

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

OK

Resumo: Estimamos que a IA aumentará a produtividade e o PIB em 1,5% até 2035, quase 3% até 2055 e 3,7% até 2075. O impulso da IA ao *crescimento anual da produtividade* é mais forte no início da década de 2030, mas eventualmente diminui, com um efeito permanente inferior a 0,04 ponto percentual devido a mudanças setoriais.

Pontos Principais

- Estimamos que 40% do PIB atual pode ser substancialmente afetado pela IA generativa. As ocupações em torno do 80º percentil dos ganhos são as mais expostas, com cerca de metade do trabalho suscetível à automação por IA, em média. As ocupações de maior renda são menos expostas, e as de menor renda são as menos expostas.
- O impulso da IA ao *crescimento* da produtividade é mais forte no início da década de 2030, com um pico anual de 0,2 ponto percentual em 2032. Após a adoção saturar, o crescimento retorna à tendência. Como os setores mais expostos à IA apresentam um crescimento mais rápido dos TFPs com tendência, mudanças setoriais durante a transição para a IA acrescentam um impulso duradouro de 0,04 ponto percentual ao crescimento agregado.
- Compostos, os *níveis* de TFP e PIB estão 1,5% maiores até 2035, quase 3% até 2055 e 3,7% até 2075, o que significa que a IA leva a um aumento permanente no nível de atividade econômica.
- É necessário cautela ao interpretar essas projeções do impacto da IA, que se baseiam em dados limitados sobre os efeitos iniciais da IA. Dados futuros e desenvolvimentos em tecnologia de IA podem levar a uma mudança significativa nessas estimativas.
- Em trabalho contínuo, a PWBM está estimando o impacto da IA no orçamento federal. Em uma análise muito preliminar, estimamos que a IA poderia reduzir déficits em US\$ 400 bilhões ao longo da janela

O Impacto Projetado da IA Generativa no Crescimento Futuro da Produtividade

Introdução

Tecnologias de inteligência artificial (IA) generativa, como grandes modelos de linguagem (LLMs), estão sendo cada vez mais usadas para realizar tarefas que dependem de ferramentas digitais e processamento de informações. Para avaliar as implicações para o crescimento da produtividade, combinamos o framework baseado em tarefas desenvolvido pela Acemoglu (2024) com um cronograma projetado de adoção informado pela difusão histórica de tecnologias comparáveis, como a web comercial e serviços de computação em nuvem. Também consideramos uma gama e intensidade ampliadas de ocupações impactadas pela IA generativa.

Modelagem do Impacto da IA

O framework da Acemoglu (2024) considera como a IA afetará as diferentes tarefas realizadas por trabalhadores.¹ Ferramentas de IA generativa podem aumentar a eficiência dos trabalhadores em algumas tarefas, substituir os trabalhadores por completo automatizando outras, ou causar a introdução de novas tarefas. O Acemoglu mostra que, em última análise, o impacto da IA no crescimento da produtividade total dos fatores (TFP) depende de dois fatores:

1. A participação da atividade econômica impactada pela IA ferramentas.²
2. A economia de custos ao adotar ferramentas de IA.

Estimamos esses valores com base em estudos recentes sobre a aplicabilidade da IA a diferentes tarefas e resultados para empresas que adotaram ferramentas de IA generativa.

Atividade Econômica Exposta à IA

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos

ajudar a entender como você o utiliza.

Definimos um trabalho como exposto se pelo menos 50% das atividades

realizadas nesse trabalho pudessem ser automatizadas por geração IA.³ Com base na classificação detalhada de Eloundou et al. (2024) sobre quais tarefas podem ser parcial ou totalmente automatizadas com ferramentas de IA, estimamos que cerca de 42% dos empregos atuais estão potencialmente expostos à IA. A Tabela 1 mostra nossas estimativas de exposição à automação de IA por tipo de ocupação, com base nos *principais* grupos de SOC. Para apoiar pesquisas adicionais sobre esse tema, um arquivo de dados suplementar disponível para download fornece estimativas de exposição para 784 categorias ocupacionais detalhadas que estão agregadas na Tabela 1.

Tabela 1. Exposição à Automação de IA por Grupo Ocupacional Agregado

Grupo de Ocupação	Exposição à Automação de IA (% das tarefas)
Office and Administrative Support Occupations	75.5
Business and Financial Operations Occupations	68.4
Computer and Mathematical Occupations	62.6
Sales and Related Occupations	60.1
Management Occupations	49.9
Legal Occupations	47.5
Arts, Design, Entertainment, Sports, and Media Occupations	45.8
Architecture and Engineering Occupations	40.7
Life, Physical, and Social Science Occupations	31.0
Educational Instruction and Library Occupations	29.5
Community and Social Service Occupations	27.5
Healthcare Practitioners and Technical Occupations	23.1
Protective Service Occupations	20.7
Transportation and Material Moving Occupations	20.0

