do PIB}$$

$$59,6\% \times 40\% \times 30\% \times 45,1\% = 3,2\% \text{ do PIB}$$

59,6%
% do trabalho no PIB
Métrica de ganhos salariais em impacto agregado no PIB.
fonte: OIT (Organização Internacional do Trabalho)

40%
Redução de custos com IA
fonte: Aghion & Bunel, 2024

30%
Tarefas automatizáveis
fonte: Besiroglu & Hobbhahn, 2022

impacto da remuneração de conteúdo autoral

-6,0%

-0,2% do PIB

42,4%

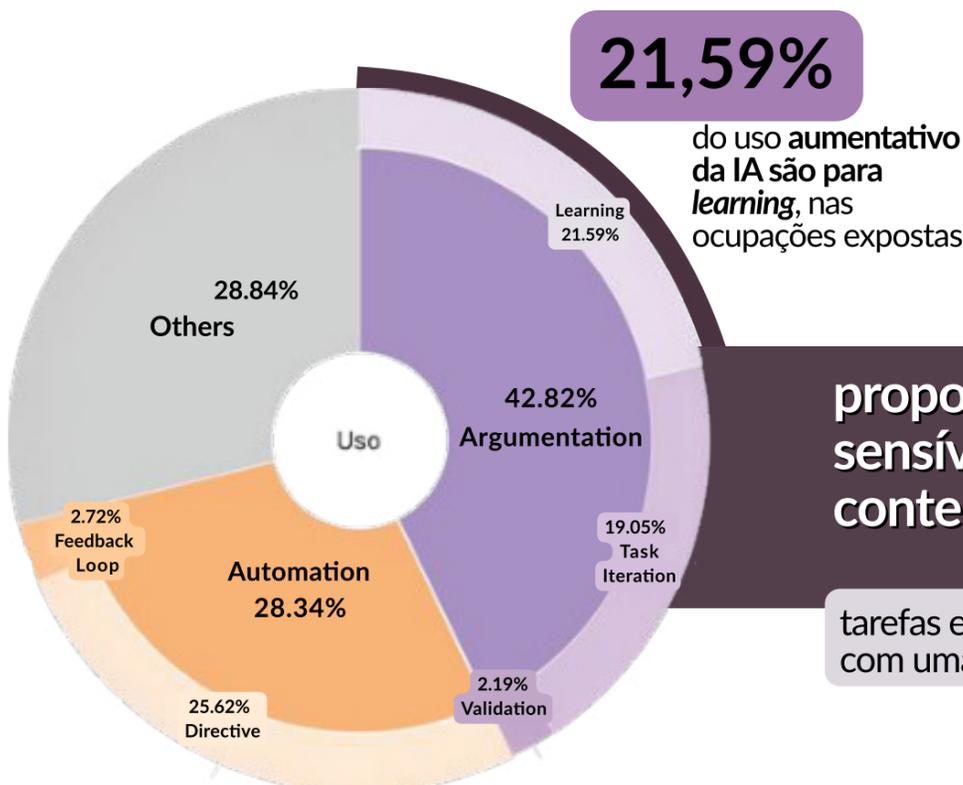
= 3,0% do PIB

45,1%

= 3,2% do PIB

Ocupações mais expostas ao uso de IA

Parcela dos salários brasileiros vindos de ocupações cujas tarefas podem ser facilitadas com uso de IA



proposta impacta usos da IA mais sensíveis a restrições de uso de conteúdo autoral

tarefas exigem que o modelo tenha sido treinado com uma ampla gama de conteúdos autorais.

Introdução

O avanço recente da inteligência artificial (IA) tem impulsionado ganhos expressivos de produtividade em setores variados da economia. Ferramentas baseadas em IA, sobretudo as generativas, são capazes de executar tarefas complexas com velocidade e precisão crescentes, promovendo automação, aprimoramento de processos e inovação em produtos e serviços. Esses avanços têm alimentado o debate global sobre a necessidade de regulação que, ao mesmo tempo, promova a inovação e mitigue riscos à sociedade.

Nesse contexto, o Projeto de Lei (PL) nº 2338/2023, aprovado pelo Senado Federal no final de 2024 e aguardando votação na Câmara dos Deputados, propõe uma estrutura regulatória abrangente para o desenvolvimento e uso de sistemas de IA no Brasil. A seção IV do Capítulo X do PL estabelece diretrizes de uso do conteúdo protegido por direitos autorais em processos de mineração, treinamento ou desenvolvimento de sistemas de IA. Diferente de discussões internacionais que debatem a aplicação de exceções mais amplas ao direito autoral para o treinamento de IAs, o projeto opta por um modelo mais restritivo, uma vez que, além de vedar a disseminação de conteúdos conexos à obra do autor (art. 63), exige, de forma ampla, a autorização e remuneração pela utilização de obras protegidas (art. 65).

Esses requisitos, ainda que legitimamente busque equilibrar proteção autoral e inovação tecnológica, traz desafios importantes. Para além de se observar os princípios de razoabilidade, da proporcionalidade e impactos concorrenciais, a dificuldade de atribuição de conteúdos e titulares em larga escala deve gerar incertezas e risco de judicialização Reglab (2025). Diante desse cenário, o presente estudo busca estimar o impacto econômico derivado da regra de remuneração ampla de direitos autorais prevista no PL 2338/2023, utilizando dados de redução dos ganhos de produtividade do trabalho decorrente da menor viabilidade de adoção e desenvolvimento de ferramentas de IA no Brasil, com foco nas tecnologias generativas (GenAI) que mais auferem ganhos a partir do uso de conteúdo autoral.

É importante destacar que políticas públicas devem equilibrar diferentes interesses sociais, sendo que o recorte deste estudo é estritamente macroeconômico - dimensão que, assim como outras, também oferece dados e perspectivas importantes para o debate. Para tanto, utilizamos uma metodologia consolidada na literatura econômica, originalmente proposta por Acemoglu (2024) e adotada por organismos como OCDE (2024) e BCE (Bergeaud, 2024), que calcula os impactos sobre a produtividade a partir da proporção do PIB associada a tarefas expostas à IA e das economias médias de custo proporcionadas pela tecnologia.

Embora o estudo adote enfoque nos ganhos de produtividade econômica, é fundamental reconhecer a relevância da contribuição de produtores de conteúdo e detentores de direitos de propriedade intelectual para o ecossistema de inovação.

A necessidade de desenvolver mecanismos de incentivo adequados para esse setor, sejam dentro ou fora do marco da legislação autoral, constitui questão legítima no debate sobre regulação de IA. Nesse contexto, este estudo busca contribuir para o debate regulatório fornecendo evidências quantitativas que permitam avaliar os trade-offs entre os potenciais benefícios sociais da regulação proposta e os custos econômicos decorrentes da redução dos ganhos de produtividade e da possível limitação ao desenvolvimento tecnológico no país.

I1. Ganhos de produtividade derivados do uso de IA

Um dos impactos relevantes da IA sobre a economia ocorre via ganhos de produtividade do trabalho. A economia de tempo - acelerando a execução de tarefas e simplificando rotinas operacionais - e melhora de tarefas existentes, elevando a qualidade do trabalho e as capacidades dos profissionais, permite aos trabalhadores realocarem seu trabalho de forma mais produtiva.

O aumento de produtividade permite gerar mais valor com o mesmo dispêndio de tempo, ou até em menos tempo, com efeitos que incluem maior inovação e valor para as empresas, permitindo salários mais altos, ao mesmo tempo em que há otimização de custos, favorecendo redução de preços para consumidores.

A IA generativa eleva a produtividade do trabalho por dois usos principais:



Uso Automativo

que ocorre com a automação, parcial ou total, de tarefas desempenhadas pelos trabalhadores.



Uso Aumentativo

que ocorre com a complementação do trabalho humano com o uso de GenAI.

Esse enquadramento "baseado em tarefas" é padrão na literatura recente, com a análise de quais tarefas podem ser auxiliadas pelo uso de IA generativa (GenAI), e como as ocupações que performam essas tarefas podem observar ganhos de produtividade. (Acemoglu, 2025).

O uso de IA permite ganhos advindos dos usos aumentativos e de automação em diversas tarefas, contudo elas não implicam necessariamente redução no número de trabalhadores empregados. O acréscimo de produtividade, seja por meio de automação ou complementação, significa que é possível alcançar maior nível de produto, frequentemente com qualidade superior, com o mesmo número de pessoas empregadas. Na perspectiva econômica, choque de produtividade não ocasionam desemprego e costumam ser acompanhados de aumento dos salários e maior nível de atividade.

Ganhos de produtividade não implicam desemprego

Existe preocupação legítima de que ganhos de produtividade derivados da IA generativa possam gerar desemprego. Contudo, tanto as características operacionais dessas ferramentas quanto a evidência econômica histórica demonstram que aumentos de produtividade do trabalho não implicam necessariamente redução do emprego agregado:

Análise histórica:

A evidência histórica e comparada sugere ausência de trade-off entre produtividade e emprego agregado: Atkinson (2018) aponta que períodos de produtividade alta coincidem com desemprego baixo e que alterações e inovações tecnológicas que alteram ou interagem com a força de trabalho são historicamente associados ao baixo desemprego¹. Autor & Salomons (2017) igualmente concluem que, embora a produtividade reestruture o mercado de trabalho, com ganhos nos extremos de qualificação, seu efeito líquido sobre o nível de emprego é positivo

Efeito setorial

Estudos compilados por Aghion et al. (2021) mostram que firmas que automatizam aumentam vendas e emprego, enquanto não-adotantes perdem participação, um efeito de tamanho de mercado típico quando a produtividade sobe e os preços qualidade-ajustada caem. Os benefícios são transmitidos na forma de reduções de custo e preço expandem a demanda, novos produtos/serviços surgem, e as firmas que adotam tecnologia crescem e "roubam mercado" de concorrentes menos produtivos. (Spiezia, 2018)

Efeito agregado

No agregado setorial e macro, a demanda final e os encadeamentos intersetoriais são o contrapeso aos cortes de postos "dentro" de indústrias que ficaram mais produtivas. Autor & Salomons (2017) mostram que os spillovers de demanda mais do que compensam as perdas "dentro do setor", deixando um efeito líquido positivo de produtividade sobre o emprego e um aumento significativo do consumo final. Na mesma linha, um relatório da OCDE (2023)² documenta relação positiva entre crescimento de produtividade e crescimento de emprego em todos os níveis de agregação, com sinais mais fortes na firma e fracos, porém positivos, no nível setorial exatamente porque há realocação de empregos de firmas que perdem competitividade para as que ganham.³

Evidência sobre IA

Especificamente sobre IA (incluindo a generativa), a literatura aponta efeitos complementares relevantes: tecnologias de informação tendem a ser complementares (skill-augmenting) e criam novas tarefas/ocupações, com polarização e realocação ocupacional, mas não redução do emprego agregado.

Os ganhos de produtividade do trabalho são especialmente importantes no atual contexto econômico brasileiro. A OCDE⁴ ressalta que o crescimento brasileiro tem sido inferior ao de pares emergentes e que a produtividade vem caindo desde 2010, o que explica a fraca evolução do PIB per capita.

A produtividade do trabalho no Brasil apresenta um quadro de estagnação persistente nas últimas duas décadas, com crescimento médio de apenas 0,8% ao ano entre 1995-2024⁵. O crescimento total da produtividade do trabalho no Brasil soma apenas 8,3% nos últimos 10 anos. Esta performance coloca o país em posição desfavorável no cenário internacional, com produtividade equivalente a apenas 25% da norte-americana⁷ e ocupando aproximadamente a 71ª posição mundial⁸.

¹ Bessen (2015) documenta que, entre 271 ocupações do censo de 1950, apenas uma desapareceu principalmente por automação (operadores de elevador); o padrão predominante ao longo de décadas é de automação parcial e realocação de tarefas entre ocupações.

