



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA
FACULDADE DE ECONOMIA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS**

WELERSON SILVIO SOUZA DE JESUS

**INOVAÇÕES DISRUPTIVAS NO MERCADO DE TRABALHO BRASILEIRO:
PANORAMA ATUAL E PERSPECTIVAS**

**SALVADOR
2025**

WELERSON SILVIO SOUZA DE JESUS

**INOVAÇÕES DISRUPTIVAS NO MERCADO DE TRABALHO BRASILEIRO:
PANORAMA ATUAL E PERSPECTIVAS**

Trabalho de conclusão do curso de Ciências Econômicas, apresentado à Faculdade de Economia, Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientadora: Profa. Dra. Gisele Ferreira Tiryaki

**SALVADOR
2025**

Ficha catalográfica elaborada por Valdineia Veloso CRB 5/1092

J58 Jesus, Welerson Silvio Souza de
Inovações disruptivas no mercado de trabalho brasileiro: panorama atual e perspectivas / Welerson Silvio Souza de Jesus. – Salvador: 2025.

62f.; il.; fig.; tab

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciências Econômicas) - Faculdade de Economia, Universidade Federal da Bahia, 2025

Orientador: Prof^a. Dr^a. Gisele Ferreira Tiryaki

1. Mercado de trabalho - Brasil 2. Inteligência artificial
3. Automação I. Título II. Tiryaki, Gisele Ferreira III.
III. Universidade Federal da Bahia

CDD 338.064

WELERSON SILVIO SOUZA DE JESUS

**INOVAÇÕES DISRUPTIVAS NO MERCADO DE TRABALHO BRASILEIRO:
PANORAMA ATUAL E PERSPECTIVAS**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal da Bahia (UFBA), como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas.

Aprovado em 18 de dezembro de 2025.

Banca Examinadora



Documento assinado digitalmente

GISELE FERREIRA TIRYAKI
Data: 06/01/2026 15:03:58-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Gisele Ferreira Tiryaki
Universidade Federal da Bahia – UFBA



Documento assinado digitalmente

DIANA LUCIA GONZAGA DA SILVA
Data: 06/01/2026 15:54:16-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Diana Lúcia Gonzaga da Silva
Universidade Federal da Bahia – UFBA



Documento assinado digitalmente

CLAUDIA SA MALBOUISSON ANDRADE
Data: 09/01/2026 13:01:12-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Cláudia Sá Malbouisson Andrade
Universidade Federal da Bahia – UFBA

À minha mãe.

RESUMO

A implementação da IA generativa e o processo de automação das tecnologias disruptivas atuais beneficiam os consumidores via maior oferta, diversificação e barateamento de bens e serviços. No entanto, esses avanços também podem gerar impactos negativos: desemprego estrutural, reduções salariais e queda na taxa de participação do trabalho na economia. O presente trabalho deriva um indicador de exposição à automação (o IEA) visando estimar uma análise macroeconômica dos impactos da IA e da automação em dez setores econômicos nos estados brasileiros de 2022 a 2024, utilizando o mercado de trabalho brasileiro como estudo de caso e traçando-se um paralelo com a literatura econômica. Os resultados evidenciam que os setores mais intensivos em tarefas rotineiras (indústria de transformação, construção civil, agropecuária e transporte) são os mais expostos à automação, enquanto os intensivos em tarefas abstratas e cognitivas (administração pública e saúde e ensino) são os menos impactados. Por outro lado, quando a IA complementa o trabalho, ela impacta principalmente o setor de serviços, que é intensivo em tarefas cognitivas rotineiras. Além disso, as mulheres vinculadas a ocupações de nível qualificado tendem a ser menos prejudicadas do que homens pela adoção da tecnologia. E há disparidades regionais conforme observa-se o nível mais elevado de exposição à IA e à automação nos diferentes setores por estado.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Automação; Tecnologia; Mercado de Trabalho.

ABSTRACT

The implementation of generative AI and the automation process of current disruptive technologies benefit consumers through increased supply, diversification, and lower prices of goods and services. However, these advances can also generate negative impacts: structural unemployment, wage reductions, and a decrease in the labor force participation rate. This work derives an indicator of exposure to automation (the IEA) aiming to estimate a macroeconomic analysis of the impacts of AI and automation in ten economic sectors in Brazilian states from 2022 to 2024, using the Brazilian labor market as a case study and drawing a parallel with the economic literature. The results show that the sectors most intensive in routine tasks (manufacturing, construction, agriculture, and transportation) are the most exposed to automation, while those intensive in abstract and cognitive tasks (public administration, health, and education) are the least impacted. On the other hand, when AI complements work, it mainly impacts the service sector, which is intensive in routine cognitive tasks. Furthermore, women in skilled occupations tend to be less negatively impacted than men by the adoption of technology. And there are regional disparities, with higher levels of exposure to AI and automation observed in different sectors by state.

Keywords: Artificial Intelligence; Automation; Technologie; Labor Market.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Composição dos grandes setores no VAB do Brasil entre 2013-2017 e 2018-2022	33
Figura 2 – Composição dos grandes setores no VAB estadual por unidades federativas.....	35
Figura 3 – Distribuição percentual do estoque de vínculos formais por sexo nos anos de 2022 a 2024	36
Figura 4 – Proporção de trabalhadores formais por setores econômicos nos estados.....	37
Figura 5 – Proporção do estoque de vínculos formais por sexo e setores econômicos nos estados	38
Figura 6 – Proporção do estoque de vínculos por grau de instrução nos estados.....	40
Figura 7 – Percentual de indivíduos com nível superior completo por área de competência ..	41
Figura 8 – Distribuição do estoque de vínculos por sexo e nível de qualificação nos estados	42
Figura 9 – IEA-FL por estado federativo no Setor Secundário	46
Figura 10 – IEA-FL por estado federativo nos Setores de Comércio e de Administração Pública	48
Figura 11 – IEA-FL por estado federativo nos Setores de Serviços e de Agropecuária.....	50
Figura 12 – IEAG-FL por estado federativo.....	51
Figura 13 – IEAG-BL por estado federativo (Média)	55
Figura 14 – IEAG-BL por estado federativo (Mediana)	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Probabilidade de substituição dos postos de trabalho pela automação por setores econômicos: <i>forward-looking</i>	45
Tabela 2 – Probabilidade da complementaridade pela IA nas ocupações por setores econômicos: <i>backward-looking</i>	53

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	IMPACTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO MERCADO DE TRABALHO: UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA	12
2.1	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: NOÇÕES PRELIMINARES	12
2.2	A IA E O MERCADO DE TRABALHO: ASPECTOS DE SUBSTITUIÇÃO OU COMPLEMENTARIDADE?	14
2.3	DESDOBRAMENTOS POLÍTICOS E INSTITUCIONAIS DA DIFUSÃO DAS TECNOLOGIAS DISRUPTIVAS	20
2.4	IMPACTO DA IA SOBRE O MERCADO DE TRABALHO: PROGNÓSTICOS PRELIMINARES	23
3	METODOLOGIA	28
4	RESULTADOS	33
4.1	DIAGNÓSTICO PRELIMINAR	33
4.2	PERFIL DO MERCADO DE TRABALHO	35
4.3	ANÁLISE ESPACIAL: IMPACTOS DA AUTOMAÇÃO E DA IA NOS ESTADOS BRASILEIROS	44
4.3.1	Análise utilizando o IEA <i>forward-looking</i>	44
4.3.2	Análise utilizando o IEA <i>backward-looking</i>	52
5	CONCLUSÃO	57
	REFERÊNCIAS	59

1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, os avanços tecnológicos têm provocado alterações sem precedentes na conjuntura econômica global. Essas novas tecnologias são consideradas disruptivas porque reformulam o modo de produzir em múltiplos setores simultaneamente, sendo capazes não somente de elevar a produtividade econômica, mas também proporcionar maior bem-estar à sociedade através da disponibilidade de uma ampla variedade de produtos e serviços.