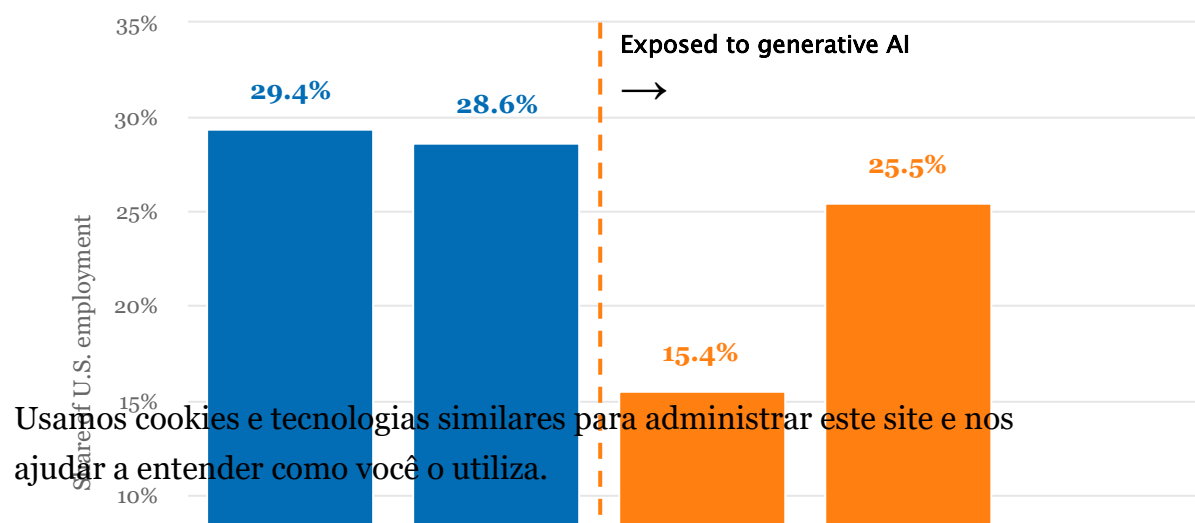
Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza

Food Preparation and Serving Related Occupations	18.1
Personal Care and Service Occupations	17.5
Healthcare Support Occupations	15.5
Production Occupations	14.4
Installation, Maintenance, and Repair Occupations	13.1
Farming, Fishing, and Forestry Occupations	9.7
Construction and Extraction Occupations	8.9
Building and Grounds Cleaning and Maintenance Occupations	2.6

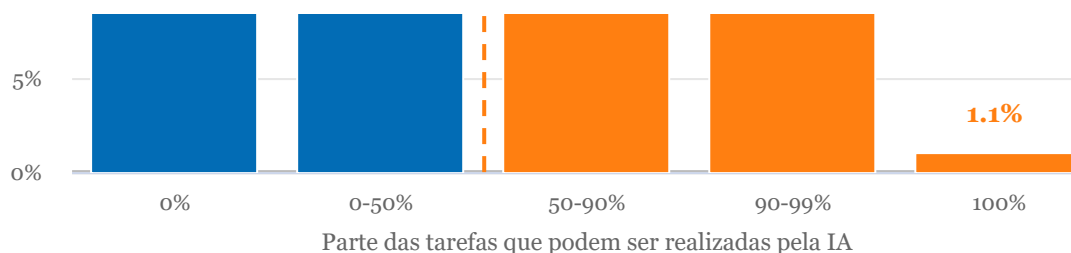
Source: PWBM based on estimates from Eloundou et al.’s (2024) and data from the Bureau of Labor Statistics.

Figure 1 shows the distribution of employment by automation potential based on the categorization of tasks provided by Eloundou et al. (2024). For 29 percent of jobs, there is no potential to substitute AI for workers. For another 29 percent, AI could automate less than half of the activities required. Only around 1 percent of jobs are completely exposed to automation, meaning they could be performed entirely by AI without significant oversight from a human. However, for more than a quarter of U.S. employment, AI could perform between 90 and 99 percent of the work required with minimal oversight.

Figure 1. Distribution of Employment by AI Automation Potential



Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.



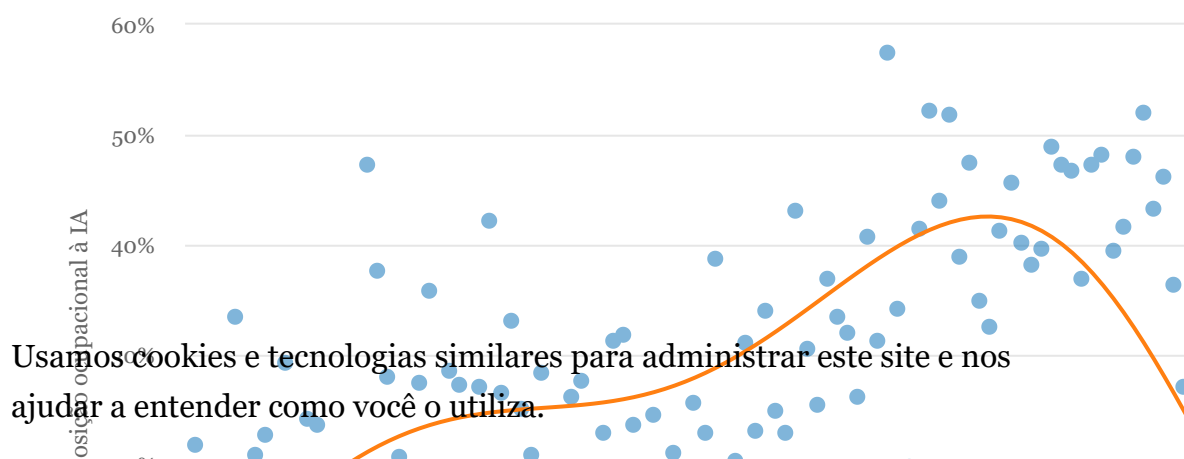
Fonte: PWBM baseada em estimativas de Eloundou et al. (2024) e dados do Bureau of Labor Statistics.