² Para mais detalhes, ver Calligaris et al (2023)

³ Nota de rodapé: A síntese de Spiezia (2018) descreve esse arcabouço e destaca que, no longo prazo, o efeito de substituição (menos trabalho por unidade) e o de escala (mais produção) tendem a se compensar — isto é, não há queda persistente do emprego agregado apenas pela difusão do ICT/IA. A própria OCDE modela o efeito de um choque permanente de custo de TIC: curto prazo com expansão de emprego via demanda; depois ajuste técnico que reduz intensidade de trabalho; no longo prazo, substituição e escala se compensam. A própria OCDE evidencia trajetórias com aumentos de emprego nos anos de investimento e ajustes posteriores, com resultado líquido positivo para 1990–2007 e pequenas quedas após 2007, ainda assim com efeito total positivo no período.

⁴ Relatório disponível em: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/12/oecd-economic-surveys-brazil-2023_7de8b505/a2d6acac-en.pdf.

⁵ Segundo dados do Observatório da Produtividade da FGV. Disponível em: <https://ibre.fgv.br/observatorio-produtividade>.

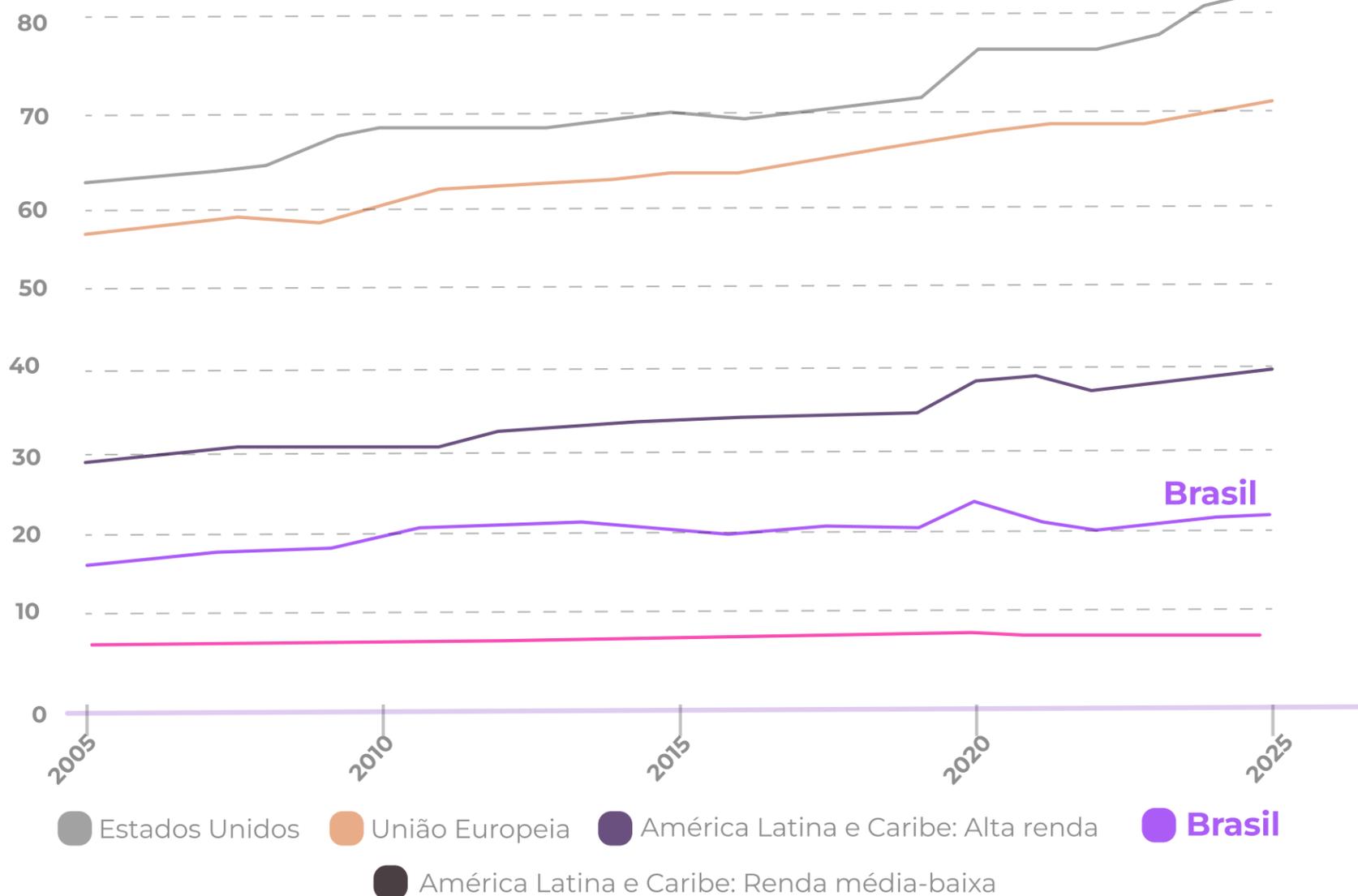
⁶ Para mais detalhes, consultar: <https://blogdoibre.fgv.br/posts/produtividade-do-trabalho-no-brasil-uma-analise-dos-resultados-setoriais-no-periodo-1995-2024>.

⁷ Mais detalhes em: <https://www.worldbank.org/en/news/feature/2016/08/24/brazil-increase-productivity-share-prosperity>.

⁸ Mais detalhes em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/en/economia/noticia/2019-10/brazil-ranks-71st-global-competitiveness>.

A **Figura 1** abaixo mostra que a produtividade do trabalho no Brasil se situa abaixo dos países de alta renda da América Latina e Caribe, e distante de mercados desenvolvidos.

Figura 1 - Evolução da produtividade do trabalho (2005 - 2025)

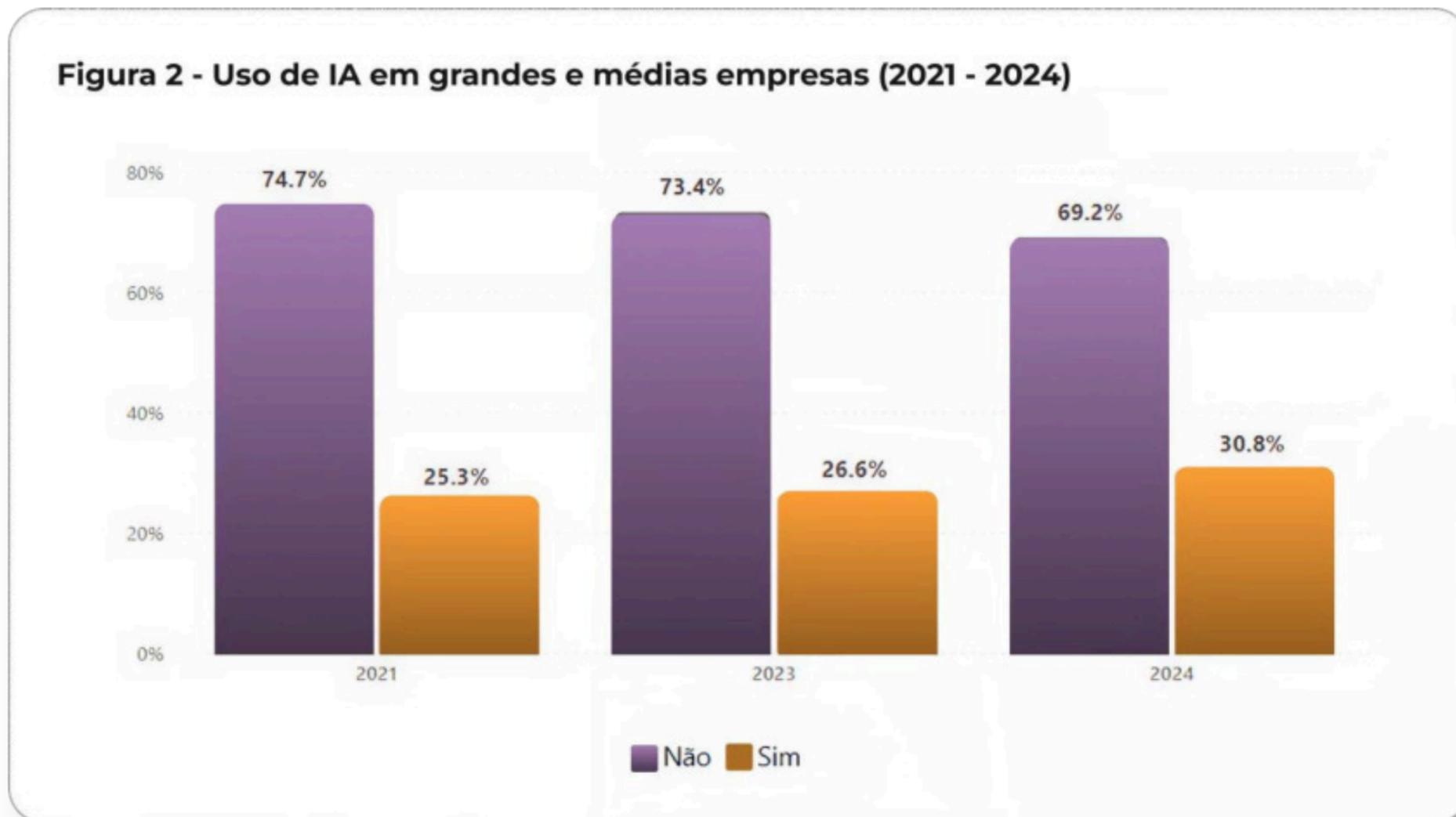


Nota: Produto por hora trabalhada, dados anuais para 2005-2025, em dólares internacionais PPC a preços de 2021 por hora (comparáveis entre países). O indicador é calculado como PIB real ajustado por paridade de poder de compra (2021) dividido pelo total de horas efetivamente trabalhadas por todas as pessoas ocupadas na economia. **Fonte:** ILOSTAT 3 Labour productivity (indicador "GDP per hour worked"9). **Elaboração:** Ecoa Consultoria Econômica.

Neste contexto, a inteligência artificial emerge como uma das soluções promissoras para acelerar os ganhos de produtividade no país. A IA tem demonstrado capacidade de elevar significativamente a produtividade do trabalho através da automação de tarefas e complementação das capacidades humanas, oferecendo um caminho tecnológico para superar algumas das limitações estruturais que historicamente restringiram o crescimento da produtividade brasileira. Em contextos práticos, a GenAI reduz tempo de tarefa e eleva qualidade, particularmente para iniciantes, sugerindo efeito aumentativo do capital tecnológico sobre o trabalho (Noy & Zang, 2023; Brynjolfsson, Li, Raymond, 2023). Assim, deve-se atentar a regulações que afetam tais ganhos de produtividade.

I2. GenAI já traz ganhos de produtividade

A adoção de ferramentas de inteligência artificial generativa pelas empresas brasileiras apresenta trajetória ascendente, confirmando que a tecnologia já proporciona ganhos concretos de produtividade. Dados globais indicam que 71% das organizações utilizam regularmente IA generativa em pelo menos uma função empresarial em 2024, comparado a 65% no ano anterior¹⁰. No contexto brasileiro, os dados da CETIC (**Figura 2**) demonstram que empresas de médio e grande porte intensificaram significativamente o uso de IA entre 2021 e 2024, com 30,8% das organizações com mais de 50 funcionários reportando utilização da tecnologia em 2024.



Nota: Dados da pesquisa da CETIC focada no uso de IA, onde as empresas são perguntadas se no último ano utilizaram tecnologias de IA. Foram selecionadas empresas com ao menos 50 empregados. **Fonte:** TIC Empresas. **Elaboração:** Ecoa Consultoria Econômica.

O Brasil mantém posição de liderança na América Latina em adoção de IA¹¹, porém ainda permanece atrás da intensidade de uso de economias desenvolvidas¹². Isso indica que, embora exista potencial para aplicação de IA para fins econômicos, o Brasil ainda tem espaço para ampliar o uso da IA.