Os advenços tecnológicos implementados na área da saúde, por exemplo, foram capazes de ampliar substancialmente a expectativa de vida humana, seja pelo desenvolvimento de novos fármacos e vacinas, seja por melhorias na condição sanitária habitacional. Não há como discutir os impactos das tecnologias disruptivas sem traçar um paralelo histórico.

A partir da análise histórica apresentada por Acemoglu e Johnson (2024b), a Primeira Revolução Industrial, ocorrida no século XVIII, destacou-se pela introdução da máquina a vapor e pelo surgimento das indústrias, inaugurando uma nova era na produção. Já no século XIX, a Segunda Revolução Industrial trouxe avanços significativos com o uso dos combustíveis fósseis e da eletricidade, promovendo uma expansão ainda maior que a anterior. Esse período também foi marcado pela ascensão do capital financeiro, impulsionado pelas novas demandas produtivas. Por sua vez, a Terceira Revolução Industrial, no século XX, consolidou-se com o desenvolvimento dos computadores, das tecnologias de telecomunicações e da automação industrial, acompanhados de uma série de inovações que transformaram profundamente o final do século.

Atualmente, o mundo vivencia o fenômeno da Quarta Revolução Industrial, ou Indústria 4.0. Essa etapa de transição tecnológica dissocia-se das fases anteriores em função da velocidade e amplitude do impacto das suas novas tecnologias digitais, além da interdisciplinaridade da sua aplicação sobre a economia global. Esse movimento é impulsionado por avanços como a inteligência artificial (IA), a Internet das Coisas (IoT), a impressão 3D, o Big Data, a robótica avançada, a biologia sintética e a computação em nuvem.

De acordo com Schwab (2019), existem três razões que sustentam a existência de uma quarta revolução industrial: velocidade – em ritmo de escala exponencial e não linear, que gera novas tecnologias mais qualificadas, diferentemente das revoluções anteriores; amplitude e profundidade – a interdisciplinaridade e profusão de aplicação das tecnologias; e impacto sistêmico – grau de transformação sistemático dentro e entre países, empresas, indústrias e sociedade como um todo.

A inteligência artificial (IA) generativa tem se consolidado como uma das principais forças transformadoras do século XXI, redefinindo o modo como vivemos, trabalhamos e interagimos com o mundo. A sua difusão promove uma revolução na dinâmica dos processos produtivos diante da multidisciplinaridade de aplicação e do contínuo aprendizado dos algoritmos de inteligência, ou aprendizagem de máquinas (*machine learning* ou ML), atributos inerentes à tecnologia.

A adoção generalizada da IA em ambientes corporativo, industrial e no cotidiano dos indivíduos evidencia o alto potencial disseminador da tecnologia, oriundo do seu extenso grau de aplicação, evolução e integração dos sistemas de inteligência. No entanto, sua crescente influência também suscita desafios éticos, econômicos e sociais, como a automação de empregos, o uso responsável de dados e os impactos nas desigualdades globais.

Dada a capacidade crescente de aprendizado das máquinas na assimilação de padrões de execução de tarefas nas ocupações, torna-se cada vez mais relevante a compreensão das implicações do uso da IA e da automação no mercado de trabalho. Apesar das dificuldades em se mensurar o impacto das inovações na economia, como aponta Frank et al (2019¹), vários trabalhos já buscam capturar como essas novas tecnologias podem afetar o mercado de trabalho.

A IA e a automação têm o potencial de elevar a capacidade produtiva, reduzindo preços (Acemoglu; Restrepo, 2018; Besiroglu; Erdil, 2023; Cowen, 2018), assim como melhorar a qualidade, diversificação e a velocidade de entrega dos bens e serviços produzidos (Bessen, 2018; Varian, 2018). Esses efeitos positivos devem estimular a demanda por bens e serviços, contribuindo para a geração de empregos e o surgimento de novas ocupações.

Não obstante, essas inovações tecnológicas também podem provocar um efeito deslocamento do trabalhador em função da substituição de mão de obra por capital nas ocupações (Acemoglu; Kong; Restrepo, 2024; Acemoglu; Restrepo, 2018; Sachs, 2018). A principal consequência deste efeito é a redução da participação do trabalho no produto interno bruto (PIB), através do desemprego. O efeito pode ser ainda mais profundo se os trabalhadores deslocados enfrentam dificuldades de acessibilidade ao crédito e o ritmo da automação é rápida (Beraja; Zorzi, 2022).

Por outro lado, a IA também pode complementar, ao invés de substituir, o trabalho humano, pelo menos no curto prazo (Felten; Raj; Seamans, 2019). Neste caso, a tecnologia introduzida

¹ Os autores elencam as seguintes limitações: falta de dados, dificuldade de mensuração e incorporação dos processos de inovação em nível microeconômico aos modelos empíricos, e incompreensão da interação entre tecnologias cognitivas e a dinâmica econômica.

realiza parte das tarefas rotineiras – complementa – em uma ocupação de forma a permitir que o trabalhador possa se dedicar no aprimoramento e resolução das tarefas remanescentes, o que pode resultar em desigualdades na distribuição salarial entre os trabalhadores de alta, média ou baixa renda conforme o impacto da IA (Frey; Osborne, 2017; Georgieff, 2024).

Portanto, o objetivo deste trabalho é estimar os impactos agregados da adoção da IA (ou automação) na economia brasileira entre os anos de 2022 e 2024, através das suas implicações sobre o mercado de trabalho, e levando em consideração sua estrutura produtiva, a distribuição regional e setorial dos diferentes segmentos econômicos, e a alocação e qualificação da mão de obra nos diferentes estados do país.

A metodologia utilizada se baseia em duas métricas de impacto associada à adoção da IA: uma de caráter prospectivo que mensura a probabilidade de informatização dos empregos, por Frey e Osborne (2017), enquanto a outra, desenvolvida por Felten, Raj e Seamans (2019), associa o impacto do progresso recente da IA nas ocupações. Essas abordagens permitem verificar a ênfase nos aspectos de substituição ou complementaridade da tecnologia.