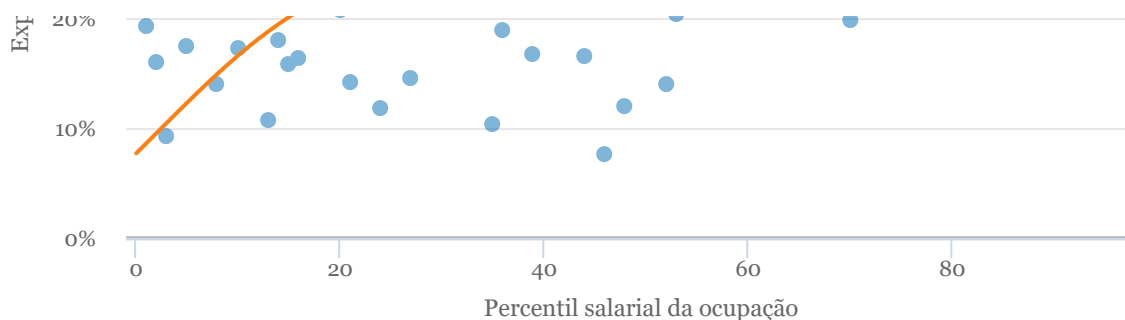
Nota: As estimativas são baseadas em dados de emprego para 2024.

Para estimar a participação correspondente da atividade econômica, cada emprego exposto deve ser ponderado por seus ganhos e pela porcentagem do trabalho que poderia ser realizada pela IA. A Figura 2 apresenta a relação entre salários e exposição à automação no nível da ocupação. Os pontos mostram a média de tarefas que podem ser realizadas pela IA em cada percentil da distribuição salarial ocupacional. A linha contínua mostra a relação subjacente entre exposição à IA e ganhos ocupacionais no nível detalhado da ocupação.

As ocupações na base da distribuição salarial são as menos expostas à IA, já que muitos desses empregos são predominantemente de trabalho manual ou serviços pessoais. A exposição geralmente sobe com os lucros até os percentis 80-90, que incluem programadores, engenheiros e outros profissionais. Nessas ocupações relativamente bem remuneradas, cerca de metade do trabalho poderia ser realizada por IA generativa, em média. Essa proporção cai drasticamente nas profissões de maior salário, que incluem executivos de negócios, atletas e profissionais da área médica especialistas.⁴

Figura 2. Exposição à IA Generativa por Percentil Anual de Salário





Fonte: PWBM baseada em estimativas de Eloundou et al. (2024) e dados do Bureau of Labor Statistics. Notas: Os pontos mostram a exposição média à IA por percentil da distribuição anual dos salários ocupacionais. A linha contínua é a densidade de núcleo de exposição à IA pelo percentil anual de salário para 784 ocupações detalhadas, escaladas para os percentis agrupados. Dentro das ocupações, as tarefas são consideradas com exposição zero se menos de 50% dos componentes da tarefa puderem ser realizados pela IA. As estimativas são baseadas em dados para 2021 a 2024 para levar em conta a volatilidade dos salários anuais.

Combinando emprego em nível de ocupação, salários e exposição, estimamos que 40% da renda atual do trabalho está potencialmente exposta à automação por IA generativa. Esse valor é quase o dobro do valor estimado por Acemoglu (2024); As diferenças são explicadas no Apêndice.⁵ Seguindo o Acemoglu, fazemos duas suposições adicionais: primeiro, assumimos que a parcela do PIB exposta à IA é igual à parcela da renda do trabalho. Segundo, projetamos que não será viável nem lucrativo adotar ferramentas de IA para todas as tarefas expostas. Com base nos achados de Svanberg et al. (2024), assumimos que 23% das tarefas expostas serão eventualmente automatizadas.

Juntando tudo isso, estimamos que pouco menos de 10% do *PIB atual* provavelmente será impactado ao longo do tempo. Prevemos que essa participação crescerá para cerca de 15% nas próximas duas décadas, à medida que setores mais expostos crescerão mais rápido que o restante da economia e a proporção de tarefas que podem ser automatizadas de forma lucrativa aumentar.

Economia de Custos em Nível de Tarefa com IA

Com base em estudos de aplicações reais de IA generativa, presumimos uma economia média de cerca de 25% no custo de mão de obra com a adoção das ferramentas de IA atuais. A Tabela 2 lista vários estudos sobre adoção de IA e resume seus resultados. Esses estudos mostram ganhos que variam de cerca de 10 a 55%, com uma média de cerca de 25%. Prevemos que a economia média de custo de mão de obra crescerá de 25 para 40% nas próximas décadas.

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

Tabela 2. Economia de Custos com a Adoção de Ferramentas de IA Generativa

Estudo	Domínio	Desfecho
Brynjolfsson et al. (2023)	Atendimento ao cliente com assistente de IA generativa.	Aumento de 14% na taxa de conclusão de tarefas.
Jabarian e Henkel (2025)	Entrevistas de emprego com um agente de voz de IA generativa.	aumento de 17% nas vagas iniciadas; Aumento de 18% na taxa de retenção.
Noy and Zhang (2023)	Basic professional writing with ChatGPT-3.5.	40% increase in speed; 18% increase in output quality.
Peng et al. (2023)	JavaScript programming with GitHub Copilot.	56% increase in speed.
Cui et al. (2025)	Software development with GitHub Copilot.	26% increase in task completion rate.
Wiles et al.(2023)	Job applications with algorithmic resume writing assistance.	8% increase in likelihood of hire.
Dell'Acqua et al. (2023)	Management consulting with GPT-4 (experimental setting)	12% increase in task completion rate; 25% increase in speed.

Sources: See links in the first column.