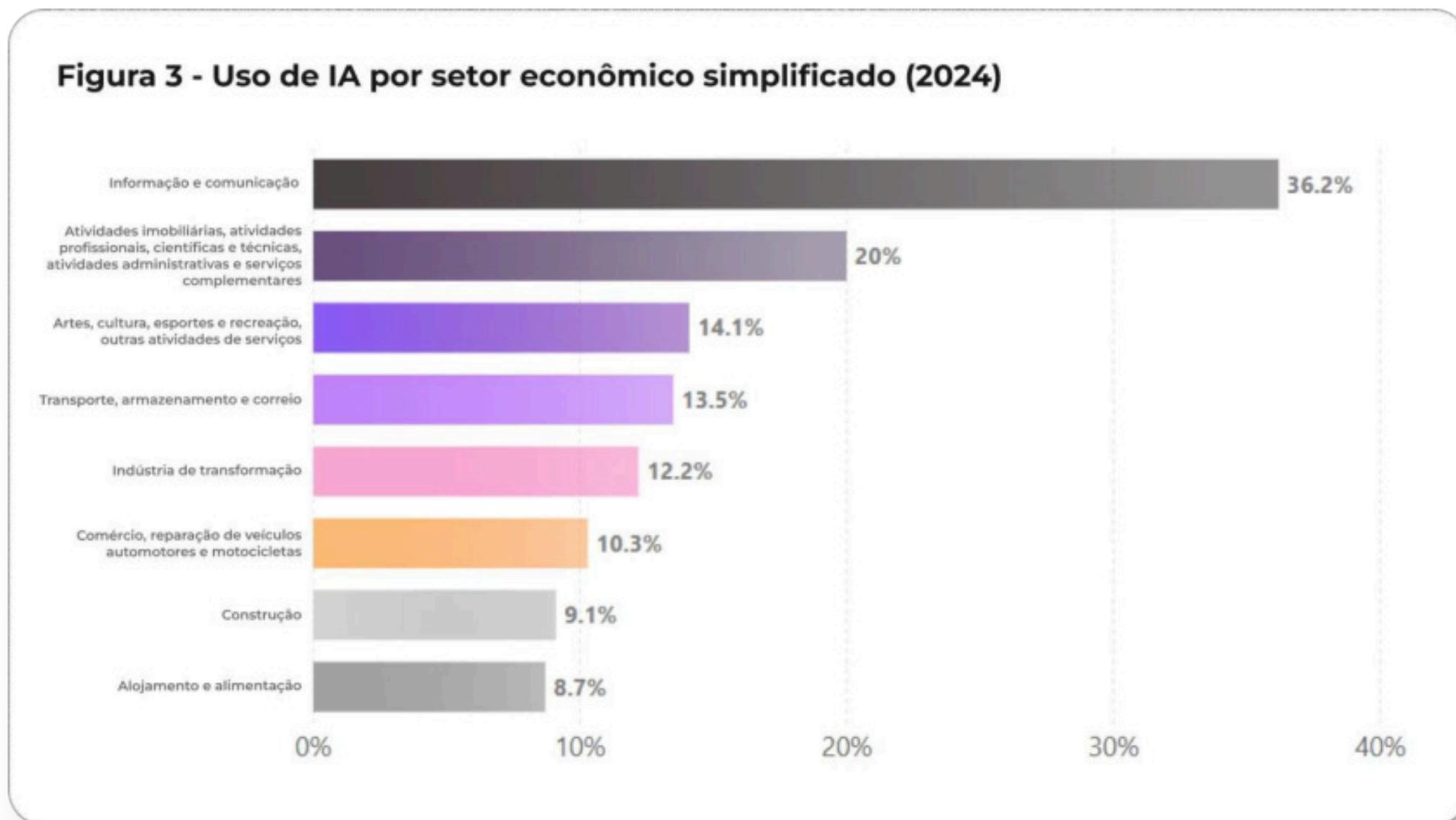
⁹ Disponível em: <https://ilostat.ilo.org/topics/labour-productivity/>.

¹⁰ McKinsey Global Survey on AI, "The state of AI: How organizations are rewiring to capture value", 2024. A pesquisa entrevistou executivos globalmente entre fevereiro e março de 2024, identificando aceleração significativa na adoção de IA generativa especialmente em marketing, vendas e desenvolvimento de produtos. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024#/>.

¹¹ O Índice Latino-Americano de Inteligência Artificial (ILIA 2024) posiciona o Brasil em segundo lugar na região com 69,30 pontos, atrás do Chile (73,07) mas à frente do Uruguai (64,98) indicando liderança regional. Detalhes em relatório da CEPAL: <https://www.cepal.org/en/pressreleases/latin-american-artificial-intelligence-index-ilia-reconfirms-chile-brazil-and-uruguay>

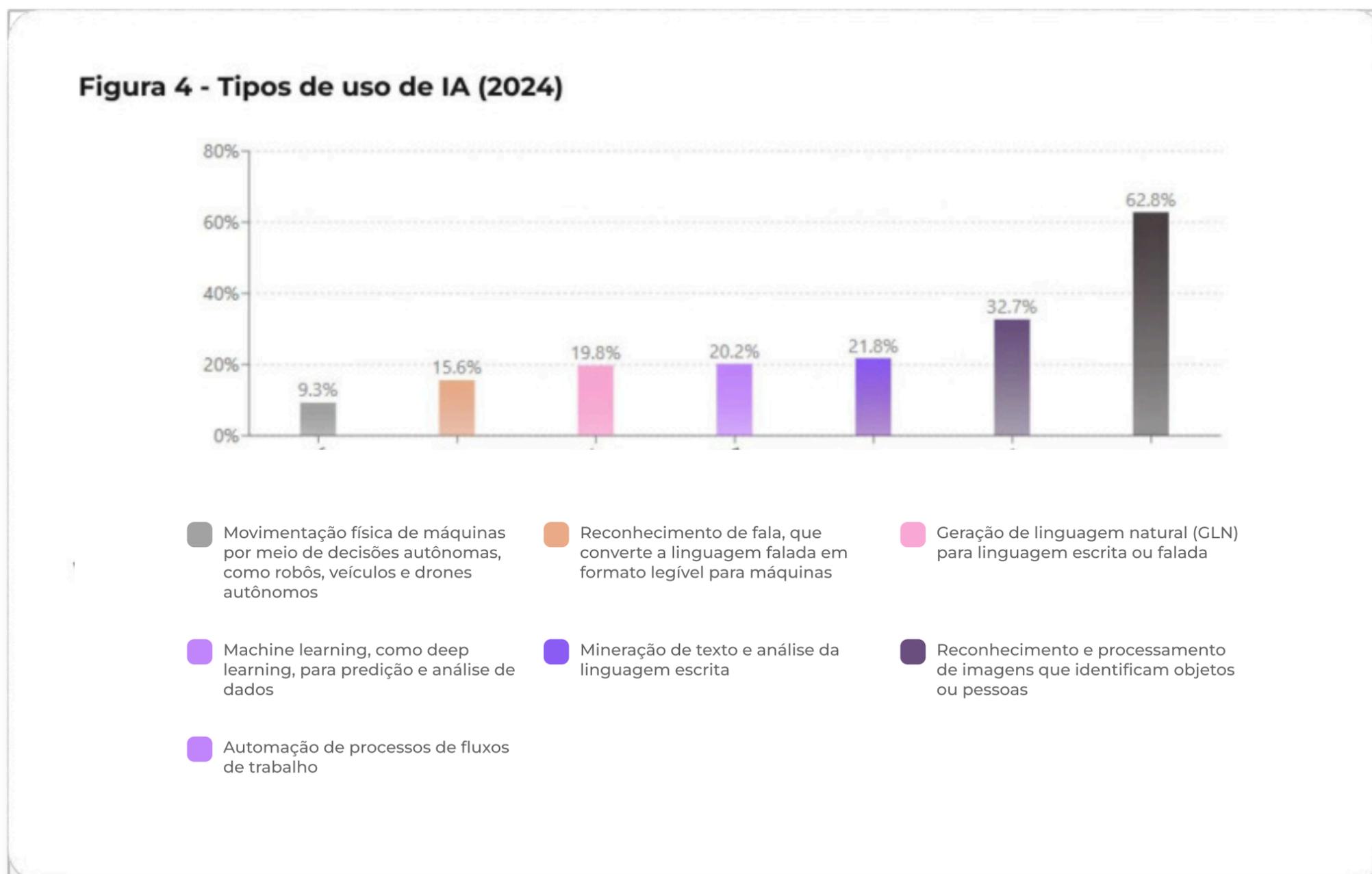
¹² Relatório publicado pela OCDE em 2025 detalha a intensidade de adoção de ferramentas de IA em empresas, com comparação de diversos países, incluindo o Brasil. Disponível em: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2025/05/the-adoption-of-artificial-intelligence-in-firms_8fab986b/f9ef33c3-en.pdf.

A penetração da IA generativa varia consideravelmente entre setores econômicos (**Figura 3**). O setor de informação e comunicação lidera com 38,2% de adoção, seguido por atividades profissionais, científicas e técnicas (20,0%). Essa distribuição reflete a maior facilidade de implementação em setores intensivos em conhecimento e processamento de informação.



Nota: Empresas respondentes que afirmaram utilizar tecnologias de IA, por setor de atividade econômica. **Fonte:** TIC Empresas. **Elaboração:** Ecoa Consultoria Econômica.

A **Figura 4** traz os diferentes tipos de uso de IA. Entre as aplicações específicas, destaca-se a automatização de processos de fluxos de trabalho, utilizada por 62,8% das empresas que adotaram IA, seguida pela mineração de texto e análise de linguagem escrita (32,7%). A delimitação de uso é convergente com o entendimento de que a IA generativa auxilia na execução de tarefas específicas, e tenderá a ser mais intensa em setores no qual o perfil ocupacional é composto por atividades mais expostas aos ganhos de automação e complementariedade.



Nota: Empresas respondentes que afirmaram utilizar tecnologias de IA, por setor de atividade econômica. **Fonte:** TIC Empresas. **Elaboração:** Ecoa Consultoria Econômica.

O padrão de adoção observado no Brasil favorece aplicações aumentativas sobre automação completa, conforme demonstrado na análise das ocupações expostas. Essa característica sugere que as empresas brasileiras estão utilizando IA generativa primariamente para complementar capacidades humanas existentes, gerando ganhos de produtividade sem substituição direta de trabalhadores. No entanto, a automação segue presente, representado a principal categoria individual de uso.

A presença de usos como mineração de texto e análise de linguagem escrita entre as aplicações mais comuns ilustra a dependência crítica dessas ferramentas em relação a conteúdos textuais especializados, e indica que as ferramentas de GenAI são efetivamente utilizadas pelas empresas para acessar informação de maneira ampla.

É nesse contexto que a questão da remuneração ampla de direitos autorais ganha relevância particular. A mineração de texto é um uso fundacional uma vez que alimenta os modelos com informações de treinamento que podem ser também utilizados nas respostas do modelo. Esse uso depende fundamentalmente do acesso a grandes volumes de conteúdo textual para treinamento e operação dos modelos. Esses conteúdos frequentemente incluem obras protegidas por direitos autorais - desde artigos científicos e técnicos até documentação especializada em português. A imposição de obrigações amplas de remuneração, conforme proposto no PL 2338/2023, pode restringir significativamente o acesso a esse material essencial, comprometendo a eficácia das ferramentas e, conseqüentemente, os ganhos de produtividade que as empresas brasileiras começam a capturar através da adoção dessas tecnologias.

A materialização desses ganhos de produtividade, contudo, não é um processo automático. Ela depende diretamente da qualidade, diversidade e volume de dados de treinamento. A capacidade de um modelo de linguagem de automatizar ou aumentar tarefas complexas é uma função direta dos padrões que ele aprendeu a partir do vasto corpus de texto e informação ao qual foi exposto. Portanto, para analisar o impacto de regulações sobre os ganhos de produtividade, é imperativo primeiro entender o papel central que os dados desempenham na performance e eficácia dessas ferramentas.

