

## Agentes de I.A. e a substituição do trabalho cognitivo

AI agents and the replacement of cognitive labor

Fabricio Alves Cunha

### RESUMO

Softwares automatizam o trabalho cognitivo desde os anos 1980, e isso quase nunca foi tratado como evento civilizacional. Contabilidade, controle de estoque, conciliação bancária, indexação documental: tudo isso migrou para sistemas computacionais nas últimas quatro décadas, sem que ninguém falasse em fim do trabalho intelectual. O que mudou a partir de 2022, com a popularização dos modelos de linguagem de grande escala e dos agentes construídos sobre eles, é menos a chegada da automação ao trabalho cognitivo e mais o teto dela. Tarefas que pareciam fora do alcance de software — redação técnica, análise jurídica preliminar, programação, diagnóstico médico auxiliar — passaram a ser executadas por sistemas computacionais com qualidade prática suficiente para deslocar trabalho humano em volume relevante. Este artigo discute o que define essa nova fase, usando o modelo de tarefas de Autor, Levy e Murnane (2003), a evidência empírica acumulada entre 2022 e 2025, e dados sobre o caso brasileiro.

**Palavras-chave:** automação cognitiva; agentes de IA; mercado de trabalho; LLMs; substituição tecnológica.

### ABSTRACT

Cognitive labor has been automated since the 1980s, but recent advances in large language models and AI agents represent a structural shift in the upper boundary of automation. Tasks previously considered resistant are now performed with sufficient quality to affect skilled employment. This paper applies a task-based framework combined with empirical evidence and Brazilian labor market data to analyze this transformation. Results suggest a shift in the boundary of automation with disproportionate effects on early-career workers.

**Keywords:** cognitive automation; artificial intelligence; labor market; AI agents.

## 1. Introdução

A discussão pública sobre IA e emprego anda quase sempre em uma de duas faixas. Numa, o alarme: máquinas substituirão humanos em massa, e algo de errado está prestes a acontecer. Na outra, o conforto histórico: tecnologia sempre destruiu empregos no curto prazo e criou mais no longo. Ambas têm fundamento. Nenhuma explica direito o que está acontecendo agora.

A automação chegou ao trabalho cognitivo há tempos. Quem fazia escrituração contábil em 1985 viu o trabalho mudar quando o Lotus 1-2-3 entrou nos escritórios. Os bancos eliminaram dezenas de milhares de postos de caixa nos anos 1990 com a popularização dos caixas eletrônicos. Editoração eletrônica acabou com a profissão de tipógrafo. Indexadores de biblioteca foram engolidos por mecanismos de busca. Pouco disso foi tratado, à época, como crise da civilização.

O que aconteceu entre 2022 e 2025 é diferente em uma característica específica: o tipo de tarefa cognitiva que se tornou passível de automação. Até então, software conseguia substituir o trabalho intelectual descritível por regras explícitas. Modelos de linguagem de grande escala operam onde regras explícitas não existem. Redigir um parecer técnico, analisar um contrato, escrever código que resolva um problema descrito em linguagem comum, escolher entre duas hipóteses de marketing. Coisas que se considerou durante muito tempo que software jamais executaria com qualidade aceitável.

O artigo pergunta o seguinte: o que diferencia essa nova fase da automação cognitiva das anteriores, e que evidência existe até o momento sobre seu alcance no mercado de trabalho? A resposta proposta é que o modelo clássico de classificação de tarefas continua válido. O que se moveu foi a fronteira interna dele — onde fica, dentro do trabalho cognitivo, a divisão entre o automatizável e o não automatizável. E essa fronteira está se movendo num ritmo que os ciclos de automação anteriores não tiveram.

## 2. O Modelo de Tarefas

Em 2003, Autor, Levy e Murnane publicaram um artigo que organizou o debate sobre tecnologia e emprego pelas duas décadas seguintes. A proposta era olhar não para a ocupação inteira, mas para as tarefas que a compõem. As tarefas se classificam em dois eixos. Num eixo, são rotineiras se seguem regras explicáveis, ou não rotineiras se dependem de julgamento. No outro, são cognitivas (intelectuais) ou manuais (físicas).

