

ENTRE O POTENCIAL TEÓRICO E A REALIDADE DO TRABALHO:

Uma leitura crítica do impacto da IA sobre o mercado de trabalho à luz do Paradoxo da Produtividade, da Assimetria de Informação e da Aprendizagem Organizacional

Diocélio Goulart

1. Introdução

A difusão acelerada da inteligência artificial generativa tem mobilizado uma onda crescente de pesquisas sobre seus impactos no mercado de trabalho. Em março de 2026, a Anthropic publicou um relatório de autoria de Massenkoff e McCrory, intitulado *Labor Market Impacts of AI: A New Measure and Early Evidence*, que propõe uma nova métrica denominada exposição observada, combinando a capacidade teórica dos modelos de linguagem com dados reais de uso. A proposta representa um avanço metodológico em relação a abordagens anteriores, pois reconhece explicitamente a distância entre o que a tecnologia pode fazer e o que efetivamente faz em contextos profissionais. Contudo, a escolha do critério para estimar o potencial teórico, a suposição implícita de que as barreiras à adoção são transitórias e a ausência de uma teoria explicativa robusta do comportamento organizacional revelam limites que merecem escrutínio cuidadoso.

Este ensaio propõe uma leitura crítica do relatório a partir de três lentes teóricas complementares: o Paradoxo da Produtividade, a teoria da Assimetria de Informação e a literatura sobre Aprendizagem Organizacional. Em seguida, explora-se o argumento de que há dimensões irredutíveis no trabalho humano que funcionam não apenas como barreiras, mas como fontes ativas de valor que a metáfora da cobertura de tarefas tende a

invisibilizar. Por fim, aponta-se um fenômeno subestimado pelo relatório que merece investigação empírica sistemática: a redução de custos de transação e de fricções de comunicação intraorganizacional promovida pela IA generativa.

2. O Paradoxo da Produtividade Revisitado

Robert Solow formulou, em 1987, uma observação que se tornaria central na economia da tecnologia: era possível ver a era dos computadores em todo lugar, exceto nas estatísticas de produtividade. O paradoxo descreveu com precisão o intervalo entre a difusão da tecnologia computacional e seus efeitos mensuráveis na produtividade agregada, intervalo que só se encurtou nos anos 1990 após décadas de reorganização de processos, formação de capital humano e construção de infraestrutura digital complementar.

O relatório da Anthropic, sem nomear o fenômeno, reproduz o paradoxo em miniatura. Ao comparar o potencial teórico das LLMs com o uso efetivo registrado nos dados de Claude, os autores encontram uma lacuna substancial: em áreas como computação e matemática, estima-se que 94% das tarefas seriam teoricamente executáveis por modelos de linguagem, enquanto a cobertura observada alcança apenas 33%. Essa distância de 61 pontos percentuais não é tratada pelo estudo como evidência de um paradoxo estrutural, mas como indicativo de uma adoção em andamento que, com o tempo e o avanço das capacidades, deveria ser corrigida.

Essa interpretação subestima o que a literatura sobre tecnologias de propósito geral (GPT, em inglês, General Purpose Technologies) estabeleceu com consistência desde Bresnahan e Trajtenberg (1995). Tecnologias de propósito geral produzem efeitos

sistêmicos somente após o desenvolvimento de co-invenções complementares: reorganização de processos, qualificação da força de trabalho, ajuste institucional e construção de infraestrutura regulatória e técnica. A eletricidade levou décadas para transformar a organização das fábricas. O computador pessoal levou décadas para redesenhar os escritórios. A suposição de que a IA generativa seguirá uma trajetória mais veloz precisa ser demonstrada, não apenas postulada.

Outro aspecto relevante é a natureza do critério que define o potencial teórico no relatório. Eloundou et al. (2023), cuja métrica o estudo incorpora, consideram uma tarefa como exposta se um modelo de linguagem for capaz de realizá-la pelo menos duas vezes mais rapidamente. Esse limiar é deliberadamente permissivo: qualquer ganho significativo de eficiência já é tratado como indicativo de viabilidade técnica. Mas velocidade de execução em ambiente controlado é uma dimensão muito distante de confiabilidade operacional em contexto profissional. A diferença entre um sistema que reduz à metade o tempo de uma tarefa em laboratório e um sistema que pode ser responsabilizado por essa tarefa em produção é precisamente o núcleo do problema que o paradoxo da produtividade nos ensinou a respeitar.