Desta maneira, o trabalho elabora um diagnóstico detalhado dos possíveis impactos dessas inovações tecnológicas sobre o mercado de trabalho local, ajudando na identificação de estados e setores que possam necessitar de maiores estratégias de políticas públicas a serem implementadas para a mitigação dos possíveis efeitos deletérios decorrentes da ampla difusão da IA na sociedade. O trabalho também contribui à literatura ao apresentar informações relevantes relacionadas aos impactos da IA na economia brasileira, pois é um tema cuja discussão é mais frequentemente associada a outros países².

Além deste capítulo introdutório, o trabalho se divide em mais quatro capítulos. O capítulo 2 discute toda a revisão da literatura pertinente ao tema. O capítulo 3 apresenta a metodologia adotada para a derivação do indicador de exposição à automação. O capítulo 4 descreve os resultados e o capítulo 5 discute as conclusões finais do estudo.

² Ver Autor, Levy e Murnane (2001), Autor e Dorn (2013), Acemoglu e Restrepo (2018), Frey e Osborne (2017), Felten, Raj e Seamans (2019), Georgieff (2024) e Filippucci, Gal e Schief (2024).

2 IMPACTOS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO MERCADO DE TRABALHO: UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA

Esta seção reúne as principais discussões referentes aos impactos da IA na economia a partir de uma ampla pesquisa de revisão bibliográfica, sendo subdividida em quatro subseções. Primeiramente, é abordado os conceitos fundamentais em auxílio ao entendimento geral sobre o que é a IA, bem como os seus elementos vinculados à área de ciência de dados.

Em seguida, são tratados os principais aspectos relevantes na dinâmica das possibilidades de interação da IA e seus efeitos tanto no aspecto estrutural produtivo quanto a nível dos indivíduos a partir da disseminação da tecnologia. Já na terceira subseção, é aprofundada a discussão acerca dos conflitos decorrentes da ampla adoção da IA e da automação e os seus desdobramentos institucionais e políticos por sua consequência.

Por fim, são apresentados os resultados registrados por evidência empírica em estudos mais recentes dedicados aos impactos da IA no mercado de trabalho.

2.1 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: NOÇÕES PRELIMINARES

Quando se discute os impactos da IA na economia, dois cenários opostos costumam ser idealizados. No primeiro, as inovações aumentam substancialmente a produtividade, resultando em maior abundância e lazer para os indivíduos. No segundo, há o receio de que a crescente adoção da IA leve a uma automação total, eliminando empregos, tornando o trabalho humano dispensável e deixando uma parcela significativa da sociedade na miséria.

O potencial disruptivo da IA e os seus efeitos no mercado de trabalho permeiam de incertezas e ambiguidades o futuro da humanidade. Portanto, para diagnosticar efetivamente seus impactos na economia e na sociedade, é necessário compreender conceitos, funcionamento, e como se integram e alteram a cadeia produtiva.

Taddy (2018) define a Inteligência Artificial (IA) como um sistema de inteligência que integra diversos algoritmos de machine learning, cada um projetado para executar uma tarefa específica de previsão, com o objetivo de resolver problemas complexos. A IA possui a capacidade de assimilar conhecimento em nível humano, por meio de leitura automatizada e visão computacional, utilizando essas informações para automatizar e acelerar atividades anteriormente realizadas exclusivamente por pessoas.

A IA também é entendida como uma tecnologia de previsão, que pode automatizar ou complementar aspectos de quase todos os trabalhos. A sua real inovação consiste na forma como os dados são utilizados, aprendendo e gerando conteúdo a partir deles. A automação de tarefas individuais tende a reduzir o número de empregos, mas os seus efeitos a longo prazo no mercado de trabalho dependem da capacidade da IA em aumentar a produtividade e a demanda por trabalho em alguns setores (Deming; Ong; Summers, 2025).

Sendo a IA, uma “ciência de ensinar máquinas a aprenderem capacidades humanas” (Bhaskar; Suleyman, 2023, s.p.); e a Inteligência Artificial Geral (IAG), “o ponto no qual uma IA pode realizar todas as habilidades cognitivas humanas melhor que os seres humanos mais inteligentes” (Bhaskar; Suleyman, 2023, s.p.); estabelece-se de forma bastante simples o grande diferencial de conceito entre ambas.

Enquanto a IA corresponde a um campo científico de estudo em que se busca realizar uma simulação da inteligência natural, a IAG compreende uma etapa mais avançada da própria IA aonde ela atinge poder cognitivo superior à capacidade humana dado o potencial crescente de processamento de informações das máquinas. Deste modo, ainda não há uma IAG no mundo, mas especialistas argumentam que já não é uma questão de ‘se’, mas de ‘quando’ essa tecnologia será alcançada (Korinek; Suh, 2024).

Segundo Varian (2018), o progresso notável dos recorrentes avanços derivados do aprendizado da IA, a machine learning, é fruto da natureza de não rivalidade no uso dos dados, isto é, o acesso aos dados é mais importante do que a sua propriedade. Deste modo, a manipulação dos dados é imprescindível à tecnologia, moldando seu desenvolvimento e levantando dilemas resultantes a partir das suas necessidades de inovação.

O armazenamento e o tratamento de dados na ciência da informação seguem o conceito de uma “pirâmide de dados”, que conecta dados, informações e conhecimento. Na base da pirâmide está a coleta de dados, seguida pela etapa de análise. Em sequência, ocorre o estágio de aprendizado, resultado da interação entre os níveis anteriores. No topo da pirâmide, encontra-se a etapa de ação, na qual a tecnologia é implementada (Varian, 2018).

Agrawal, Gans e Goldfarb (2022) destacam que o grande diferencial da tecnologia de IA situa-se na capacidade de previsão das máquinas. A previsão é um insumo para a tomada de decisão e formulação de estratégias de negócios, o que orienta os gestores, auxiliando-os com a minimização de incertezas e trazendo melhoria na eficiência das suas atividades. É sob este paradigma que Agrawal, Gans e Goldfarb (2022) fundamentam a economia da IA.

Logo, Agrawal, Gans e Goldfarb (2022) definem que a economia ajuda a entender como a redução dos custos de previsão afetam as empresas. À medida que a IA aprimora e torna as previsões mais acessíveis, as firmas empregam a tecnologia cada vez mais na tomada de decisões estratégicas. Os setores de logística e de venda estão entre os mais potencialmente impactados, uma vez que uma previsão mais acessível otimiza o gerenciamento de estoques e permite a melhor previsão da demanda dos consumidores, reduzindo custos e burocracias de encomendas, por exemplo.

2.2 A IA E O MERCADO DE TRABALHO: ASPECTOS DE SUBSTITUIÇÃO OU COMPLEMENTARIDADE?

A tecnologia é vista como uma forma ou maneira de execução de um processo na produção de bens ou oferta de serviços. Inovações tecnológicas promovem a otimização na gestão de recursos, elevando a oferta de bens e serviços, possivelmente com menores custos. Desde os tempos antigos a humanidade faz uso de capital – insumo utilizado na obtenção de uma mercadoria final – em seu processo laboral visando maior eficiência ou redução de sua fadiga.

A invenção da roda facilitou o transporte e elevou o número de cargas conduzidas; a enxada, facilitou o emprego da agricultura; o moinho d'água permitiu o escoamento de águas em terras encharcadas, moer grãos, irrigar campos ou gerar eletricidade; já os drones, possibilitam táticas de guerra com foco mais preciso e sem perda de efetivo militar.