A previsão derivada do modelo foi clara: computadores consumiriam as tarefas rotineiras dos dois lados e tenderiam a complementar trabalho não rotineiro em vez de substituí-lo. E foi mais ou menos isso que aconteceu. Contadores júnior viram parte do trabalho ir para software enquanto analistas seniores cresceram. Caixas de banco desapareceram, e no lugar surgiram gerentes de relacionamento. Algo análogo ocorreu na indústria com a chegada dos robôs. A polarização do mercado de trabalho observada nos países desenvolvidos desde os anos 1990 — esvaziamento das ocupações de meio salarial, crescimento das pontas — é compatível com o que o modelo previa.

Frey e Osborne, em 2013, ampliaram o argumento. Identificaram três grupos de obstáculos que protegeriam o trabalho cognitivo não rotineiro: percepção e manipulação fina, inteligência criativa e inteligência social. Profissões que dependiam de qualquer um dos três pareciam, na época, fora do alcance da automação por um bom tempo.

Onde estão essas barreiras hoje? Percepção e manipulação fina continua firme — robótica de uso geral ainda é problema aberto, e isso explica porque encanador e eletricitista seguem sendo ofícios bastante humanos. Inteligência social está em zona cinzenta. Sistemas atuais imitam interação social com qualidade razoável em contextos de baixo risco emocional, como atendimento ao cliente por chat ou vendas iniciais, mas continuam falhando quando o que está em jogo é leitura sutil de outro ser humano. A barreira que efetivamente caiu foi a da inteligência criativa, na forma em que ela aparece no mercado de trabalho: produzir texto, código, imagem e raciocínio sobre informação. Não totalmente. Não para tudo. Mas o suficiente para que a economia de várias profissões mudasse.

O trabalho cognitivo, vale lembrar, não é uma coisa só. Tem ao menos duas camadas, com pressões muito diferentes. A rotineira — preenchimento de formulário, classificação documental, transcrição, primeira triagem de informação — vinha sendo automatizada havia décadas por software comum, sem qualquer relação com IA generativa. Agentes apenas aceleram esse processo. A camada não rotineira é onde a ruptura recente acontece. Foi para ela que a fronteira do automatizável se moveu entre 2022 e 2025.

### **3. Agentes**

A diferença entre um modelo de linguagem e um agente é o que sustenta toda discussão prática sobre mercado de trabalho. Um modelo responde a perguntas. Um agente faz coisas. Tecnicamente, é um sistema que usa um modelo de linguagem como motor de raciocínio mas adiciona capacidades operacionais: executar código, navegar na web, ler e gravar arquivos, acionar APIs, manter estado entre interações, decompor objetivo em subtarefas.

Yao et al. (2023) descreveram a arquitetura básica como ciclo de raciocínio, ação e observação. O agente raciocina sobre o objetivo, escolhe uma ação, observa o resultado, decide o próximo passo. Repetindo isso autonomamente, completa tarefas que envolvem muitos passos sem precisar de instrução humana entre eles.

E o motivo de isso tudo importar para emprego é estrutural. Boa parte do trabalho intermediário em organizações tem essa exata forma. O profissional recebe um objetivo do superior, divide em partes, pesquisa, processa, escreve, revisa, entrega. Analista júnior em consultoria, programador no início de carreira, advogado associado em primeiro escritório, redator de marketing, jornalista de redação, pesquisador de mercado, assistente de pesquisa acadêmica — todos esses cargos são, em alguma medida, variações desse ciclo. É verdade que descrever profissões intelectuais como sequência de passos executáveis simplifica em excesso o que essas ocupações de fato envolvem. Para o efeito que aqui interessa, contudo, o relevante não é se humanos fazem mais do que isso

— é se agentes fazem o suficiente para que organizações deixem de pagar pelo resto. Agentes contemporâneos executam versões desse ciclo com qualidade frequentemente equivalente à de um júnior médio, em segundos, sem custo marginal proporcional.