The Timeline for AI Adoption

AI’s impact on TFP depends on how quickly productivity-enhancing tools are actually adopted. Data on the diffusion of generative AI tools remains limited, but Bick et al. (2025) find that 26.4 percent of workers used generative AI at work in the second half of 2024, while 33.7 percent of adults used it outside of work. Using data from the Real-Time Population Survey (RPS), they show that early adoption patterns of AI for work are broadly similar to the adoption of personal computers (PCs) in the early 1980s.⁶

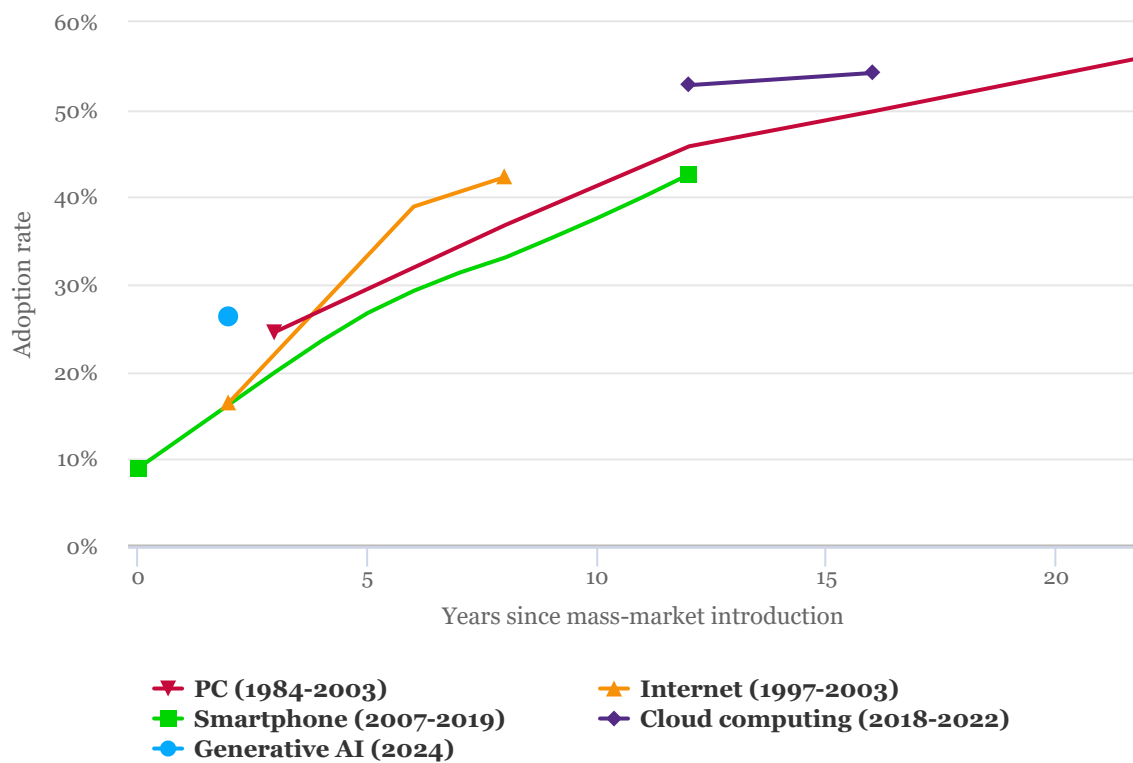
Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como voce utiliza.

Figura 3 compara essas early AI adoption rates against historical diffusion measures for previous mass-market technologies: the PC, the internet.

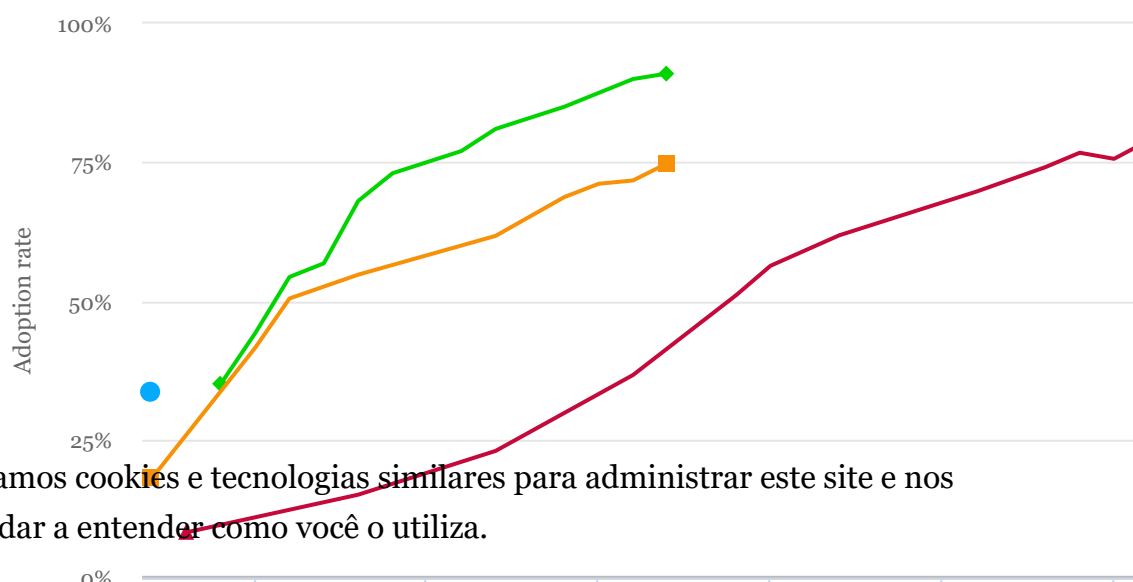
smartphones, and cloud computing. The first panel shows adoption at work and the second panel shows adoption outside of work. The horizontal axis shows the numbers of years since the launch of each technology's first mass-market product – in generative AI's case, the launch of OpenAI's ChatGPT in 2022.