De acordo com a dinâmica entre a tecnologia e o mercado de trabalho através da computação entre 1960 e 1998, Autor, Levy e Murnane (2003) estabelecem a importância da segmentação por tarefas nas ocupações. Os autores destacam que os computadores podem substituir mais facilmente tarefas rotineiras, seja de natureza manual (mecânica) ou cognitiva (padrão lógico); enquanto nas tarefas não rotineiras, que envolvem atributos de comunicação interpessoal e de abstração elevada, a tecnologia tende a auxiliar o trabalhador na ocupação, aumentando a sua eficiência e produtividade.

Deste modo, Autor, Levy e Murnane (2003) mostram que o impacto da automação se concentra na natureza das tarefas das ocupações e não simplesmente em um aspecto de cunho setorial das atividades econômicas. Além disso, eles evidenciam o papel do nível de escolaridade dos indivíduos: trabalhadores ligados a ocupações mais intensivas em tarefas não rotineiras possuem renda mais elevada e tende a ser mais beneficiados pela automação.

Um aspecto crucial da automação é que a aprendizagem de máquinas se difunde de forma mais rápida em ocupações associadas a tarefas rotineiras (Chernoff; Warman, 2020; Cortés *et al.*, 2024). Assim, ocupações que exigem menor grau de especialização ou instrução dos indivíduos possuem maior propensão de serem desempenhadas por capital. Por outro lado, funções cujo desempenho requer níveis mais elevados de instrução ou habilidades cognitivas são menos expostas à automação, dada a dificuldade de assimilação de tarefas complexas pela IA (Acemoglu; Restrepo, 2018; Furman, 2018; Goolsbee, 2018).

O setor de comércio, altamente gerador de postos de trabalho, é bem representativo, pois usualmente incorpora tecnologias digitais facilitadoras de tarefas seja com: robôs, que já realizam a maior parte do trabalho de alocação e transporte de mercadorias em depósitos de armazenagem da Amazon; o uso de IA no teleatendimento, com constantes desenvolvimento nos algoritmos para aprimorar a experiência e a satisfação dos clientes; ou pela introdução de caixas de autoatendimento em lojas de departamentos, obtendo ganhos de eficiência ao reduzir filas de consumidores.

Já nas áreas que necessitam de maior nível de competências, presenciamos um rápido avanço da IA na oferta de serviços complementares, que não só elevam a proficiência e qualidade na execução do trabalho, como também criam exigências de aquisição de novos conhecimentos para o consequente manuseio da tecnologia de ponta. A medicina hoje adota uma série de modernas tecnologias, e, por conseguinte, abre novos horizontes de estudos, como a neurociência computacional.

O processo de substituição de trabalhadores por capital (robôs e máquinas, algoritmos ou sistemas de softwares) na realização de funções nas ocupações – a automação – é responsável por gerar um efeito deslocamento do trabalhador, em meio a dificuldades de internalização das firmas, e tem sido objeto de estudo por diversos pesquisadores (Acemoglu; Kong; Restrepo, 2024; Acemoglu; Restrepo, 2018; Sachs, 2018).

Segundo Beraja e Zorzi (2022), uma das principais consequências negativas da automação é a redução da participação do trabalhador no PIB, visto que quando o trabalhador é substituído pelo capital em determinada tarefa, ele enfrenta duas fricções: a realocação lenta, pois os trabalhadores enfrentam barreiras de mobilidade na busca de novos empregos; e restrições de acesso ao crédito, o que compromete a sua renda futura e dificulta a manutenção de seu padrão de consumo e preferências.

Sob a mesma ótica, Restrepo (2023) destaca a automação como um potencial impulsionador do declínio da participação do trabalho e das mudanças nas estruturas ocupacionais e salariais observadas desde a década de 1980. O autor desenvolve um modelo de tarefas que evidencia a queda da demanda por trabalho, na participação da mão de obra e nos salários reais dos trabalhadores deslocados das firmas adotantes, através do efeito deslocamento do trabalhador.

Todavia, é importante salientar que a automação, igualmente, propicia avanços que defrontam com as adversidades citadas anteriormente. Acemoglu e Restrepo (2018) destacam que produtividade, acumulação de capital, aprofundamento da automação, e, especialmente, a criação de novas tarefas intensivas em mão de obra; ainda que não superem, seriam forças capazes de contrabalancear o efeito deslocamento ao amenizar as suas consequências nocivas.

O efeito produtividade diz respeito a maior eficiência produtiva em decorrência da substituição do trabalho por capital. Se uma parte ou o total dos ganhos com a otimização dos processos forem empregados no próprio setor, a demanda por mão-de-obra aumenta, e assim, o efeito deslocamento causado pela automação é minimizado (Acemoglu; Restrepo, 2018).

Além disso, quando a IA expande a capacidade produtiva dos bens, embora exista a perda de empregos e redução salarial dos trabalhadores decorrentes da sua substituição na execução de tarefas, os indivíduos podem auferir ganhos pelo lado do consumidor via barateamento e qualificação dos bens produzidos. Segundo Cowen (2018), os efeitos do consumo podem ser mais igualitários do que os efeitos do deslocamento de empregos por meio da distribuição do excedente do consumidor.

Sob outra perspectiva, a acumulação de capital pode elevar o custo de uso do capital, estimulando a demanda por trabalho. Já o aprofundamento da automação, que consiste em se reinvestir em atividades que já foram anteriormente automatizadas, e que, portanto, não deslocam trabalhadores, promove a eficiência alocativa dos insumos, reduzindo custos e elevando a eficiência do capital. Isto resulta em um ganho de produtividade que pode estimular a demanda por trabalho em outros setores (Acemoglu; Restrepo, 2018).

A criação de novas tarefas intensivas em mão-de-obra é o efeito rival mais vantajoso e expressivo face ao efeito deslocamento. Presente ao longo das sucessivas inovações tecnológicas, é mais notória no advento da eletricidade e da internet – abrindo caminho para a criação de ocupações jamais imaginadas, dado o grande impacto transformador na sociedade com a sua difusão. A expansão comercial decorrente destes dois adventos permitiu drásticas

alterações na comunicação, produção, no transporte, inclusive nos aspectos transacionais – com a disponibilidade de sofisticados mecanismos digitais de engenharias financeiras e contábeis.

O grande diferencial da criação de novas tarefas se encontra na sua capacidade de reintegrar os trabalhadores deslocados pela automação, ampliando a demanda por trabalho e a sua taxa de participação do PIB a partir das novas necessidades produtivas e da criação de novas ocupações (Acemoglu; Restrepo, 2018).

Por exemplo, recentes aprimoramentos tecnológicos da IA, como o desenvolvimento de websites ou softwares de gerenciamento e controle de dados, estimularam a demanda por mão de obra especializada na execução de suas respectivas funções, que antes não existia. Outro caso é a disseminação das redes de *call centers*, que, com a facilitação da comunicação e crescimento dos negócios empresariais, faz uso de uma extensa rede de suporte que conecta, presencialmente ou remotamente, clientes e funcionários a pretexto da resolução de dúvidas e conflitos ou pesquisas de satisfação acerca de seus serviços.