Outra diferença, talvez mais decisiva no curto prazo, é de difusão. Robôs industriais exigiam capital físico, instalação e manutenção. Cada nova unidade levava meses para entrar em operação, o que naturalmente espaçou o impacto da automação industrial por muitos anos. Agentes são software, distribuídos por API. Uma empresa que adota o sistema para uma equipe pode estender para todas as outras na semana seguinte. A curva de adoção é mais íngreme do que em qualquer ciclo anterior, e o tempo que sobra para requalificação, ajuste de políticas públicas, mudança de hábitos de mercado, comprime junto.

#### **4. Evidências**

Os primeiros estudos com dados de larga escala já apareceram. Brynjolfsson, Chandar e Chen (2025), pesquisadores do Stanford Digital Economy Lab, analisaram dados de folha de pagamento da ADP — maior processadora privada dos Estados Unidos — e identificaram queda relativa de 13% no emprego de trabalhadores de 22 a 25 anos em ocupações com alta exposição à IA, desde o final de 2022. Em ocupações menos expostas, ou para trabalhadores mais experientes nas mesmas ocupações, o emprego permaneceu estável ou cresceu. Os autores documentam ainda que o ajuste se deu pela quantidade de empregos, não pelos salários, e que as quedas se concentram em ocupações onde a IA tende a automatizar em vez de complementar o trabalho humano.

Em paralelo, estudo do Banco Mundial (2025) sobre vagas de emprego online nos Estados Unidos entre o final de 2022 e meados de 2025 encontrou queda média de 12% nas ocupações com alta exposição à substituição por IA. O efeito cresceu ao longo do período: 6% no primeiro ano após o lançamento do ChatGPT, 18% no terceiro. Apoio administrativo teve queda de 40%. Serviços profissionais, de 30%. O detalhe que chama atenção, em consonância com o estudo da Stanford, é que o impacto foi mais severo entre candidatos sem diplomas avançados e trabalhadores em início de carreira — algo que inverte o padrão da automação industrial, que tendia a afetar primeiro quem tinha menos qualificação.

Estudos experimentais corroboram a imagem agregada. Noy e Zhang (2023) trabalharam com profissionais de escrita: o grupo com acesso a LLMs completou as tarefas 40% mais rápido e com qualidade avaliada 18% acima do grupo de controle. Peng et al. (2023) examinaram o GitHub Copilot e encontraram aceleração de 55% em tarefas simples de programação, com efeito concentrado nas tarefas típicas de desenvolvedores júnior. Brynjolfsson, Li e Raymond (2023), em centrais de atendimento ao cliente, registraram ganho médio de produtividade de 14% — e, mais relevante, nivelamento entre experientes e novatos: trabalhadores recém-contratados, assistidos por IA, passaram a atender com qualidade próxima à dos veteranos. Parte do

conhecimento tácito acumulado por anos de exposição ao trabalho acabou de ser parcialmente codificada pelo sistema.

No caso brasileiro, o levantamento mais sólido até o momento é de Peruchetti, Barbosa Filho e Feijó (2025), do FGV IBRE, que aplicou a metodologia da Organização Internacional do Trabalho aos dados da PNAD Contínua. No terceiro trimestre de 2025, 29,6% da população ocupada no Brasil — cerca de 30 milhões de trabalhadores — estavam em ocupações com algum grau de exposição à IA generativa. Desses, aproximadamente 5,2 milhões encontravam-se no gradiente mais elevado de exposição. A distribuição não é uniforme. Entre os trabalhadores de 14 a 29 anos, a taxa de exposição chega a 35,9%, contra 24,5% na faixa de 45 a 59 e 25,7% acima de 60. A concentração também é maior entre mulheres, entre os mais escolarizados, na região Sudeste e no setor de serviços, particularmente em informação, comunicação e serviços financeiros. O dado mais incômodo do estudo, porém, é o de variação efetiva de emprego: nas mesmas ocupações altamente expostas, trabalhadores experientes registraram crescimento de 6% a 9% em emprego, enquanto jovens enfrentaram redução de 6%. O padrão observado por Brynjolfsson, Chandar e Chen nos Estados Unidos, portanto, já está mensurável aqui.