Figure 3. Adoption of Generative AI and Previous Technologies

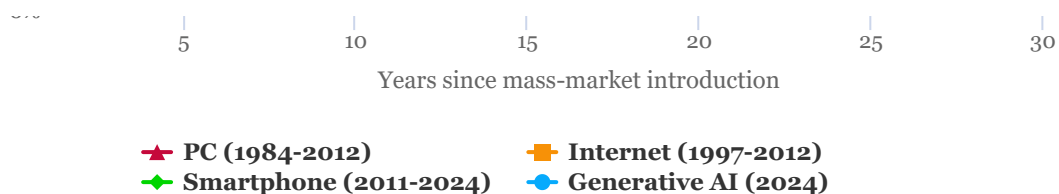
(a) At Work



(b) Outside of Work



Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

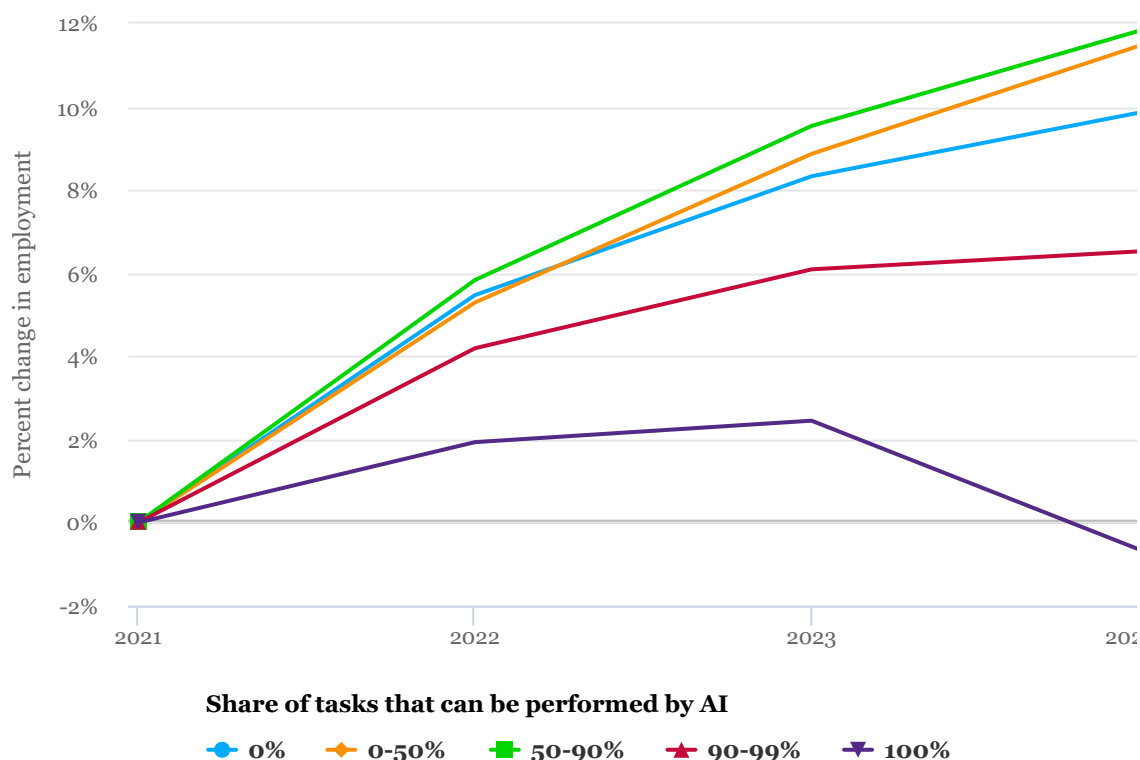


Sources: Real-Time Population Survey, Current Population Survey, Annual Business Survey, Pew Research Center, and PWBW based on Kalyani et al. (2024).

Note: See the Appendix for the definitions of mass-market introduction and descriptions of each series.

Adoption of major new technologies in the workplace follows a remarkably consistent pattern. By the end of the first decade after technology's introduction, between 40 and 50 percent of workers are using it. Adoption slows sharply but continues in the following decade. Historical experience of technology adoption outside of work is more varied but shows similar patterns. In both cases, the figures for generative AI use in 2024 from the RPS suggest somewhat faster adoption than previous technologies.

Figure 4. Change in Employment Since 2021 by AI Automation Potential



Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos

ajudar a entender como vocÊ utiliza

ajudar a entender como vocÊ utiliza. Our analysis is based on estimates from Boundou et al.'s (2024) and data from the Bureau of Labor Statistics.