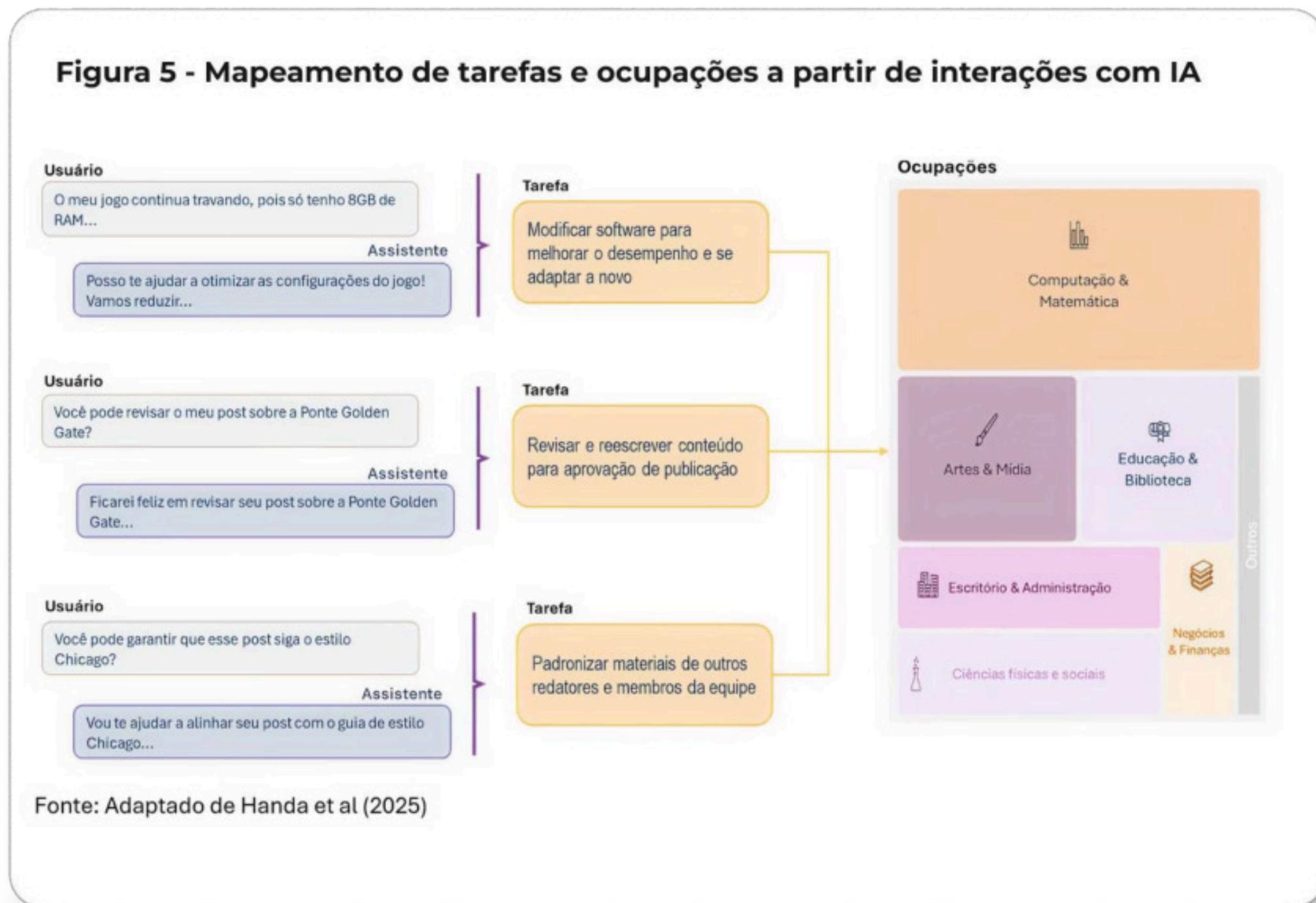
13. Tarefas afetadas por GenIA

Conforme estabelecido na seção anterior, a IA generativa eleva a produtividade através de dois mecanismos principais: a automação parcial de tarefas específicas e o uso aumentativo que complementa capacidades humanas. Para quantificar os ganhos potenciais no contexto brasileiro, é necessário agora identificar quais tarefas concretas podem ser objeto desses dois tipos de aplicação e vinculá-las às ocupações correspondentes na economia nacional. Esta análise permitirá determinar quais ocupações apresentam maior exposição à IA e, conseqüentemente, maior potencial para ganhos significativos de produtividade.

Neste estudo, a exposição das tarefas e ocupações brasileiras ao uso de IA é avaliada com base em dados recentes obtidos a partir da interação direta de usuários com ferramentas de IA generativa. Em particular, utilizamos o estudo de Handa et al. (2025), produzido pela Anthropic, que analisou mais de quatro milhões de interações reais de usuários com o modelo Claude.ai¹³. Essa base de dados permite identificar com precisão as tarefas que já estão sendo automatizadas ou complementadas, fornecendo uma visão empírica e atualizada do padrão real de uso dessas ferramentas.

¹³ Uma base de dados mais anterior está presente em Eloundou et al (2023), publicada pela OpenAI, e explora as capacidades dos large language models da OpenAI para realizar ou automatizar tarefas específicas. Aplicando análise ao mercado de trabalho americano, e a partir da base da O*NET, os pesquisadores da OpenAI estimam qual percentual de cada ocupação poderia ser substituída ou automatizada com o uso de ferramentas de IA. Os autores propõem que ao menos 80% da força de trabalho norte americana poderia ter pelo menos 10% de suas atividades automatizadas. Os resultados são apresentados segmentados por tarefa e ocupação para os mercados investigados. A relação das tarefas e ocupações nesse estudo é utilizada como robustez para os resultados obtidos com a base mais recente da Anthropic (Handa et al, 2025).

A **Figura 5** abaixo apresenta o processo pelo qual a o uso da ferramenta de IA são transformados em tarefas específicas.



Fonte: Adaptado de Handa et al (2025).

Além de identificar a exposição quantitativa, o estudo separa os usos em dois grandes grupos que mencionamos: automação (automation), na qual a IA substitui diretamente o esforço humano, e aumentativo (augmentation), onde IA atua colaborativamente, ampliando as capacidades humanas. Dentro desses grupos, os autores propõem uma segmentação mais detalhada, conforme ilustrado na **Tabela 1**.

Tabela 1 - Categorias de uso de GenAI, com exemplos.

Comportamentos Aumentativos	Comportamentos Aumentativos
IA executa diretamente tarefas com intervenção humana mínima	IA potencializa capacidades humanas por meio da colaboração
Diretiva: Delegação completa de tarefa com mínima. Exemplo Ilustrativo: "Formate esta documentação técnica em Markdown"	Interação de Tarefa: Processo colaborativo de refinamento Exemplo Ilustrativo: "Vamos elaborar uma estratégia de marketing para nosso novo produto... Bom começo, mas podemos adicionar mais algumas métricas concretas?"
Ciclo de Feedback: Conclusão da tarefa guiada por feedback do ambiente Exemplo Ilustrativo: "Aqui está meu script em Python para análise de dados - está dando um IndexError. Pode ajudar a corrigir?...Agora estou recebendo um erro diferente..."	Aprendizado: Aquisição de conhecimento e entendimento Exemplo Ilustrativo: "Você pode explicar como redes neurais funcionam?" Validação: Verificação e melhoria do trabalho. Exemplo Ilustrativo: "Escrevi esta consulta SQL para encontrar registros duplicados de clientes. Pode verificar se minha lógica está correta e sugerir melhorias?"

Fonte: Adaptado de Handa et al (2025).

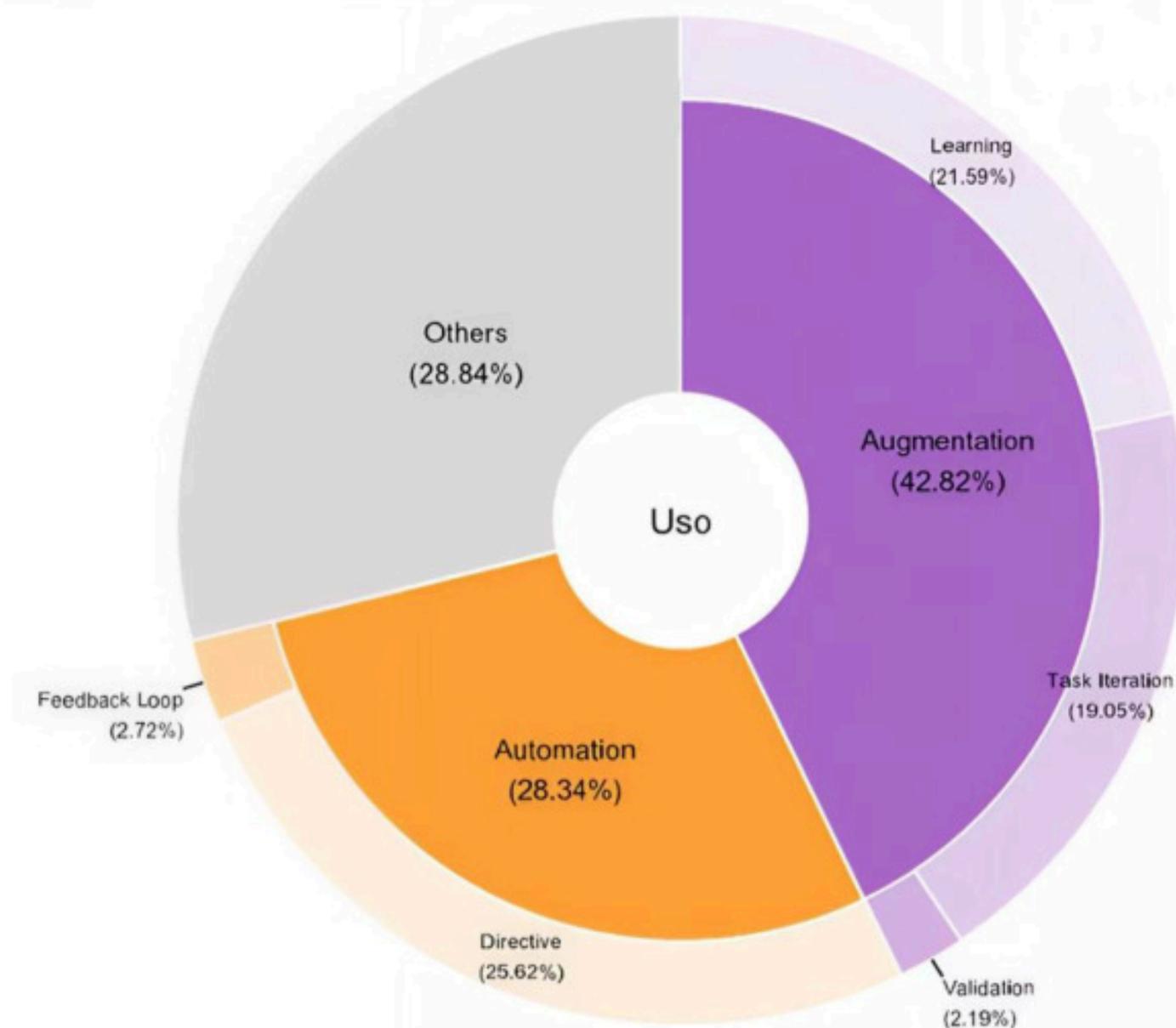
A **Tabela 2** traz exemplos ilustrativos de interação entre trabalhadores de diferentes ocupações e sistema de IA generativa. Cada exemplo apresenta uma simulação de conversa, destacando como a IA pode substituir tarefas simples (exemplos de uso automatizado) ou atuar no raciocínio e tomada de decisões (exemplos de uso aumentativo).