Não obstante, os ganhos com a criação de novas tarefas e demais efeitos compensatórios não costumam ser superiores ao impacto da velocidade da automação no curto prazo. As novas ocupações enfrentam um hiato temporal entre a sua implementação e o treinamento dos indivíduos. Tal descompasso entre habilidades e tecnologia nos revela um desafio educacional futuro permanente (Acemoglu; Restrepo, 2018; Agrawal; Gans; Goldfarb, 2018).

Além disso, a desigualdade entre a relação capital-trabalho pode alimentar ainda mais os efeitos disruptivos da automação se a economia nutrir incentivos demasiados a investimentos de capital. Neste caso, subsídios a capitais podem intensificar as distorções, conduzindo a uma automação excessiva através da alocação ineficiente de fatores (Acemoglu; Restrepo, 2018; Beraja; Zorzi, 2022).

Então, para a minimização dos malefícios da automação pela sociedade, a economia torna-se dependente da adoção de políticas eficazes de requalificação e educação, como forma de combater a inevitável presença do deslocamento de trabalhadores decorrente do avanço da adoção da tecnologia (Acemoglu *et al.*, 2022; Furman, 2018).

No entanto, a adoção da IA necessariamente não significa sempre a substituição de trabalhadores nas ocupações. Há um outro aspecto inerente bastante comum das tecnologias disruptivas atuais em seu impacto sobre os trabalhadores nas ocupações, o da complementaridade. “Seguindo Goldin e Katz (1998), referimo-nos à complementaridade

tecnologia-habilidade ou capital-habilidade quando uma nova tecnologia ou capital físico complementa o trabalho qualificado em relação aos trabalhadores não qualificados” (Frey; Osborne, 2017, p. 256)³.

Felten, Raj e Seamans (2019) apontam que a IA, ao complementar o trabalho humano em muitas situações, especialmente em ocupações que exigem habilidades avançadas em software, pode aprofundar a polarização do emprego ao beneficiar mais as ocupações de alta renda, com maiores aumentos salariais, em detrimento das ocupações de rendas mais baixas.⁴

Segundo Frey e Osborne (2017), uma explicação para esse fenômeno de polarização seria a de que a expansão do emprego de alta qualificação pode ser explicada pela queda nos custos da execução de tarefas rotineiras por computadores, o que termina por complementar os serviços de enfoque mais abstrato e criativo.

Deste modo, quando softwares e computadores executam as tarefas rotineiras terminam por complementar o desenvolvimento de tarefas mais criativas e abstratas, elevando a produtividade marginal dos trabalhadores de maior qualificação (Frey; Osborne, 2017). O resultado a partir disso, na visão dos autores, é um mercado de trabalho mais concentrado em ocupações cognitivas de alta renda e manuais de baixa renda, assim como da redução do número de empregos rotineiros de renda média.

Além da limitação da IA na automatização de tarefas complexas que envolvam o raciocínio humano abstrato, há outro elemento-chave que garante vantagem comparativa do trabalho ante a tecnologia: as preferências humanas. Segundo Goolsbee (2018), a inércia é uma poderosa força que retarda o avanço tecnológico, uma vez que os indivíduos privilegiam a interação humana na execução de certas atividades e na aquisição de serviços, em desfavor da mesma ser efetuada pela IA.

Essa vantagem comparativa humana oriunda das preferências evidencia-se na execução de atividades que, por mais que possam ser automatizadas, enfrentam resistência por parte dos indivíduos (Furman, 2018). Indivíduos podem preferir um serviço de atendimento personalizado empreendido por um semelhante ao efetuado por máquinas.

No que se refere aos impactos da automação no desempenho de curto e longo prazo na economia, a maioria dos economistas concorda que os efeitos disruptivos tendem a ser mais

³ Tradução nossa.

⁴ Os autores identificam uma forte correlação positiva no crescimento de empregos e salários de ocupações de alta renda com o indicador de exposição à IA derivado por eles (*Ibidem*).

expressivos no curto prazo e amenizados ao transcorrer do tempo, por efeitos compensatórios e outras variáveis exógenas imprevistas. Entretanto, alguns destes choques disruptivos de curto prazo podem ser prolongados, até mesmo por décadas, enquanto a realocação de trabalhadores afetados não acontece (Agrawal; Gans; Goldfarb, 2018; Furman, 2018).

De acordo com Besiroglu e Erdil (2023), a IA possui o potencial de reacender a dinâmica de retornos crescentes da produção que historicamente levaram a um crescimento explosivo⁵, tal qual a Revolução Industrial. Entretanto, os autores também salientam a existência de diversas barreiras práticas, técnicas e sociais que podem moderar ou até mesmo impedir este crescimento econômico explosivo.

Os referidos autores apontam os seguintes argumentos favoráveis ao crescimento explosivo: *(i)* a automação pode levar a um regime de retornos crescentes de escala – logo, a eficiência e a produção podem aumentar exponencialmente⁶ –; *(ii)* o estoque de trabalhadores digitais, como os sistemas de IA, pode ser expandido muito mais rapidamente do que a força de trabalho humana, aumentando a produção; e *(iii)* a automação rápida pode ocorrer em um curto espaço de tempo, resultando em um aumento massivo na produção. Em contrapartida, Besiroglu e Erdil (2023) indicam a existência de diversas barreiras práticas, técnicas e sociais que podem moderar ou até mesmo impedir o possível crescimento econômico explosivo, tais como a presença de regulamentações governamentais que podem desacelerar o avanço da IA ou gargalos produtivos que limitam o crescimento da indústria.

Os autores também salientam a superestimação no progresso tecnológico da IA. Na visão deles, os avanços em pesquisa e desenvolvimento (P&D) podem ser mais desafiadores do que o previsto, inovações anteriores não levaram a uma aceleração do crescimento e problemas de alinhamento entre objetivos humanos e a IA, além da capacidade das preferências humanas serem persistentes, tendem a reduzir a adoção da tecnologia.

⁵ Um crescimento de ordem de magnitude maior do que o típico das economias de fronteira atuais. Especificamente, definido como o produto mundial bruto real (GWP) anual superior a 130% de seu valor máximo em todos os anos anteriores.

⁶ Esta hipótese denota uma junção do efeito produtividade e aprofundamento da automação discutidos anteriormente.

2.3 DESDOBRAMENTOS POLÍTICOS E INSTITUCIONAIS DA DIFUSÃO DAS TECNOLOGIAS DISRUPTIVAS

As transformações políticas e institucionais via impactos da automação e da IA suscitam vários debates entre especialistas e pesquisadores. A automação acarreta efeitos benéficos e nocivos na sociedade a depender do caráter ambíguo dos resultados decorrentes da sua inserção. Essas particularidades encontram-se atreladas a interesses de agentes que coordenam e realizam a decisão de inserção das novidades tecnológicas, sendo estas organizações de âmbito privado ou público.