Figure 4 presents suggestive evidence that AI adoption is already affecting the labor market. Calculating the change in employment since 2021 by level of exposure to AI (based on the Eloundou et al. classification), we find that job growth has stagnated in occupations with most AI automation potential. For jobs that can be performed entirely by generative AI, employment fell sharply in 2024 and was 0.75 percent lower than in 2021 (however, recall from Figure 1 that these jobs make up only around 1 percent of total employment). In occupations with high AI exposure (90 to 99 percent of tasks can be automated) the shift has been less dramatic, but employment growth has slowed significantly since 2022.⁷

Generative AI's Projected Impact on TFP

Combining estimates of exposure, cost savings, and adoption, we project generative AI's contribution to TFP growth over the next several decades. Figure 5 plots our projections. Despite examples of successful AI adoption such as those described in Table 2, we estimate that AI's impact on TFP growth remains small today - 0.01 percentage points (pp) in 2025 - as most businesses have yet to deploy and gain experience with AI tools. Over the next decade, AI's contribution will grow for three reasons:

- Generative AI tools will increasingly be applied to tasks exposed to AI productivity gains.
- AI technologies will improve, increasing the potential cost savings from applying AI to a given task.
- The share of economic activity exposed to AI will rise due to long-running sectoral trends, with sectors relatively more exposed to AI (such as software development and professional services) growing faster than the rest of the economy.

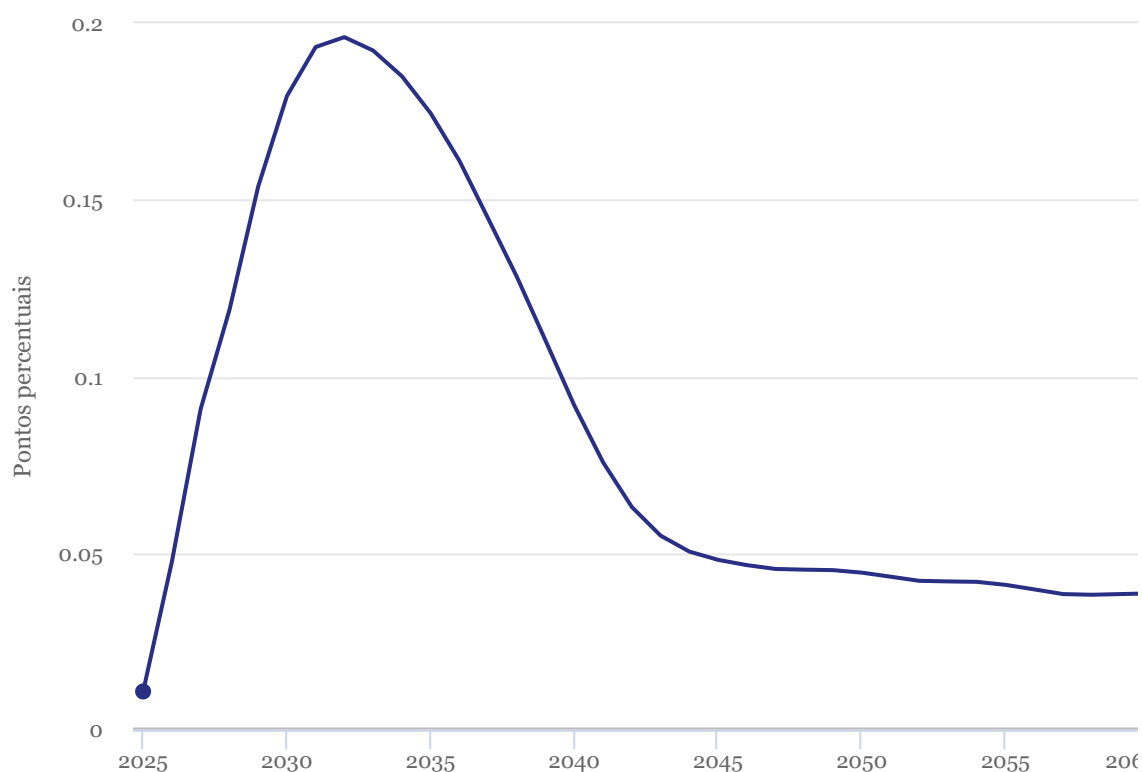
We project that AI will boost TFP growth by 0.09pp in 2027, 0.18pp in 2030, and peak in the early 2030s at around 0.2pp. As new adoption slows in the 2030s due to declining remaining opportunities to employ additional AI tools productively, the impact on TFP growth diminishes to around 0.1pp by end of the decade and continues to shrink thereafter. We project that TFP growth will be persistently higher by a little less than 0.04pp even after adoption saturates and TFP growth returns to trend. This occurs because sectors that were more exposed to AI also

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

have faster trend TFP growth, and those sectors will make up a larger share of the economy as a result of AI-driven productivity gains.

Figure 5. Contribution of Generative AI to TFP Growth

Percentage points



Fonte: PWBm

Como esses são efeitos de crescimento, seu impacto cumulativo – o impacto nos níveis de PTF – é o que importa para o padrão de vida. Acumular contribuições projetadas de crescimento implica que o nível de TFP será cerca de 1,5% maior até 2035, 3% maior até 2055 e 3,7% maior até 2075 em relação a um caminho noAI. Em outras palavras, a IA torna a economia permanentemente maior, mas uma vez que a adoção se satura, a *taxa de crescimento* contínua volta à tendência — exceto pelo pequeno e persistente aumento de setores que se beneficiam mais da IA.

O padrão em forma de corcunda na Figura 2 espelha ondas de difusão da tecnologia digital passadas: uma aceleração inicial à medida que a difusão avança, depois normalização à medida que a nova tecnologia se torna onipresente. A escala final do ganho econômico é ancorada por (i) quanta atividade é realmente exposta e (ii) quão grande se torna a economia de custo no nível da tarefa. Nossa

parametrização implica um efeito macroeconômico material, mas não transformador, segundo as evidências atuais.