Tabela 2 - Exemplos de conversas automatizadas e aumentativas por ocupação

Ocupação	Comportamentos Automático	Comportamentos Aumentativos
Médico	<p>Usuário: “Gere um sumário clínico para este paciente com base nas anotações abaixo.”</p> <p>IA: “Claro! Aqui está o sumário clínico gerado automaticamente: Paciente masculino, 68 anos, hipertenso, com histórico de AVC, atualmente em acompanhamento com uso de AAS e sinvastatina...”</p>	<p>Usuário: “Estou em dúvida se posso associar clopidogrel com AAS nesse paciente. Você pode me explicar os riscos?”</p> <p>IA: “Claro! A associação de AAS e clopidogrel pode aumentar o risco de sangramentos, especialmente gastrointestinais. Em quais circunstâncias você está considerando essa combinação?”</p>
Advogado	<p>Usuário: “Redija um contrato de prestação de serviços padrão com cláusula de confidencialidade.”</p> <p>IA: “Segue o contrato solicitado: Este contrato é firmado entre as partes abaixo identificadas...”</p>	<p>Usuário: “Escrevi esta cláusula de rescisão, pode revisar e sugerir melhorias?”</p> <p>IA: “Claro! A redação está clara, mas posso sugerir deixar o prazo de aviso prévio mais explícito. Que tal: ‘O contrato poderá ser rescindido por qualquer das partes mediante aviso prévio de 30 dias corridos...?’”</p>
Agrônomo	<p>Usuário: “Gere um plano de adubação para milho em solo arenoso com baixo fósforo.”</p> <p>IA: “Plano gerado: aplicar 100 kg/ha de superfosfato simples no plantio, seguido de...”</p>	<p>Usuário: “Quero montar um plano de rotação de culturas para os próximos três anos, considerando milho, soja e braquiária. Pode me ajudar?”</p> <p>IA: “Claro! Uma sugestão inicial seria: ano 1 – milho; ano 2 – soja; ano 3 – braquiária para cobertura. Quer considerar variáveis como tipo de solo e regime de chuvas?”</p>
Técnico em Informática	<p>Usuário: “Este script Python está com erro de ‘IndexError’. Corrija.”</p> <p>IA: “Corrigido! O erro era causado por tentativa de acessar índice fora do range.”</p>	<p>Usuário: “Pode me explicar o que é um deadlock e como evitá-lo em sistemas concorrentes?”</p> <p>IA: “Claro! Um deadlock ocorre quando dois ou mais processos ficam esperando recursos uns dos outros indefinidamente. Podemos discutir formas de prevenção como ordenação de recursos ou timeout...”</p>

Quando aplicadas às ocupações brasileiras expostas à IA, temos o padrão de uso exposto na **Figura 6**. O gráfico aponta a divisão do uso de GenAI de acordo com a composição da força de trabalho nacional: como as diferentes ocupações, em conjunto, utilizam a GenAI. Percebe-se que o uso de IA no Brasil favorece o uso aumentativo em detrimento do uso para automatização, com a categoria de aprendizado (learning) sendo a mais comum desta categoria (21,59% do uso). É importante também notar que, apesar do uso para automatização não ser o mais comum, a categoria de maior percentual individual é diretivo, quando é dada instrução clara de automatização de uma tarefa, somando 25,6% do uso.

Figura 6 - Tipos de uso nas ocupações expostas à IA.



Fonte: Elaboração Ecoa, a partir de dados da RAIS e *Handa et al (2025)*.

Fonte: Elaboração Ecoa Consultoria Econômica, a partir de dados da RAIS e *Handa et al (2025)*.

Vale destacar que 28,84% das aplicações se enquadram na categoria "Outros", que abrange atividades diversas performadas pelas ocupações que não se encaixam nas categorias tradicionais de uso. Devido à versatilidade das capacidades de utilização da GenAI, algumas tarefas não podem ser classificadas nas categorias estabelecidas mesmo que se relacionem diretamente a tarefas ocupacionais

Merece destaque a fatia relacionada às tarefas de aprendizado (learning) se classifica entre a mais comum entre as que compõe o uso aumentativo. Dada a importância do tipo de tarefa learning, devido à sua alta dependência de conteúdos especializados, essa categoria é utilizada especificamente na simulação dos impactos de uma eventual obrigação ampla de remuneração por direitos autorais. A exclusão ou restrição do conteúdo autoral utilizado no treinamento dos modelos de IA reduziria significativamente a capacidade dessas ferramentas de executar tarefas de aprendizado em português, levando a perdas econômicas mensuráveis, conforme detalhado nas seções seguintes.

Por fim, a categoria "Outros" se refere atividades diversas performadas pelas ocupações que não se encaixam nas outras categorias. Devido à versatilidade das capacidades de utilização da GenAI, algumas tarefas não podem ser classificadas nas categorias de uso mesmo que se relacionem a tarefas ocupacionais.

I4. Estimação dos ganhos de produtividade com o uso de IA

Uma vez identificadas e classificadas as tarefas afetadas pelo uso de inteligência artificial, o próximo passo metodológico consiste em relacioná-las às ocupações correspondentes na economia brasileira. Este vínculo permite calcular um indicador quantitativo da exposição ocupacional à IA, fundamental para estimar os potenciais ganhos de produtividade e sua relevância econômica.

As estimativas finais dependem de três variáveis principais: (i) o percentual de tarefas da economia expostas ao uso de IA; (ii) a proporção dessas tarefas em que a aplicação da IA será economicamente lucrativa; e (iii) a magnitude da economia de custos proporcionada pela automação ou complementação tecnológica.

O método empregado para associar as tarefas às ocupações parte do catálogo internacional ONET, amplamente utilizado em estudos econômicos sobre automação e mudanças tecnológicas no mercado de trabalho. O catálogo ONET fornece uma classificação padronizada das tarefas executadas por cada ocupação, possibilitando uma vinculação direta entre o conjunto de tarefas identificadas no estudo de Handa et al. (2025) e as respectivas ocupações listadas na Classificação Brasileira de Ocupações (CBO).

O estudo utiliza dados públicos de massa salarial total de cada ocupação da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) para estimar qual parcela dos salários brasileiros está associada a atividades passíveis de serem realizadas com suporte da IA. Aplicando a metodologia descrita aos dados recentes, estima-se que aproximadamente 45,1% da massa salarial brasileira encontra-se em ocupações potencialmente expostas ao uso de inteligência artificial. Esta estimativa está alinhada com estudos internacionais e com análises anteriores conduzidas especificamente para o mercado brasileiro. Em particular, o relatório recente do FMI (2024)¹⁴ sobre exposição de ocupações à inteligência artificial também apontou percentuais semelhantes para o Brasil, indicando reforçando a robustez da estimativa obtida.

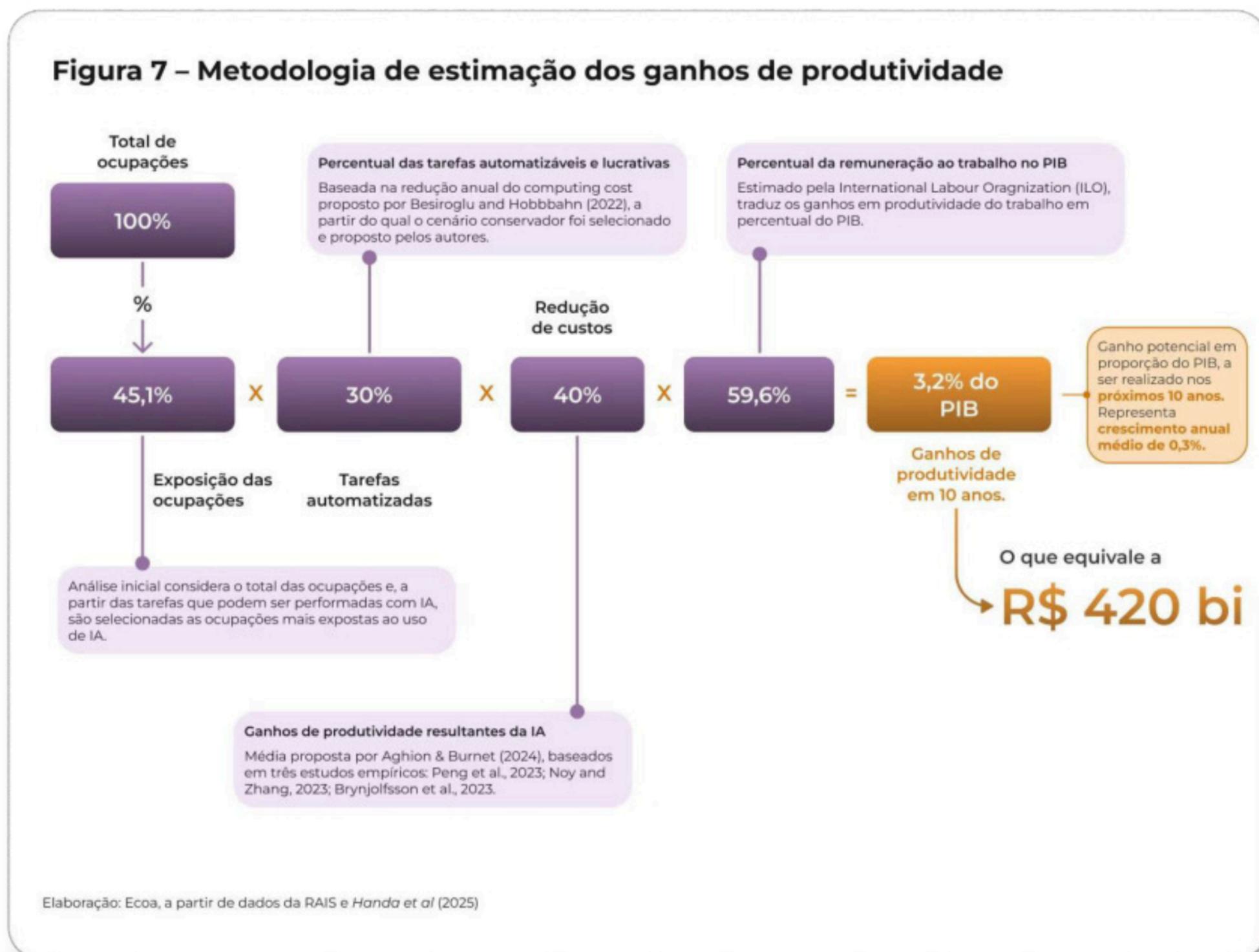
Além da exposição salarial, outros fatores críticos são considerados na metodologia para se chegar à estimativa final de ganhos econômicos. Esses fatores são detalhados na **Tabela 3** abaixo.

Premissas do modelo

Fator	Descrição
Exposição ocupacional à IA	Percentual da massa salarial em ocupações cujas tarefas podem ser realizadas total ou parcialmente por IA, com base em dados ajustados ao Brasil via RAIS . (Handa et al., 2025)
Percentual de tarefas automatizáveis lucrativamente	Proporção das tarefas identificadas como tecnicamente executáveis pela IA que podem ser realizadas com ganho econômico efetivo. Utiliza-se como base um percentual conservador de 30% , frequentemente citado na literatura técnica. (Besiroglu & Hobbhahn, 2022)
Redução média de custos por tarefa	Percentual médio de economia nos custos operacionais quando tarefas automatizáveis são realizadas por IA. Esse percentual deriva da literatura consolidada, corresponde a uma redução média de 40% . (Aghion & Bunel, 2024)
Participação do trabalho no PIB (labor share)	Fração do PIB correspondente à remuneração do trabalho, usada para converter os ganhos salariais em impacto agregado no PIB. Calculado a partir de dados da OIT (Organização Internacional do Trabalho).

¹⁴ Estudo conduzido anteriormente pelo FMI acha percentual de exposição de ocupações brasileiras à IA de magnitude similar. Os resultados, em conjunto com resultados para outros países, são apresentados no documento “Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work (2024)”

A integração dessas variáveis é ilustrada esquematicamente na **Figura 7**, que apresenta o fluxo metodológico detalhado para a estimação dos ganhos econômicos potenciais decorrentes do uso produtivo da IA ao longo dos próximos dez anos.



Fonte: Elaboração Ecoa Consultoria Econômica, a partir de dados da RAIS e Handa et al (2025).