Um retrospecto diante das grandes transformações produtivas permite comparar acontecimentos similares ao período atual. Por exemplo, quando houve a introdução de maquinário no processo fabril, apesar do inegável aumento na produtividade dos setores, a situação não proporcionou uma grande melhoria para os trabalhadores. Houve estagnação ou declínio dos seus salários, perda de sua autonomia; e o monitoramento e regime do trabalho tornaram-se mais intensos (Acemoglu; Johnson, 2024a).

Essas características são próprias da relação entre capital e trabalho, intrínsecas ao processo de automação e à inteligência artificial em geral. Elas fomentam o debate sobre a distribuição dos benefícios dessas tecnologias, que depende diretamente da articulação de interesses por parte de quem as controla. Para Frey e Osborne (2017), o equilíbrio entre a preservação de empregos e o progresso tecnológico está vinculado ao equilíbrio de poder na sociedade, ou seja, como os ganhos do progresso tecnológico são distribuídos.

Neste sentido, Acemoglu e Johnson (2024b) apresentam inúmeras situações em que novas invenções não contribuíram com o compartilhamento de prosperidade na sociedade: a revolução tecnológica no cultivo de algodão propiciou a maior exploração de povos negros escravizados trazidos da África⁷; o desenvolvimento de compostos químicos (fertilizantes) que propiciou a melhoria dos rendimentos agrícolas também ocasionou mutilações severas na Primeira Guerra Mundial; a Revolução Industrial gerou muita riqueza aos proprietários, acompanhada de estagnação da renda e aumento das horas de trabalho dos operários; e avanços computacionais das últimas décadas enriqueceram uma parcela minoritária de magnatas, com declínio na renda de uma maioria de americanos que não possuem ensino superior.

⁷ A invenção do descaroçador de algodão por Eli Whitney (1793) elevou a produtividade do cultivo e expandiu as fazendas do sul estadunidense, tornando-o o maior exportador mundial do insumo.

A adoção da automação costuma ser mais frequente nas organizações empresariais da esfera privada, com o Estado assumindo um papel mais voltado a intermediador ocasional na orientação de diretrizes ou fomento às atividades – excetuando-se, obviamente, casos nos quais a própria entidade pública efetiva a implantação de tecnologias, como investimentos nas áreas de segurança pública, saúde, educação ou defesa nacional, a exemplificar.

Por sua vez, o progresso da IA, mediante o aperfeiçoamento do aprendizado das máquinas na coleta e tratamento dados, ocorre de forma mais precisa e célere à medida que o ambiente de mercado proporciona um maior fluxo na circulação de informações e facilidade de acesso a elas. Desta maneira, o excesso de regulamentações que abrangem os direitos à privacidade dos dados dos indivíduos configura-se numa barreira que pode retardar o investimento em IA por parte das empresas (Agrawal; Gans; Goldfarb, 2018).

Segundo Agrawal, Gans e Goldfarb (2018), há dois tipos de implicações políticas face aos avanços na tecnologia de IA: políticas que afetam os padrões de difusão da IA e políticas que abordam as consequências desta difusão. Desta forma, as três categorias que afetarão a difusão da IA são:

- **Privacidade:** o aprimoramento da tecnologia depende da liberdade da disponibilidade dos dados, porém, a coleta e o uso destes têm o potencial de prejudicar os indivíduos se eles não estiverem totalmente cientes de como os seus dados estão sendo manipulados. Desta maneira, o excesso de regulamentação retarda a difusão da IA, embora conflite com a segurança e sigilo das informações dos indivíduos.
- **Comércio:** muitos países veem os investimentos em IA como estratégicos. Se a política de privacidade ideal para a difusão da IA for relativamente frouxa, os países com essa particularidade podem desenvolver uma vantagem de curto prazo (países reduzem a privacidade para se anteciparem uns aos outros em IA). Em termos de política comercial, acordos comerciais internacionais podem ser alternativas para se mitigar desvantagens entre países.
- **Responsabilidade:** na ausência de regras claras de responsabilidade para produtos de IA que envolvam muitos produtores, as empresas podem não investir na tecnologia. Portanto, o receio de maiores responsabilidades legais freia o investimento na IA.

Quanto às políticas que abordam a consequência da difusão, à medida que a IA se difunde, há consequências: nos empregos, o ajuste pode ser lento, frente ao efeito deslocamento do trabalhador; na desigualdade, desequilíbrios na relação de participação capital-trabalho e nos

níveis educacionais dos indivíduos, suas competências; e na competição, como a existência de conluios algorítmicos entre empresas (Agrawal; Gans; Goldfarb, 2018).

Nesse sentido, o progresso no aprendizado das máquinas abre espaço para eventuais conluios algorítmicos nas estratégias de ajuste de preços realizados pelas empresas, ocasionando ineficiências de mercado e exigindo a atuação e financiamento robusto das instituições governamentais com mecanismos antitrustes (Agrawal; Gans; Goldfarb, 2018; Goolsbee, 2018; Varian, 2018).

Há inúmeras situações em que o melhor funcionamento das atividades empresariais requer intercâmbio flexibilizado de dados. Na área da saúde, por exemplo, a criação de plataformas de unificação de dados de usuários em um sistema central proporciona a comunicação e acompanhamento regular do estado de saúde dos pacientes. Já os serviços de pesquisas algorítmicas, que visam detalhar preferências de consumo dos indivíduos para ofertas de produtos ou mapeamento interativo de conteúdos digitais, são práticas usualmente empregadas por plataformas digitais, como redes sociais, serviços de streaming, E-commerce e marketplaces.

Em suma, a sociedade termina por lidar com um conjunto de *trade-offs*, seja por meio de conflitos entre privacidade e maior eficiência na gestão dos dados quanto em função da maior autonomia ou controle da tecnologia. Portanto, as escolhas são dependentes das necessidades e preferências da sociedade nos distintos países e a sua cultura na condução estratégica diante da tomada de decisões face ao manejo das tecnologias de IA (Agrawal; Gans; Goldfarb, 2022).

No entanto, há também outros impactos complexos das regulamentações relacionadas à inovação tecnológica. Uma legislação que amplifica a responsabilidade das empresas, além de deter a capacidade de frear investimentos na IA, também pode gerar incentivos de investimento em segurança, acarretando possíveis expansões na demanda por trabalho, mediante essas novas necessidades (Varian, 2018). Portanto, ainda que um ambiente regulatório possa limitar os investimentos em IA, ele também pode estimular a criação de empregos, ao incentivar as empresas a se adaptarem ao novo cenário legal.

Varian (2018) utiliza um artigo clássico de Anderson (1993) – que compara a política dos EUA e do Reino Unido com relação a caixas eletrônicas – para ilustrar esse impacto dúbio dos incentivos por leis de segurança. Nos Estados Unidos, parte-se do pressuposto que o usuário está certo, a menos que o banco possa comprovar que ele estava errado. Já no Reino Unido, o banco detinha a poder da razão, a menos que o usuário pudesse provar o contrário. Como

resultado dessas diferenças na atribuição de responsabilidades, os bancos dos EUA investiram em práticas de segurança, como câmeras de segurança, enquanto os bancos do Reino Unido não se preocuparam com medidas de precaução e controle.