Limitações

Dada a natureza inicial da IA generativa, é necessário bastante cautela ao interpretar essas projeções. Atualmente, nossa análise não leva em conta

- Mudanças impulsionadas pela IA na qualidade do produto, incluindo possíveis quedas na qualidade do produto.
- O surgimento de novos produtos e tarefas laborais como resultado da adoção da IA.
- O impacto potencial das ferramentas de IA na inovação, que pode contribuir para o crescimento das TFPs, seja de forma positiva ou negativa.

Nossas projeções serão atualizadas à medida que mais dados e informações sobre essas questões estiverem disponíveis.

Apêndice: Metodologia

Impacto da IA Gerativa no crescimento das TFP

Após a derivação de Acemoglu (2024), projetamos o impacto de longo prazo da IA na TFP usando a seguinte relação:

$$\text{Variação percentual de longo prazo no TFP} = \text{participação do PIB nas tarefas impactadas pela IA} \times \text{Economia percentual de custos da IA}$$

Cada um dos dois termos do lado direito pode ser detalhado ainda mais:

$$\text{Participação do PIB nas tarefas impactadas pela IA} = \text{participação no PIB das tarefas expostas à IA} \times \text{Participação das tarefas expostas que valem a pena automatizar}$$

$$\text{Economia percentual de custo da IA} = \text{Economia percentual de custo de mão de obra proveniente da IA} \times \text{a participação do trabalho na renda das tarefas expostas}$$

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

Adicionamos um terceiro termo à expressão de Acemoglu para considerar o cronograma de adoção:

$$\text{Variação percentual no TFP} = \text{Variação percentual de longo prazo no TFP} \times \text{taxa de adoção de IA generativa}$$

A taxa de adoção é definida em relação ao universo de tarefas que podem ser automatizadas de forma lucrativa usando IA generativa.

Exposição à IA Generativa (Tabela 1)

Estimamos a exposição à IA generativa no nível de ocupação SOC de 6 dígitos com base na métrica de exposição automática desenvolvida por Eloundou et al. (2024). Essa métrica classifica as tarefas em uma de cinco categorias "T" com base na porcentagem da tarefa que uma IA poderia completar em alta Qualidade:⁸

- To: 0 por cento
- T1: 0-50%
- T2: 50-90%
- T3: 90-99%
- T4: 100%

Para estimar a exposição média em cada ocupação, seguimos os seguintes passos:

1. Defina tarefas em To e T1 (potencial de automação de 0% e 0-50%, respectivamente) como não expostas à IA generativa.
2. Atribua um único valor numérico de exposição a cada uma das outras três categorias, igual ao ponto médio da faixa dessa categoria: 70% para T2 (50-90% exposto), 95% para T3 (90-99% exposto) e 100% para T4.
3. Agregue das tarefas para as ocupações tomando o valor médio de exposição em todas as tarefas realizadas em cada ocupação.

Obtemos dados sobre emprego e salários anuais do Bureau of Labor Statistics (OEWS) do Bureau of Labor Statistics (Occupational Employment and Wage Statistics). Para um pequeno número de ocupações com horários irregulares, a OEWS reporta o tempo médio anual em horas por ano. Nesse caso, usamos a Pesquisa Condutória Americana para estimar o número médio de horas trabalhadas por ano.

usamos por ano.

Para obter estimativas de exposição para a economia dos EUA, agregamos as ocupações com base na renda salarial total de 2021 a 2024. Utilizamos vários anos de dados para levar em conta a volatilidade dos salários anuais.

Diferenças em relação à Estimativa de Exposição de Acemoglu (2024)

Though we follow the same general approach as Acemoglu (2024), our estimate of the share of GDP exposed to AI is 40 percent relative to his 20 percent. The difference comes from how we interpret Eloundou et al.’s automation exposure metric.

As described above, we translate Eloundou et al.’s five categories into a numeric exposure value based on their original definitions in terms of the percentage of work that can be performed by AI. However, Eloundou et al. present another version of the metric in which they assign a numeric score to each category to facilitate comparisons with other quantities. As shown in Table A1, they assign values of 0, 0.25, 0.5, 0.75, and 1 to categories T0 through T4, respectively. This assignment treats each category as an equal increment of 0.25, rather than using the percentages from the original category definitions to quantify them.

Table A1. Alternative Weights for Automation Categories

Automation Category (Task Exposure %)	Eloundou et al. (2024)	Acemoglu (2024)	PWBM Baseline	PWBM Expanded
T0 (0%)	0	0	0	0
T1 (0-50%)	0.25	0	0	0.25
T2 (50-90%)	0.5	0	0.7	0.7
T3 (90-99%)	0.75	0.75	0.95	0.95
T4 (100%)	1	1	1	1

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza. Acemoglu interprets these scores as reflecting the percentage of work in each category that can be automated by AI and replaces them with values of 0 percent,

25 percent, 50 percent, 75 percent, and 100 percent. As in our approach, he considers a task to be exposed to AI if more than 50 percent of its components could be performed by generative AI. However, he interprets a score of 0.5 on the Eloundou et al. metric (category T2) as a task for which AI could do 50 percent of the work – rather than 50 to 90 percent as in Eloundou et al.’s original definition – and so excludes the T2 category from his definition of exposed tasks.

Acemoglu’s measure of exposed tasks is therefore limited to categories T3 and T4, which contain tasks that could be at least 90 percent performed by AI, according to Eloundou et al.

To combine tasks into occupations, Acemoglu weights tasks in each “T” category by its score value. Since he only includes categories T3 and T4, this amounts to giving tasks in T3 a weight of 75 percent relative to tasks in T4. Similarly, we aggregate tasks according to their percentage automation potential, but assign a weight of 70 percent to tasks in T2 and 95 percent to tasks in T3, corresponding to the midpoints of the range of automation potential contained within each category.