3. Assimetria de Informação e os Desafios da Adoção Tecnológica

A teoria da assimetria de informação, desenvolvida por Arrow (1963), Akerlof (1970) e amplificada por Stiglitz e Weiss (1981) na análise de mercados com seleção adversa, oferece uma lente particularmente útil para compreender a dinâmica de adoção de IA nas organizações. Diferentemente do paradoxo da produtividade, que opera em nível macroeconômico, a assimetria informacional atua nos mecanismos microeconômicos que moldam as decisões de adoção.

O primeiro problema é de seleção adversa. Organizações não conseguem avaliar ex-ante com precisão se a IA entregará os benefícios prometidos em seu contexto específico. Os produtores de modelos possuem informação privilegiada sobre limitações técnicas como alucinações, comportamento fora da distribuição, sensibilidade à formulação do prompt e falhas em raciocínio de múltiplos passos, enquanto os usuários corporativos tomam decisões de adoção com acesso parcial a essa informação. O resultado é a formação de um mercado análogo ao de limões, descrito por Akerlof: adotantes precoces assumem risco elevado sem garantia de benefício, enquanto os céticos aguardam evidências externas. O processo agregado de adoção torna-se mais lento do que o potencial técnico, isoladamente, sugeriria.

O segundo problema é o risco moral pós-adoção. Uma vez que a IA é integrada ao fluxo de trabalho, surge o risco de supervisão inadequada. O próprio relatório registra um dado revelador: a tarefa de autorizar a recarga de receitas e fornecer informações de prescrição às farmácias é classificada por Eloundou et al. como plenamente exposta, mas não foi registrada nos dados de uso de Claude. A explicação mais provável não é apenas limitação técnica, mas a reconhecida necessidade de verificação humana, de responsabilização legal e de gerenciamento de risco em contextos onde erros têm consequências sérias. A ausência de uso é, nesse caso, informação, não apenas lacuna.

O terceiro problema é a assimetria entre produtores e usuários de IA no que diz respeito ao conhecimento sobre pontos de falha. Empresas menores, setores menos digitalizados e trabalhadores com menor escolaridade em áreas técnicas enfrentam custos de avaliação proporcionalmente maiores para identificar quando e como a IA pode ser confiável em suas tarefas específicas. Ironicamente, o relatório constata que os trabalhadores mais expostos são mais escolarizados, mais bem remunerados e mais

brancos ou asiáticos, o que sugere que a adoção inicial concentra-se nos segmentos com maior capacidade de avaliar e gerenciar os riscos da tecnologia.

4. Aprendizagem Organizacional como Barreira Estrutural

A literatura sobre aprendizagem organizacional, desde Argyris e Schön (1978) até a teoria das capacidades dinâmicas de Teece, Pisano e Shuen (1997), estabelece um princípio que o modelo de exposição observada tende a ignorar: organizações não adotam tecnologias, elas as reconstróem. A introdução de uma nova ferramenta não substitui processos existentes de forma direta; ela desencadeia ciclos de aprendizagem que envolvem experimentação, falha, codificação de novas rotinas e ajuste institucional.

Cohen e Levinthal (1990) definiram capacidade absorptiva como a habilidade de uma organização de reconhecer o valor de informação nova, assimilá-la e aplicá-la a fins comerciais. Essa capacidade é fortemente dependente do conhecimento prévio: organizações que já possuem base técnica em áreas adjacentes à IA têm custos de aprendizagem menores e conseguem extrair valor mais rapidamente. Aquelas sem essa base enfrentam investimentos complementares de monta antes de obter retornos, o que explica parcialmente por que a cobertura observada se concentra desproporcionalmente em ocupações de alta qualificação técnica como programadores e analistas financeiros.