Portanto, os formuladores de políticas públicas terão de lidar com a escolha entre mecanismos que promovem o avanço ou que desacelerem a automação ao longo do tempo. Essa decisão deve considerar a necessidade de mitigar impactos disruptivos, caso os efeitos negativos predominem, ou incentivar investimentos em IA e na qualificação dos indivíduos, em cenários favoráveis à expansão do bem-estar coletivo mediante maior eficiência e produção da economia.

2.4 IMPACTO DA IA SOBRE O MERCADO DE TRABALHO: PROGNÓSTICOS PRELIMINARES

Ainda que prever os resultados dos efeitos da IA e da automação na economia represente um desafio – dado às circunstâncias do embrionário e acelerado ritmo de transformação das novas tecnologias –, alguns elementos têm se tornado notabilizados por especialistas em sucessivos estudos.

Bessen (2018) argumenta que a demanda por produtos exerce um papel fundamental na determinação do impacto da IA e da automação nas ocupações. O autor utiliza um modelo econômico que analisa a elasticidade da demanda em relação a mudanças nos preços e na produtividade, visando identificar um padrão de crescimento e declínio dos empregos em indústrias afetadas por avanços tecnológicos (têxtil, siderúrgica e automotiva). Ele destaca que nas indústrias onde a demanda é altamente elástica, uma maior produtividade pode aumentar o número de empregos, pois a consequente redução de preços e melhoria na qualidade dos produtos eleva o consumo. Por outro lado, em mercados onde a elasticidade da demanda é baixa, a automação pode levar à redução de empregos.

De acordo com Bessen (2018), a demanda cresce de forma acelerada inicialmente, com a redução dos preços. No entanto, ao atingir um pico de saturação, a demanda começa a declinar, reduzindo o emprego. Logo, o impacto da IA no mercado de trabalho também depende da capacidade de resposta da demanda pelo produto, o que abre espaço para formulação de políticas que incentivem a inovação em mercados com potenciais de crescimento.

Em relação ao impacto da automação em diferentes grupos demográficos e educacionais, desigualdades podem ser potencializadas a partir do efeito derivado da adoção da tecnologia. A nível de competências, mediante o ritmo de automação de tarefas rotineiras mais acentuado, captura-se uma tendência de intensificação na aquisição de graus de instrução mais elevados por parte dos indivíduos na tentativa de fazer frente ao efeito da queda dos rendimentos salariais acarretados pela automação das atividades de nível educacional inferior (Furman, 2018; Sachs, 2018).

Cortés *et al.* (2024) apontam que, nas últimas quatro décadas, mulheres, especialmente as mais jovens, têm apresentado uma maior propensão do que os homens a migrarem para ocupações mais qualificadas – que exigem habilidades sociais e cognitivas – e com altos rendimentos. Deste modo, uma vez que a IA assimile de forma mais intensa as tarefas rotineiras, ocupações que detêm grau inferior de instrução e habilidade, os homens estarão mais expostos aos efeitos de desemprego pela IA.

Por sua vez, para Chernoff e Warman (2020), mulheres, especialmente os grupos de menores salários e escolaridade, estão mais propensas do que os homens a ocupações com maior exposição ao risco de transmissão viral, funções que exigem contato humano, e automação simultaneamente⁸. É verificado que a suscetibilidade a eventuais e novas crises pandêmicas possui o carácter de impulsionar a automação diante da necessidade de distanciamento social e consequente decisão das organizações de alternar a execução de suas operações presenciais para a modalidade remota, visando a continuidade das suas atividades.

A polarização no mercado de trabalho consiste num fenómeno onde a disparidade dos rendimentos salariais dos indivíduos de diferentes níveis de qualificação se intensifica (estrutura ocupacional com formato em U). Os efeitos disruptivos da IA e da automação podem interferir fortemente na dinâmica de distribuição dos rendimentos no mercado de trabalho por meio da substituição dos trabalhadores nas tarefas ou da complementaridade nas tarefas. Investigando este vínculo entre IA, habilidades humanas e rendimentos salariais, Felten, Raj e Seamans (2019) desenvolvem um indicador de mensuração de exposição ocupacional à IA, chamado AI Occupational Impact (AIOI).

Eles utilizam dois conjuntos de dados distintos: a base de dados da Electronic Frontier Foundation (EFF) AI Progress Measurement, que acompanha o progresso da IA em métricas de

⁸ Os autores investigaram a associação entre o risco de contágio da COVID-19 e o potencial de impacto da automação nas ocupações por grupos demográficos e diferentes regiões dos Estados Unidos.

diversas aplicações, e a da Occupational Information Network (O*NET), que descreve as habilidades ocupacionais nos Estados Unidos. Combinando essas informações, os pesquisadores criaram uma matriz que conecta aplicações específicas de IA (e.g. reconhecimento de imagem e tradução) às habilidades profissionais descritas no O*NET. Essa conexão foi estabelecida por meio de avaliações realizadas com trabalhadores da plataforma Amazon Mechanical Turk (mTurk) residentes no país.

O impacto da IA foi então calculado combinando o progresso em cada aplicação com as habilidades ocupacionais relevantes⁹. Esse impacto foi agregado por ocupação, considerando a importância e a prevalência de cada habilidade, e ajustado para evitar distorções em ocupações com muitas habilidades. Por fim, o indicador foi validado tanto qualitativamente, comparando ocupações mais e menos impactadas, quanto quantitativamente, analisando a adoção de habilidades relacionadas à IA. Dessa forma, o AIOI fornece uma medida estruturada do efeito da IA no mercado de trabalho.

Este indicador fornece evidências sugestivas não só de que a IA e o trabalho humano são complementares na maior parte dos casos, mas também que a IA impacta de maneira mais positiva ocupações de alta renda do que ocupações de baixa e média renda. Isso pode aumentar a desigualdade de renda¹⁰ e expandir a polarização no mercado de trabalho. Portanto, os autores enfatizam a importância de políticas de requalificação para mitigar os efeitos da automação e realizar uma efetiva correspondência entre as habilidades dos indivíduos e as novas necessidades do mercado (Felten; Raj; Seamans, 2019).

Em outro estudo, buscando compreender as ligações entre a IA e a desigualdade salarial em 19 países da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), no período de 2014-2018, Georgieff (2024)¹¹ identifica a existência de uma relação negativa entre a IA e a desigualdade salarial dentro das ocupações, e que, até o momento, a IA não afetaria a desigualdade salarial entre as ocupações¹².

O estudo utiliza dados de salário bruto por hora da EU Structure of Earnings Survey (SES) e do US Current Population Survey (US-CPS); e as taxas de crescimento são medidas entre 2014

⁹ Felten, Raj e Seamans (2019) optaram pelo uso de nove tipos de aplicações da EFF, que mensura o progresso tecnológico de 2010 a 2015; e 52 habilidades distintas da O*NET.

¹⁰ Ocupações que exigem habilidades avançadas de software.

¹¹ O trabalho utiliza a medida de mensuração de exposição ocupacional à IA desenvolvida por Felten, Raj e Seamans (2019), que mede o grau da exposição dependentes das habilidades que IA obteve mais progresso.