Hence, Acemoglu’s lower estimate of the GDP share exposed to AI reflects two major differences: 1) We consider a task to be exposed if AI could perform 50-90 percent of the task components, while Acemoglu treats these tasks as not exposed to AI; 2) We assign greater weight to exposed tasks in category T3, where AI could perform 90-99 percent of task components (we assign a weight of 95 percent vs. Acemoglu’s 75 percent).

Finally, note that if we instead use Eloundou et al.’s original scores directly as weights, we obtain a GDP-weighted share of exposed tasks of about 38 percent – essentially the same as our 40 percent. Alternatively, if we expand our baseline approach and include tasks in category T1 with a weight of 0.25 as shown in the “PWBM Expanded” column of Table A1, our estimate rises to 48 percent (category T1 means AI can perform some of the task but less than 50 percent). This broader definition of exposure to AI implies a somewhat larger estimate of AI’s impact on TFP: an increase of 4.4 percent by 2075, compared with 3.7 percent in our baseline case.

Technology adoption

The sources for the technology adoption series plotted in Figure 3 are as follows:

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

- **PCs and Internet:** Current Population Survey, Computer and Internet

Use Supplement (CPS CIU) – The CPS is a household survey that has periodically included questions about computer and internet use. Households are asked whether they have a computer at home or have the internet at home. Workers are asked whether they use a computer at work or use the internet at work. We report these shares directly in Figure 3.

- **Cloud computing, at work:** Annual Business Survey (ABS) – The ABS is a survey of businesses that periodically includes questions about the use of certain technologies. Businesses are asked whether they use cloud computing as part of their production process or method. We report the share of total employment that is in firms indicating they use cloud computing in Figure 3.
- **Smartphone, at work:** PWBM estimates based on Kalyani et al.’s (2024) dataset – We define “adoption” at the 4-digit NAICS industry level: an industry is considered to have adopted a technology if at least 2 percent of job postings in that industry include a reference to the technology.⁹ The adoption rate we report in Figure 3 is the number of industries that have crossed this threshold, weighted by total job postings in that industry.
- **Smartphone, outside of work:** Pew Research Center – Pew surveys U.S. adults about whether they own their own smartphone. We report the share who do own a smartphone directly in Figure 3.
- **Generative AI:** Real-Time Population Survey (RPS) – The RPS is an online survey of households designed to be consistent with the CPS. Beginning in 2024, it included questions about use of generative AI modeled after the CPS CIU questions on PCs and the internet. We report the results directly in Figure 3.

For each technology, we define “mass-market introduction” as the launch of the first major mass-market product based on the technology. The products and corresponding years we identify for each technology are as follows:

- **PCs:** The IBM PC, released in 1981.
- **Internet:** Netscape, which became the first widespread web browser and made an initial public offering in 1995.

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

- **Cloud computing:** Amazon S3, launched in 2006.
- **Smartphone:** The iPhone, released in 2007.

- **Generative AI:** ChatGPT, released in 2022.

To project adoption of generative AI at work, we combine the adoption curves for the other four technologies, extract a common time component, and extrapolate the curve out to 35 years from mass-market introduction. Following the historical adoption pattern, we assume that generative AI will be almost fully incorporated into production within the next decade and a half, but that some new adoption continues at a gradual and diminishing pace over the following decades.

This analysis was produced by Alex Arnon under the direction of Kent Smetters. Vidisha Chowdhury provided research assistance. Mariko Paulson prepared the brief for the website. We thank Heidi Williams for feedback on an earlier version of this brief.

-
1. Throughout this brief, we use the general term “AI” for convenience. However, our analysis is limited to generative AI tools such as LLMs. ↩
 2. Specifically, the GDP share of tasks impacted by AI. ↩
 3. Automation in this context includes processes that replace workers with generative AI tools and those that augment workers by enabling them to work more efficiently. ↩
 4. This profile is strikingly similar to the pattern of actual AI adoption by earnings identified by Bick et al. (2025). ↩
 5. Acemoglu estimates that the exposed share of labor income is 20 percent. See the appendix for a discussion of the differences between the two estimates. ↩
 6. The RPS is a proprietary online survey designed to be consistent with the official federal survey that provides data on unemployment and other aspects of the labor market. ↩
 7. See also Brynjolfsson et al. (2025), who find that employment is falling for the most exposed workers. ↩
- Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.

the most exposed workers. ↩

8. See Eloundou et al.'s supplementary materials. The exact bounds of each category are not clearly identified. ↩
9. We select a threshold of 2 percent in order to match adoption estimates based on the Kalyani et al. job postings data with adoption reported in the 2019 Annual Business Survey (ABS) for technologies included in both datasets. The ABS does not report adoption of smartphones generally, so our estimate for smartphones is not directly calibrated to any external source. ↩

Media (only): For the fastest response, email us at inquiries-pwbm@wharton.upenn.edu.

All other responses: Please use our Contact Us.

Sign up for PWBM Breaking News, Alerts and Newsletter. Unsubscribe anytime.

Marcado: Resumo

↩ Compartilhe

MAIS RECENTES

Tarifas e Receitas Efetivas (Atualizado em 10 de setembro de 2025)

MAIS ANTIGOS

Tarifas Efetivas e Receitas (Atualizado até junho de 2025)

ASSINE A NEWSLETTER

Usamos cookies e tecnologias similares para administrar este site e nos ajudar a entender como você o utiliza.