Há ainda a distinção de Argyris e Schön entre aprendizagem de circuito simples, que corrige erros dentro dos parâmetros existentes, e aprendizagem de circuito duplo, que questiona os próprios parâmetros. A integração efetiva de IA generativa nos fluxos de trabalho organizacional frequentemente exige aprendizagem de circuito duplo: não apenas usar uma ferramenta nova para fazer o mesmo trabalho mais rápido, mas repensar

quais tarefas fazem sentido, como os processos devem ser redesenhados e quais responsabilidades precisam ser redistribuídas. Esse tipo de mudança organizacional é lento, custoso e frequentemente resistido, e não se acelera automaticamente com o avanço das capacidades técnicas dos modelos.

Uma implicação metodológica direta para o relatório é que a distinção entre uso aumentativo e uso automatizado, que os autores tratam com diferença de peso, não é apenas uma questão de grau: é uma diferença qualitativa que reflete exatamente esse processo de aprendizagem organizacional em curso. O uso aumentativo, em que um profissional emprega IA para acelerar parte de seu trabalho mantendo controle editorial, contextual e decisório, pode ser precisamente o estágio de aprendizagem que precede a automação confiável em alguns contextos, ou pode ser o estado estável em muitos outros, onde a supervisão humana não é uma fricção transitória, mas um requisito estrutural.

5. O que é Essencialmente Humano: Barreira e Fonte de Valor

Uma limitação mais profunda do arcabouço de exposição observada é sua incapacidade de distinguir entre tarefas difíceis de automatizar por razões técnicas e tarefas que não devem ser automatizadas por razões econômicas, institucionais ou éticas. Essa distinção é crucial para interpretar corretamente a lacuna entre o potencial teórico e o uso real.

Em muitas ocupações, a dimensão humana não é o meio pelo qual o trabalho é realizado, mas sim o produto final em si. Um consultor estratégico não vende análise: vende confiança, responsabilização e interpretação situada em contexto organizacional específico. Um professor não transfere conteúdo: promove desenvolvimento,

pertencimento e orientação. Um advogado não apenas processa informação jurídica: representa e responde por seu cliente diante de instituições que exigem responsabilização pessoal. Remover o humano dessas equações não é apenas tecnicamente desafiador; é economicamente contraproducente em muitos contextos, porque a humanidade do profissional é parte constitutiva do valor entregue.

O relatório reconhece superficialmente essa dimensão ao excluir da análise tarefas como trabalho agrícola físico e representação legal, mas não desenvolve um argumento teórico sobre o que torna essas exclusões estáveis. A teoria econômica da sinalização de Spence (1973) oferece uma contribuição relevante aqui: em mercados com assimetria de informação sobre qualidade, a presença humana pode funcionar como sinal credível de comprometimento e responsabilidade que sistemas automatizados são estruturalmente incapazes de emitir. Isso sugere que, para uma classe não trivial de ocupações, a barreira à substituição não é apenas técnica, mas de design de mercado.

6. Um Fenômeno Subestimado: IA como Redutor de Custos de Transação

Toda a discussão até aqui tratou da IA como potencial substituta de tarefas de trabalho. Mas o relatório e grande parte da literatura deixam na margem um canal de impacto possivelmente mais imediato e empiricamente mais tratável: a redução de custos de transação e de fricções de comunicação intraorganizacional.

Ronald Coase (1937) argumentou que a firma existe como alternativa ao mercado precisamente porque internaliza transações que seriam proibitivamente caras quando realizadas por contratos entre agentes independentes. A dimensão central dos custos de

transação é a informação: custo de comunicar, coordenar, verificar e monitorar. Williamson (1985) expandiu esse arcabouço, enfatizando que racionalidade limitada e comportamento oportunista são as razões pelas quais esses custos não tendem a zero.

A IA generativa parece atuar precisamente nessa fronteira. Ferramentas como LLMs têm demonstrado capacidade de reduzir a ambiguidade na comunicação entre equipes, tornar mais rápida e clara a definição de escopo em projetos, facilitar a síntese e circulação de conhecimento distribuído na organização, e diminuir o custo de produzir documentação, briefings e propostas que estruturam a ação coletiva. Se isso se confirmar empiricamente, o impacto da IA não se manifestaria primariamente como substituição de postos de trabalho, mas como compressão do tempo de ciclo de projetos e como aumento da capacidade de coordenação com menor overhead.