Encontra-se que 45,1% da massa salarial no Brasil está alocada em ocupações expostas à ganhos de produtividade relevantes referentes à utilização de ferramentas de GenAI¹⁵. Os ganhos estimados de produtividade gerados pelo uso de ferramentas de IA nos próximos 10 anos são de aproximadamente 3,2% do PIB, o que corresponderia a um crescimento médio anual de 0,3% do PIB nos próximos 10 anos¹⁶

¹⁵ Este resultado é semelhante a pesquisas anteriores realizadas para caso brasileiro, como Gmyrek et al (2023), Pizzinelli et al (2023), Cazzaniga et al (2024), Demombynes et al (2025) e OECD/BCG/INSEAD (2025).

¹⁶ Foi realizado teste de robustez utilizando os dados previamente apresentado pela OpenAI (Eloundou et al, 2023) utilizando os mesmos parâmetros propostos por Acemoglu (2025) e Aghion & Bumel (2024), que resultam em maior exposição das ocupações à IA no contexto brasileiro.

14.1. A Dependência Crítica das Tarefas de Learning em Conteúdo Autoral

A análise das tarefas expostas à GenAI revela que a categoria Aprendizado (learning), que representa 21,59% do uso aumentativo no Brasil, é particularmente sensível a restrições de acesso a dados. Tarefas de learning envolvem a aquisição de conhecimento especializado, a compreensão de contextos culturais e linguísticos específicos, e a capacidade de sintetizar informações complexas 3 habilidades que são desproporcionalmente dependentes de um corpus de treinamento rico e diversificado.

Isso ocorre porque, diferentemente de tarefas de automação mais diretas, as tarefas de learning exigem que o modelo tenha sido treinado com uma ampla gama de conteúdos autorais, como artigos técnicos, obras literárias, reportagens e documentação especializada. É a exposição a esses materiais que permite ao modelo "aprender" as nuances da língua portuguesa, o contexto de debates específicos do Brasil e o conhecimento técnico necessário para auxiliar profissões como médicos, advogados e engenheiros (ver **Seção I.5**).

A literatura acadêmica corrobora a correlação entre a diversidade dos dados de treinamento e a performance do modelo em tarefas complexas, ou que dependem de conhecimento específico.¹⁷ A restrição ou exclusão de acesso a esses conteúdos, portanto, não representa uma perda marginal; ela compromete diretamente a capacidade da GenAI de executar as tarefas de maior valor agregado, impactando os ganhos de produtividade mais significativos. É sob essa ótica que os efeitos da proposta de remuneração ampla de direitos autorais devem ser analisados.

¹⁷ Estudos em ciência da computação demonstram quantitativamente que a diversidade e a qualidade dos dados de treinamento são fatores críticos para a performance de um modelo. A exposição a um espectro mais amplo de estilos, domínios e complexidades linguísticas melhora a capacidade de generalização e a precisão do modelo em tarefas não vistas anteriormente. Ver, por exemplo, Gao, L. et al. (2020). The Pile: An 800GB Dataset of Diverse Text for Language Modeling. arXiv preprint, arXiv:2101.00027; e Zhao, Y. et al. (2024). Deciphering the Impact of Pretraining Data on Large Language Models through Machine Unlearning. arXiv preprint, arXiv:2402.11537. De la Rosa (2025) estuda o impacto da inserção de conteúdos autorais na performance de tarefas selecionadas.

15. Efeitos da remuneração ampla de direitos autorais

Os ganhos produtivos observados com GenAI derivam substancialmente da disponibilidade de amplos e diversos conjuntos de dados que alimentam as várias etapas das tarefas de aprendizagem, incluindo pré-treinamento. Imposição de uma remuneração ampla por direitos autorais, como a prevista no PL 2338/2023, eleva os custos e a complexidade de acesso a esse material, especialmente quando há múltiplos detentores de direitos ou ausência de mecanismos de licenciamento eficientes. Diante desse cenário, uma potencial exclusão de conteúdos brasileiros por empresas e desenvolvedores torna-se uma consequência econômica racional para mitigar riscos jurídicos e custos operacionais proibitivos.

A exclusão de conteúdos brasileiros protegidos por direitos autorais constitui a premissa metodológica adotada neste estudo para mensurar os impactos econômicos da obrigação ampla de remuneração prevista no PL 2338/2023. Embora mecanismos de licenciamento possam teoricamente mitigar parte desses efeitos, a literatura técnica documenta obstáculos substanciais à implementação prática do modelo proposto, tornando a exclusão de conteúdos o cenário mais provável para fins de análise econômica.

Isso ocorre porque a o estado atual da técnica e arquitetura dos modelos de GenAI não armazena cópias de obras, mas converte dados em representações matemáticas (vetores) que generalizam padrões. Esse processo impede o rastreamento da contribuição específica de cada obra para um resultado gerado pela IA, inviabilizando sistemas de remuneração baseados na mensuração do uso individual, um pilar da lógica tradicional de direitos autorais.

Estudos recentes, como Martens (2024), indicam que regimes de licenciamento oneroso ou restrições ao uso de dados protegidos resultam em menor quantidade e diversidade de dados disponíveis para treinamento dos modelos, reduzindo sua eficiência e limitando os potenciais ganhos econômicos decorrentes de sua adoção generalizada. A implementação prática dessa obrigação enfrenta desafios técnicos e operacionais consideráveis. Em particular, o estudo do Reglab (2025) ressalta que modelos baseados em aprendizado de máquina armazenam informações de forma distribuída e vetorial, o que impossibilita tecnicamente a identificação precisa e escalável da contribuição específica de cada obra utilizada no treinamento dos modelos generativos. Isso inviabiliza, na prática, sistemas tradicionais de remuneração baseados na quantificação exata do uso individual das obras protegidas. Devido a esses desafios técnicos e regulatórios, espera-se que, na hipótese de vigência desse regime de remuneração obrigatória, as empresas e desenvolvedores optem por excluir ou restringir significativamente o uso de conteúdos brasileiros protegidos. Esse cenário resulta em uma redução na capacidade dos modelos de IA em português, especialmente nas aplicações relacionadas ao aprendizado especializado.

Mesmo que a barreira técnica fosse superada, os custos de transação para licenciar em massa podem ser proibitivos, exigindo a identificação e negociação com milhões de titulares de direitos, muitos deles indivíduos. Tal complexidade criaria barreiras de entrada para startups e desenvolvedores brasileiros, por exemplo, favorecendo a concentração de mercado em grandes empresas de tecnologia com mais recursos. Ainda que se discuta que os custos de transação possam vir a ser gerenciados e eventualmente reduzidos, regramento nesta direção precisa ser debatido em conjunto com o referido PL, e, de toda forma, a complexidade do processo de identificação e cobrança representa um importante desafio, seja para a operacionalização efetiva, seja pelos custos que deve exigir.

Custos de Transação e Barreiras Operacionais ao Licenciamento

Mesmo que se ignorasse a inviabilidade técnica e se tentasse implementar um sistema de licenciamento em massa, os desafios operacionais e os custos de transação seriam economicamente proibitivos. O processo exigiria:

Identificação e Localização de Titulares:

A internet contém bilhões de obras criadas por milhões de autores, muitos dos quais são indivíduos, não empresas. Identificar, localizar e contatar cada titular de direitos para negociar uma licença é uma tarefa logisticamente impossível e com custos operacionais que excederiam em muito o valor de uso da própria obra¹⁸.

Negociação com Múltiplos Titulares:

Muitas obras, como artigos de notícias, trabalhos acadêmicos ou produções audiovisuais, possuem múltiplos detentores de direitos (autores, fotógrafos, editores etc.). A necessidade de obter autorização de cada um deles para cada obra multiplicaria a complexidade e os custos.

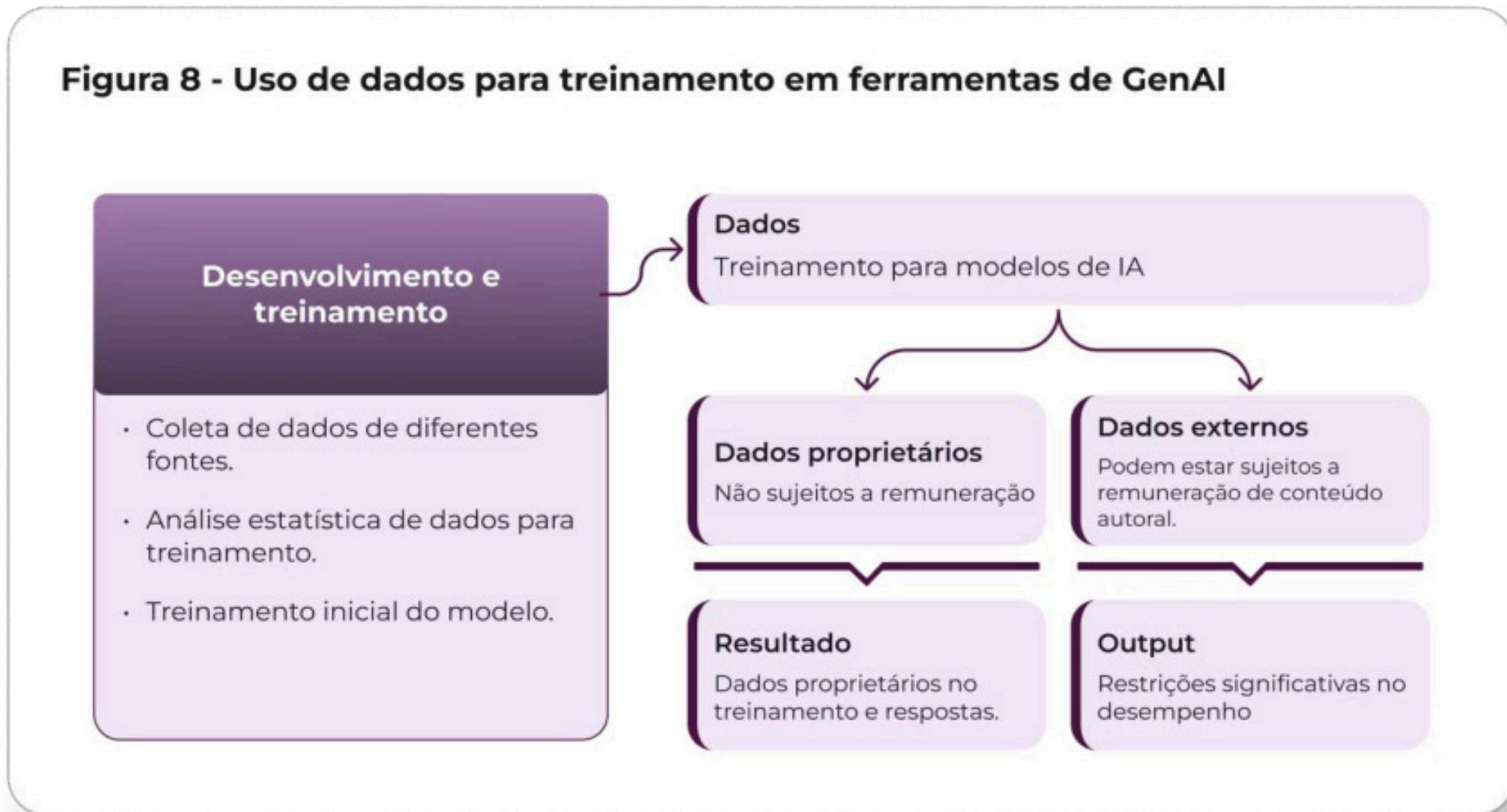
Barreiras à Entrada e Concentração de Mercado:

Os altos custos fixos de conformidade regulatória e licenciamento criam barreiras significativas à entrada, prejudicando desproporcionalmente startups e pequenos desenvolvedores brasileiros. Apenas grandes empresas de tecnologia, com vastos recursos jurídicos e financeiros, poderiam arcar com tais custos, levando a uma maior concentração de mercado e sufocando o ecossistema de inovação local¹⁹.