Casos concretos da economia brasileira reforçam essa leitura. O Magazine Luiza expandiu o uso da "Lu", inicialmente concebida como persona de marketing, para funções de atendimento, recomendação e suporte. Bancos como Itaú e Bradesco vêm migrando atendimento de primeira camada para sistemas conversacionais há alguns anos. Em jornalismo, redações brasileiras passaram a automatizar matérias de cotação, esporte e cobertura factual rotineira. As condições com que o Brasil entra nessa transição, contudo, são piores do que as dos países que estão sendo medidos com mais frequência: concentração de emprego em serviços expostos, desigualdade no acesso à requalificação, ausência de quadro regulatório específico, e ciclos longos de formação superior que respondem mal a mudanças aceleradas.

## **5. Discussão**

A pergunta de fundo, que aparece em toda análise séria do tema, é se a IA vai destruir mais empregos do que cria. A resposta honesta é que ninguém sabe. Os ciclos anteriores compensaram a destruição com criação, mas levaram décadas para isso. O que pode tornar este caso diferente é a velocidade. A tecnologia se difunde rápido, e o risco real é de que os trabalhadores deslocados não tenham tempo de migrar para as funções novas, mesmo que essas funções venham a surgir em volume suficiente.

Convém fazer uma observação que costuma ficar fora da literatura corporativa sobre o assunto. A frase "novas funções vão surgir" aparece em quase todo relatório de consultoria sobre IA publicado nos últimos três anos. No estágio atual, contudo, ela é mais expectativa do que conclusão empírica. As novas funções existentes — pessoas que avaliam saída de IA, curam dados de treinamento, supervisionam agentes em produção — aparecem em volume claramente menor do que o das esvaziadas, e exigem perfis técnicos que raramente coincidem com os dos

demitidos. Reiterar essa expectativa sem evidência clara sobre quando ou em que escala tende a alinhar-se mais aos interesses de quem promove a substituição do que aos de quem é por ela afetado. Um analista júnior dispensado por automação cognitiva não passa a engenheiro de IA porque o mercado precisou de mais engenheiros de IA. Tende, na maioria dos casos, a recolocar-se em ocupações de remuneração inferior — quando consegue se recolocar.

O mesmo raciocínio vale para a metáfora do "copiloto". A ideia de que a IA amplia capacidades humanas em vez de substituí-las é verdadeira na fase em que o sistema ainda não é bom o suficiente para operar sozinho. Quando essa fase termina — e em vários domínios ela tem terminado mais rápido do que se previa —, o copiloto deixa de ser necessário. O que antes era cooperação entre humano e sistema passa a ser substituição do humano pelo sistema.

As evidências disponíveis têm limites consideráveis. Os estudos experimentais foram conduzidos em condições controladas, com tarefas bem delimitadas. O trabalho real envolve contexto organizacional, relações com colegas e clientes, responsabilidade pelo erro, política interna, ambiguidade sobre o que precisa ser feito. Os dados de vagas e de folha de pagamento mostram correlação clara com a difusão da IA, mas separar esse efeito do ciclo econômico mais amplo é trabalho difícil de fazer com rigor. Parte do que parece substituição pode estar sendo intensificação — o mesmo trabalhador entregando mais, em vez de menos trabalhadores entregando o mesmo —, e os dados ainda não permitem distinguir os dois efeitos com a precisão que o debate de política pública exigiria.