Esse canal de impacto é coerente com os dados do próprio relatório: a ausência de efeitos sobre o desemprego coexiste com a alta adoção nos perfis de trabalhadores mais qualificados e mais integrados a fluxos de trabalho colaborativos. É também coerente com uma hipótese que merece investigação sistemática: equipes que incorporam IA generativa não necessariamente produzem mais com menos pessoas, mas produzem mais com a mesma equipe e com menor sofrimento nos processos de comunicação e coordenação.

Medir esse fenômeno exigiria métricas distintas das adotadas pelo relatório: não taxas de desemprego ou projeções de crescimento ocupacional, mas indicadores de densidade de produção por pessoa, velocidade de ciclo de projeto, satisfação no trabalho e qualidade da comunicação intraorganizacional, controlados por tipo de projeto, setor e porte. Esse é um programa de pesquisa tanto mais urgente quanto menos visível no debate público.

7. Conclusão

O relatório de Massenkoff e McCrory representa uma contribuição metodológica genuína ao campo, ao separar com rigor capacidade teórica de adoção observada e ao encontrar, honestamente, a ausência de efeitos sistemáticos sobre o desemprego nos dados disponíveis até o momento. Sua contribuição é mais forte no diagnóstico do que na teoria: a métrica de exposição observada captura com precisão onde a IA está sendo usada, mas a estrutura conceitual subjacente não explica adequadamente por que a cobertura é o que é, nem fornece um fundamento sólido para projetar como ela evoluirá.

As lentes do Paradoxo da Produtividade, da Assimetria de Informação e da Aprendizagem Organizacional sugerem que o gap entre o potencial teórico e o uso real pode ser, em grande parte, estrutural, não transitório. Tecnologias de propósito geral exigem convenções complementares. Mercados com assimetria informacional produzem adoção mais lenta e mais concentrada entre os agentes com maior capacidade de avaliação. Organizações aprendem de forma custosa e não linearmente. E há dimensões do trabalho que são irredutíveis à lógica de cobertura de tarefas porque a humanidade do trabalhador é parte constitutiva do valor entregue.

Por outro lado, a hipótese de que a IA generativa reduz custos de transação e fricções de comunicação intraorganizacional abre um programa de pesquisa promissor, que pode revelar impactos positivos e mensuráveis no trabalho, sem recorrer ao canal da substituição. Investigar essa dimensão com o mesmo rigor metodológico aplicado pelo relatório às taxas de desemprego seria uma contribuição relevante tanto para a ciência econômica quanto para a prática de gestão.

A IA transformará o trabalho. A questão não é se, mas quando, como, para quem e a que custo. Responder a essas perguntas com honestidade intelectual requer exatamente o tipo de humildade que os autores expressam no início do relatório, mas que precisa ser estendida também à teoria, e não apenas à evidência empírica.

Referências

- Akerlof, G. A. (1970). The market for lemons: Quality uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500.
- Argyris, C., & Schön, D. A. (1978). *Organizational learning: A theory of action perspective*. Addison-Wesley.
- Arrow, K. J. (1963). Uncertainty and the welfare economics of medical care. *American Economic Review*, 53(5), 941–973.
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies: Engines of growth? *Journal of Econometrics*, 65(1), 83–108.
- Coase, R. H. (1937). The nature of the firm. *Economica*, 4(16), 386–405.
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128–152.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models. arXiv preprint arXiv:2303.10130.

Massenkoff, M., & McCrory, P. (2026). Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence. Anthropic. <https://www.anthropic.com/research/labor-market-impacts>

Solow, R. M. (1987, July 12). We'd better watch out. *New York Times Book Review*.

Spence, M. (1973). Job market signaling. *Quarterly Journal of Economics*, 87(3), 355–374.

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.

Williamson, O. E. (1985). *The economic institutions of capitalism*. Free Press.