¹⁸ A literatura econômica sobre o tema destaca que os custos de transação podem ser tão elevados que tornam o licenciamento direto inviável, especialmente para obras com titularidade difusa ou de baixo valor individual. Ver R Street Institute (2025). Copyright, AI Training, and Innovation.

¹⁹ A experiência com outras regulações de alto custo de conformidade, como o GDPR na Europa, demonstra que estas podem ter um efeito desproporcional sobre PMEs e startups, favorecendo a concentração de mercado em empresas já estabelecidas que possuem recursos para absorver os custos. Ver, por exemplo, Jia, J., Jin, G. Z., & Wagman, L. (2019). The Short-Run Effects of GDPR on Technology Venture Investment. NBER Working Paper No. 25248.

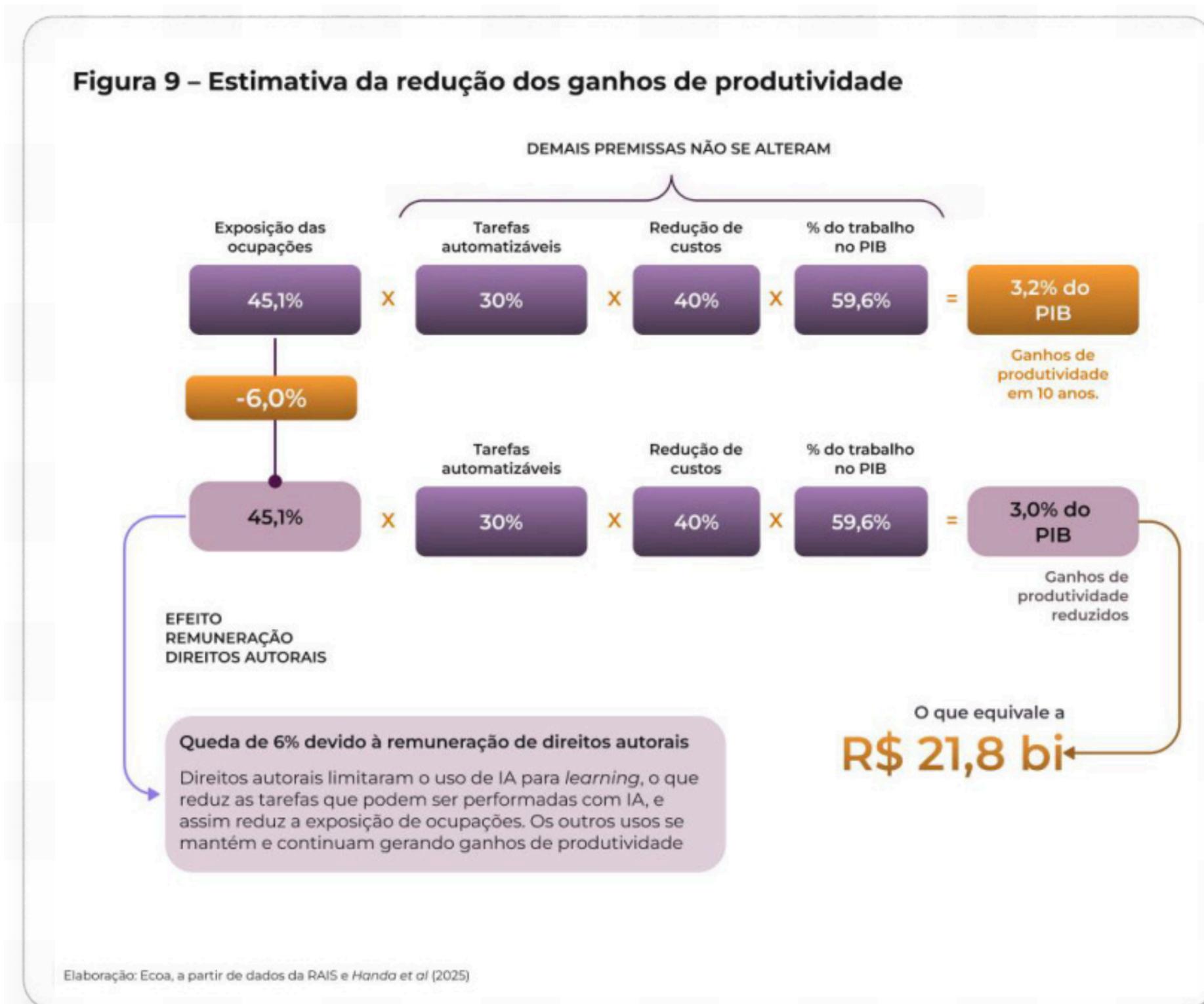
Além de dados proprietários, são utilizadas diversas formas de aquisição do conjunto de dados disponíveis. Conforme se apresentou anteriormente, um uso comum das ferramentas de IA nas empresas é a coleta de informações disponíveis. A restrição da utilização de dados de treinamento no contexto brasileiro limita o conjunto de informações específicas sobre o contexto nacional e limita os ganhos de produtividade para as ocupações expostas. A **Figura 8** detalha o uso de dados para treinamento de programas de IA.



Além de dados proprietários, são utilizadas diversas formas de aquisição do conjunto de dados disponíveis. Conforme se Metodologicamente, o impacto da remuneração ampla é simulado removendo-se as tarefas do tipo aprendizado do conjunto total de tarefas potencialmente executáveis pelas ferramentas de IA. Na prática, a exclusão dessas tarefas implica reduzir a exposição geral das ocupações à IA, especialmente para aquelas intensivas em atividades de aprendizado. Essa abordagem metodológica é ilustrada na **Figura 9**, detalhando o fluxo das etapas da simulação.

A comparação entre os cenários com e sem a remuneração ampla de direitos autorais permite quantificar o ônus econômico imposto pela redução dos ganhos de produtividade potencialmente capturáveis.

A simulação indica uma redução significativa na exposição salarial média das ocupações brasileiras à IA, que passa de 45,1% (cenário original) para aproximadamente 42,4%. Sendo que essa redução de cerca de 6% é associada a não utilização de conteúdos protegidos por direito autoral. Essa magnitude de efeito é similar à estudos semelhantes encontrado na literatura, De la Rosa et al. (2025), por exemplo, ao avaliarem o impacto da inclusão de conteúdos protegidos por direitos autorais no treinamento de modelos de linguagem na Noruega, observaram ganhos médios de desempenho de aproximadamente 6,73% em diversos testes de compreensão e geração de linguagem natural.



Esse resultado reforça a importância dos conteúdos autorais para o desempenho dos modelos de IA generativa, indicando que a exclusão ou restrição desses materiais tende a prejudicar significativamente a qualidade e efetividade das ferramentas, em linha com as estimativas apresentadas para o caso brasileiro neste estudo.

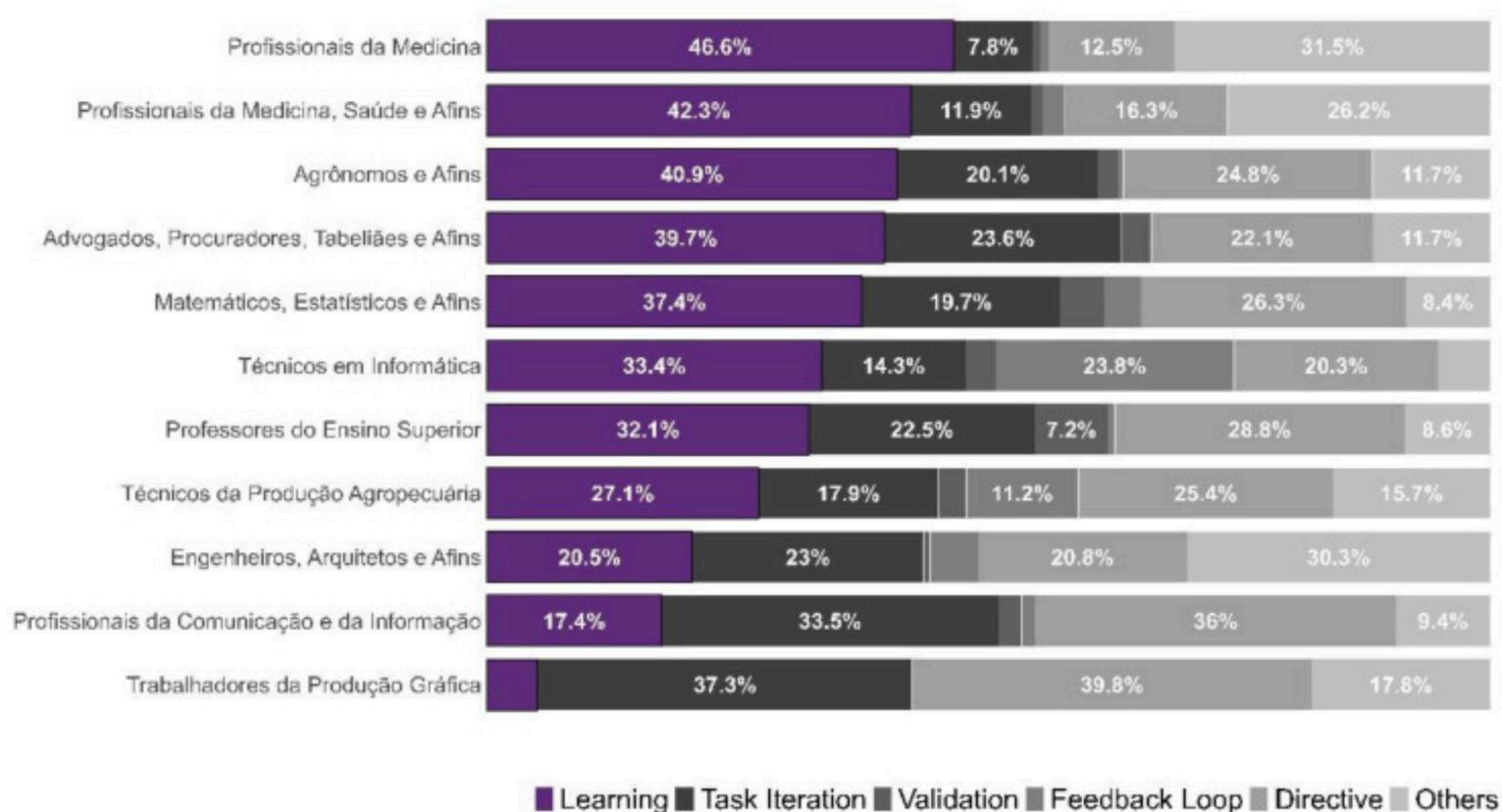
Identifica-se a perda líquida dos ganhos econômicos estimados, que caem de 3,2% para cerca de 3,0% do PIB acumulado ao longo dos próximos dez anos. Ou seja, estima-se que a remuneração ampla de direitos autorais implica uma perda econômica potencial de aproximadamente 0,2 pontos percentuais do PIB, ou cerca de R\$ 21,8 bilhões nesse período.

A redução dos ganhos de produtividade resultantes da obrigatoriedade de remuneração ampla tem efeitos distintos dependendo da ocupação considerada. As perdas são mais significativas para as ocupações cuja exposição à inteligência artificial depende fortemente das tarefas do tipo aprendizado (learning).

A **Figura 10** apresenta exemplos de ocupações e suas exposições à IA segmentadas por tipo de uso. No gráfico ocupações tiveram seus usos de GenAI segmentado nas categorias já apresentadas e divididos entre uso aumentativo e para automação, e os percentuais de uso de cada categoria irão depender das tarefas executadas por cada ocupação.

Observa-se que algumas profissões, como “Profissionais da medicina” e “Advogados”, apresentam maior concentração em tarefas relacionadas ao aprendizado. Em contraste, outras ocupações exibem um foco maior na automação direta ou em usos aumentativos menos dependentes de conteúdos autorais específicos. Dessa forma, a perda de produtividade será especialmente pronunciada nas ocupações com utilização intensiva da IA para aprendizado, devido à dependência significativa de conteúdos especializados.

Figura 10 – Percentual por tipo de uso de ocupações no Brasil



Elaboração: Ecoa Consultoria Econômica, a partir de dados da RAIS e Handa et al (2025).