Na frente de política pública brasileira, o quadro é o de inação. O Congresso começou em 2024 a discutir projetos de inclusão de medidas relacionadas à IA na CLT, e a discussão pouco evoluiu desde então. Programas modulares de requalificação, fora dos ciclos longos da graduação, seguem inexistentes em escala relevante. O item provavelmente mais barato — coleta sistemática de dados sobre o impacto da IA no mercado de trabalho brasileiro, na linha do que o FGV IBRE iniciou em caráter exploratório — sequer entrou na agenda do Executivo. Sem isso, qualquer política será baseada em opinião informada, o que é o mesmo que dizer que será baseada em palpite.

## **6. Conclusão**

A automação de trabalho cognitivo não é um fenômeno novo. O que é novo, a partir de 2022, é o tipo de tarefa cognitiva que passou a ser passível de automação. A fronteira entre o que software faz e o que humano faz, dentro do trabalho intelectual, se moveu. Está se movendo num ritmo que os ciclos anteriores não tiveram, e atinge primeiro um grupo de trabalhadores — qualificados em início de carreira — que a teoria clássica de substituição tecnológica não esperava atingir nessa ordem. Os dados brasileiros do FGV IBRE, ao mostrar queda de 6% no emprego de jovens em ocupações expostas enquanto trabalhadores experientes nas mesmas ocupações cresceram de 6% a 9%, indicam que o padrão observado nos Estados Unidos já está documentado no país.

O que isso pede do debate sobre IA e emprego é simples de formular e difícil de executar: menos previsão genérica, mais investigação concreta. Em que setores os agentes já estão em produção, sobre que tarefas, com qual qualidade, deslocando qual mão de obra, com que custo. Perguntas que têm resposta empírica, e que o Brasil ainda não está em condições de responder com a profundidade necessária porque não está coletando os dados na escala que o problema exige.

## Referências

- ACEMOGLU, D. The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, v. 39, n. 119, p. 487-531, 2024.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality. *Econometrica*, v. 90, n. 5, p. 1973-2016, 2022.
- AUTOR, D.; LEVY, F.; MURNANE, R. The skill content of recent technological change: an empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 118, n. 4, p. 1279-1333, 2003.
- BANCO MUNDIAL. *Generative AI and the Labor Market: Evidence from Online Job Postings in the United States*. Washington, DC: World Bank, 2025.
- BRYNJOLFSSON, E.; CHANDAR, B.; CHEN, R. *Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence*. Stanford Digital Economy Lab Working Paper. Stanford, CA, ago. 2025. Disponível em: <https://digialeconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/>. Acesso em: 10 mai. 2025.
- BRYNJOLFSSON, E.; LI, D.; RAYMOND, L. Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 140, n. 2, p. 889-942, 2025.
- CÂMARA DOS DEPUTADOS. Projeto inclui medidas de proteção de trabalhador contra IA na CLT. Notícias, 30 set. 2024. Disponível em: <https://www.camara.leg.br/noticias/1093899>. Acesso em: 10 mai. 2025.
- FREY, C. B.; OSBORNE, M. A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, v. 114, p. 254-280, 2017.
- NOY, S.; ZHANG, W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, v. 381, n. 6654, p. 187-192, 2023.
- ORGANIZAÇÃO INTERNACIONAL DO TRABALHO. *Global Index of Occupational Exposure to Generative AI*. Genebra: OIT, 2025.
- PENG, S. et al. The impact of AI on developer productivity: evidence from GitHub Copilot. *arXiv*, 2023. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2302.06590>.

PERUCHETTI, P.; BARBOSA FILHO, F. de H.; FEIJÓ, J. *Inteligência artificial generativa e o mercado de trabalho brasileiro: uma análise da exposição ocupacional*. Rio de Janeiro: FGV IBRE, 2025. (Texto para Discussão).

YAO, S. et al. ReAct: synergizing reasoning and acting in language models. *arXiv*, 2023. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2210.03629>.