Por exemplo, a ocupação "Agrônomos e afins" apresenta exposição significativa ao uso de IA com foco em aprendizado (learning), representando aproximadamente 41% de seu uso total. Em seguida, aparecem os usos relacionados à automação direta (directive), correspondendo a 24,8%, e à validação (validation), que representa 22,9% das interações com ferramentas de inteligência artificial nessa ocupação. Esses percentuais indicam que profissionais dessa categoria recorrem predominantemente à IA para obter conhecimento especializado, com menor, mas relevante, utilização para automação direta de tarefas ou para validação de trabalhos realizados previamente.

Em contraste, profissionais de comunicação e informação focam no uso para automação, com o uso diretivo (directive) compondo 36% do uso de GenAI. Essa ocupação, portanto, estará mais exposta a ganhos de automação, nos quais a GenAI auxilia na redução do tempo de execução das tarefas.

16. Considerações finais

O uso de ferramentas de GenAI, quando aplicado à estrutura ocupacional brasileira, apresenta potencial de elevar a produtividade do trabalho em magnitude significativa. As estimativas indicam ganhos acumulados de 3,2% do PIB ao longo de dez anos, equivalentes a um crescimento adicional de 0,3% ao ano. Para contexto, o impacto de produtividade estimado (3,2% do PIB) representa quase metade da agropecuária nacional e aproximadamente 60% da indústria de construção.²⁰

3,2%

Ganho Potencial

Ganhos estimados de produtividade gerados pelo uso de ferramentas de IA nos próximos 10 anos (% do PIB).

0,3%

Crescimento Anual

Crescimento médio anual do PIB nos próximos 10 anos devido aos ganhos de produtividade com IA.

0,2%

Perda com Regulação

Perda econômica potencial do PIB devido à remuneração ampla de direitos autorais (R\$ 21,8 bilhões). O que equivale ao PIB dos estados de Acre, Amapá e Roraima.

Os ganhos estimados são gerados por meio do aumento da produtividade do trabalho. Esses ganhos são sustentáveis, e podem ser estender para além da janela de dez anos proposta. Ganhos de produtividade como os propostos são especialmente importantes no contexto da estagnação da produtividade do trabalho nacional, observado nas últimas duas décadas.

É importante ressaltar que o presente estudo não considera potenciais perdas de licenciamento para detentores de direitos autorais, focando exclusivamente nos impactos macroeconômicos sobre produtividade. Cabe notar, contudo, que efeitos distributivos intrasetoriais podem resultar em impactos líquidos positivos, com ganhos de produtividade compensando perdas em determinadas indústrias (McKinsey, 2023). A análise desses efeitos distributivos setoriais constitui área relevante para pesquisas futuras. Adicionalmente, impactos não-econômicos decorrentes da restrição de dados, como potenciais vieses algorítmicos em modelos treinados com corpus limitados, representam outra dimensão importante não abordada neste recorte, merecendo investigação específica em estudos posteriores

Em suma, o modelo de remuneração ampla por direitos autorais proposto no PL 2338/2023 compromete parcela substancial do potencial econômico da IA. A imposição de obrigações de licenciamento e remuneração para dados utilizados no treinamento de modelos criaria custos e complexidades que tornariam economicamente racional a exclusão de conteúdos em português. Essa exclusão afetaria particularmente as tarefas de aprendizado, que representam 21,59% do uso aumentativo da IA e dependem criticamente de conteúdo especializado. O impacto estimado R\$ 21,8 bilhões em dez anos. Esse valor é igual ou superior ao PIB dos estados de Acre, Amapá e Roraima, representa uma perda econômica considerável.

Na prática, em vez de garantir a remuneração, a medida pode levar à exclusão de dados nacionais dos sistemas de inteligência artificial, resultando em ferramentas menos eficazes e com menor aplicabilidade para o contexto brasileiro.

Adicionalmente, a arquitetura tecnológica dos modelos de GenAI inviabiliza o rastreamento e a atribuição de valor a cada obra individual utilizada no treinamento, tornando a implementação de um sistema de remuneração direta uma barreira operacional. Dessa forma, o formato proposto não apenas limita os ganhos de produtividade da economia, mas também impede que os próprios detentores de direitos autorais se beneficiem de uma nova fonte de receita, ao tornar o uso de seus dados economicamente inviável para os desenvolvedores.

²⁰ Informações sobre o PIB setorial podem ser encontrados no Sistema de Contas Trimestrais (SCT) do IBGE. Dados disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/cnt/tabelas>.

Bibliografia

AHN, Sangzin. A guide to evade hallucinations and maintain reliability when using large language models for medical research: a narrative review. In: *Annals of pediatric endocrinology & metabolism* vol. 30,3 (2025): 115-118. doi:10.6065/apem.2448278.139

ACEMOGLU, Daron; AUTOR, David. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In: *Handbook of labor economics*. Elsevier, 2011. p. 1043-1171.

ACEMOGLU, Daron; RESTREPO, Pascual. Artificial intelligence, automation, and work. In: *The economics of artificial intelligence: An agenda*. University of Chicago Press, 2018. p. 197-236.

ACEMOGLU, Daron; RESTREPO, Pascual. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, v. 33, n. 2, p. 3-30, 2019.

ACEMOGLU, Daron. The simple macroeconomics of AI. In: *Economic Policy*, v. 40, n. 121, p. 13-58, 2025.

AGÊNCIA BRASIL – EBC. Brazil ranks 71st in global competitiveness. Brasília: EBC, 23 out. 2019. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/en/economia/noticia/2019-10/brazil-ranks-71st-global-competitiveness>. Acesso em: 14 ago. 2025.

AGHION, Philippe et al. The direct and indirect effects of automation on employment: A survey of the recent literature. 2021.

AGHION, Philippe; BUNEL, Simon. AI and Growth: where do we stand?. Policy Note, 2024.

ATKINSON, Robert D. How ICT can restore lagging European productivity growth. Information Technology & Innovation Foundation, 2018.

AUTOR, D.; SALOMONS, A. Does productivity growth threaten employment? 2017. (ECB Forum on Central Banking). BERGEAUD, Antonin. The past, present and future of European productivity. In: *ECB Forum on Central Banking*. 2024. p. 1-3.

BESSEN, James E. How Computer Automation affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills, p. 15-49, 2015.

BRYNJOLFSSON, Erik; LI, Danielle; RAYMOND, Lindsey. Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 140, n. 2, p. 889-942, 2025.

CALLIGARIS, Sara et al. Is there a trade-off between productivity and employment?. OECD Science, Technology and Industry Policy Papers, 2023.

CAZZANIGA, Mauro et al. Exposure to Artificial Intelligence and Occupational Mobility: A Cross-Country Analysis. International Monetary Fund, 2024.

CAVALCANTI, Tiago V.; MAGALHÃES, André M.; TAVARES, José A. Institutions and economic development in Brazil. The Quarterly Review of Economics and Finance, v. 48, n. 2, p. 412-432, 2008.

CAVALCANTE, Luiz Ricardo; DE NEGRI, Fernanda. Produtividade no Brasil: desempenho e determinantes: volume 1: desempenho. Brasília: Ipea; ABDI, 2014

CHUI, Michael et al. The economic potential of generative AI. McKinsey, 2023.

DE LA ROSA, Javier et al. The Impact of Copyrighted Material on Large Language Models: A Norwegian Perspective. arXiv preprint, arXiv:2412.09460, 2024.

DEMOMBYNES, Gabriel; LANGBEIN, Jörg; WEBER, Michael. The exposure of workers to artificial intelligence in low- and middle-income countries. World Bank, Policy Research Working Paper, n. 11057, 2025. Handle: 10986/42765. Disponível em: <https://hdl.handle.net/10986/42765>. Acesso em: 14 ago. 2025.

ELOUNDOU, Tyna et al. GPTs are GPTs: Labor market potential of LLMs. Science, v. 384, n. 6702, p. 1306-1308, 2024.

FAN, Dongyang et al. Can Performant LLMs Be Ethical? Quantifying the Impact of Web Crawling Opt-Outs. arXiv preprint, arXiv:2504.06219, 2025.

FGV IBRE – Fundação Getulio Vargas, Observatório da Produtividade. Observatório da Produtividade. Rio de Janeiro: IBRE-FGV. Disponível em: <https://ibre.fgv.br/observatorio-produtividade>. Acesso em: 14 ago. 2025.

FILIPPUCCI, Francesco et al. The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth. 2024.

GILLHAM, Jonathan et al. The macroeconomic impact of artificial intelligence. PricewaterhouseCoopers, 2018.

GMYREK, Pawel; WINKLER, Hernan; GARGANTA, Santiago. Buffer or bottleneck? Employment exposure to generative AI and the digital divide in Latin America. International Labour Organization; World Bank, ILO Working Paper, n. 121, 2024. DOI: 10.54394/TFZY768101. Disponível em: https://www.ilo.org/sites/default/files/2024-07/WP121_web.pdf. Acesso em: 14 ago. 2025.

HANDA, Kunal et al. Which economic tasks are performed with AI? Evidence from millions of Claude conversations. arXiv preprint, arXiv:2503.04761, 2025.

HATZIUS, Jan et al. The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth. Goldman Sachs, 2023.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. Radar: tecnologia, produção e comércio exterior. Brasília: Ipea, n. 34, ago. 2014. Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/portal/radar/temasradar/ciencia-tecnologia-2/14421-inovacao-p-d-e-produtividade-na-industria-brasileira>.

INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION. Labour productivity. ILOSTAT. Geneva: ILO. Disponível em: <https://ilostat.ilo.org/topics/labour-productivity/>. Acesso em: 14 ago. 2025.

MARTENS, Bertin. Economic arguments in favour of reducing copyright protection for generative AI inputs and outputs. Bruegel Working Paper, 2024.

MICROSOFT. Canada's Generative AI Opportunity. White paper. Microsoft in Business, 2024. Disponível em: <https://www.microsoft.com/en-us/industry/microsoft-in-business/wp-content/uploads/sites/28/2024/06/Canadas-Generative-AI-Opportunity-White-Paper-FINAL-English.pdf>. Acesso em: 14 ago. 2025.

NOY, Shaker; ZHANG, Whitney. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. Science, v. 381, n. 6654, p. 187-192, 2023. OCDE – Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico.

OECD economic surveys: Brazil 2023. Paris: OECD Publishing, 2023. Disponível em: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/12/oecd-economic-surveys-brazil-2023_7de8b505/a2d6acac-en.pdf. Acesso em: 14 ago. 2025. OECD; BCG; INSEAD. The Adoption of Artificial Intelligence in Firms: New Evidence for Policymaking. Paris:

OECD Publishing, maio 2025. ISBN 978-92-64-80375-6. Disponível em: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2025/05/the-adoption-of-artificial-intelligence-in-firms_8fab986b/f9ef33c3-en.pdf. Acesso em: 14 ago. 2025.

PIZZINELLI, Carlo et al. Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications. International Monetary Fund, 2023.

RAMOS, Pedro Henrique; BARRETO, Julia de Albuquerque; GARROTE, Marina. Remuneração por direitos autorais em IA: limites e desafios de implementação. Policy Briefs Reglab, n. 3. São Paulo: Reglab, 2025.

SPIEZIA, Vincenzo. ICT investments and labour demand in OECD countries. In: Digitized Labor: The Impact of the Internet on Employment. Cham: Springer International Publishing, 2018. p. 21-37.

VELOSO, Fernando et al. Produtividade do trabalho no Brasil: uma análise dos resultados setoriais no período 1995-2023. Rio de Janeiro: Observatório de Produtividade Regis Bonelli IBRE/FGV [em linha]. 2024.

WORLD BANK. Brazil: increase productivity to share prosperity. Washington, DC: World Bank, 24 ago. 2016. Disponível em: <https://www.worldbank.org/en/news/feature/2016/08/24/brazil-increase-productivity-share-prosperity>. Acesso em: 14 ago. 2025.