¹² Para dissociar os efeitos entre e dentro das ocupações, o autor decompõe a variável analisada a partir do Índice de Desigualdade de Theil.

e 2018. A desigualdade salarial é decomposta em dois componentes: a desigualdade entre ocupações, medindo as variações salariais médias entre diferentes ocupações; e a desigualdade dentro das ocupações, que avalia as variações salariais entre trabalhadores da mesma ocupação.

Por conseguinte, Georgieff (2024) aplica métodos estatísticos para correlacionar a exposição à IA com mudanças nos dois componentes da desigualdade salarial. É observado que a IA pode estar associada a uma redução na desigualdade dentro das ocupações, não havendo evidências de impacto significativo na desigualdade entre ocupações. Logo, trabalhadores de baixo desempenho obteriam maiores benefícios com o uso da IA tendo em vista que a IA incorpora habilidades de alto desempenho, o que termina por reduzir os diferenciais de produtividade dos trabalhadores.

Já o estudo de Frey e Osborne (2017), ao analisar o risco de suscetibilidade à informatização dos empregos norte-americanos, destaca que 47% dos empregos estadunidenses estão sob o risco. A maioria dos trabalhadores afetados estão ligados a ocupações de transporte, logística, produção e da área de escritório e de suporte administrativo. Além disso, eles constataram evidências de que salários e níveis de escolaridade exibem uma forte relação negativa com a probabilidade de informatização.

Utilizando a metodologia empregada por Frey e Osborne (2017), Albuquerque *et al.* (2019) analisaram a evolução do número de postos de trabalho no Brasil e estimaram a probabilidade de automação das ocupações, visando auxiliar profissionais e formuladores de políticas públicas. O estudo incorporou a base de dados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS)¹³ entre 1986 e 2017.

A metodologia se consistiu na unificação da classificação das zonas de trabalho da Occupational Information Network (O*NET), base de dados vinculado ao Departamento de Trabalho dos Estado Unidos (DOL), com a RAIS para cada Classificação Brasileira de Ocupações (CBO), e, com isto, foi realizado o uso dessa classificação como uma *proxy* do nível de automação das CBOs ao longo dos anos. Além disto, a opinião de 69 especialistas em aprendizado de máquinas foi coletada para embasar a estimativa das probabilidades de automação.¹⁴

¹³ Registro administrativo criado pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE), a RAIS contém informações como renda, nível educacional, idade, e ocupação dos trabalhadores (CBO), além da Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) das firmas, entre outras variáveis regionais.

¹⁴ Utilizaram um modelo de processo gaussiano para estimar a probabilidade de automação de cada ocupação.

Os resultados indicam que uma grande parcela das ocupações no Brasil pode ser automatizada nos próximos anos. As profissões com maior risco de automação apresentam uma tendência de crescimento, o que pode resultar em um elevado nível de desemprego se não houver preparação adequada por parte dos profissionais e do Estado. O estudo reforça a necessidade de políticas públicas para capacitar trabalhadores em áreas menos suscetíveis à automação e para lidar com a transformação significativa no mercado de trabalho que a automação pode trazer.

Desta forma, o trabalho visa verificar três elementos característicos ao impacto da automação e da IA utilizando o Brasil como estudo de caso. O primeiro é se os setores econômicos que possuem ocupações intensivas em tarefas rotineiras apresentam maiores níveis de suscetibilidade ao risco de automação. O segundo, se os setores que detêm mais ocupações intensivas em tarefas cognitivas ou abstratas podem ser mais beneficiados via aumento da produtividade do trabalhador a partir do grau de exposição pela IA. Por fim, observar o diferencial de impacto da tecnologia entre os trabalhadores por gênero e escolaridade.

3 METODOLOGIA

Primeiramente é realizado um diagnóstico para as variáveis econômicas brasileiras. Desta forma, são utilizados os dados das contas regionais estaduais do Ipeadata (IPEA, 2025) a partir das séries históricas de 2013 a 2022 do PIB estadual. A preços de mercado, e tendo 2010 como o ano base de referência, são apresentados os dados correspondentes aos três grandes setores¹⁵: Agropecuária, Indústria e Serviços.

O período de análise compreende dois blocos de quinquênios, o primeiro intervalo abrangendo os anos de 2013 a 2017 e o segundo, 2018 a 2022. A mediana de cada intervalo permite-nos uma observação mais precisa do comportamento econômico ao captar tendências estruturais, amenizando ruídos e volatilidades singulares, como as crises de recessão brasileira, de 2014 a 2016, e a pandemia de COVID-19, nos anos de 2020-2021.

O trabalho deriva dois indicadores de exposição à automação (IEA) em dez setores econômicos, ponderado pelos seus respectivos percentuais de trabalhadores, para mensurar a magnitude de impacto agregado da IA nos 27 estados brasileiros. No primeiro indicador, emprega-se valores probabilísticos do risco de suscetibilidade à informatização dos empregos de Frey e Osborne (2017). Já o segundo mensura o impacto positivo da IA sobre a remuneração e produtividade do trabalho (o *Score* de impacto ocupacional AIOI – Artificial Intelligence Occupational Impact), formulado por Felten, Raj e Seamans (2019).

Frey e Osborne (2017) partem de uma análise prospectiva, ou *forward-looking* (FL), isto é, um enfoque deliberado no impacto de substituição futura dos empregos em função da automação. Por outro lado, Felten, Raj e Seamans (2019) possuem uma análise mais retrospectiva, ou *backward-looking* (BL), buscando mensurar o impacto real agregado da IA recente – o que permite captar de forma mais adequada o efeito complementaridade da tecnologia.

Portanto, os indicadores de exposição à automação possuem uma estrutura similar, mas que se diferencia ao incorporar métricas de impacto da IA divergentes (FL e BL), tornando viável uma análise distinta entre os seus respectivos resultados, ao identificar os aspectos de substituição e complementaridade da IA nos setores e estabelecer conexões com a literatura econômica.

A base de dados utilizada é o estoque de vínculos formais da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) nos anos de 2022 a 2024, segmentados por setores econômicos e unidades

¹⁵ O período de 2013 a 2022 permite observar de forma mais precisa as tendências e os padrões das variáveis ao longo do tempo. Os anos de 2023 e 2024 não foram considerados por não se encontrarem disponíveis no Ipeadata.

federativas do Brasil¹⁶. A partir dos dados coletados, é calculada a mediana da participação percentual setorial do estoque de vínculos formais dos três anos.

Os dados da RAIS para o ano de 2024 são parciais, sendo desconsiderados os registros com Natureza Jurídica Especial correspondentes ao setor Público (Federal, Estadual, Municipal). Apesar de isso possibilitar a subestimação do indicador de exposição para o setor público no respectivo ano, a mediana do triênio (2022 a 2024) reduz significativamente essa distorção. Deste modo, é optado por manter os dados parciais da RAIS de 2024.¹⁷

Os setores econômicos utilizados seguem a padronização oficial da Comissão Nacional de Classificação (CONCLA/IBGE)¹⁸, com ajustes realizados por meio do desmembramento do setor de serviços em três agregações de subsetores, visando uma análise mais segmentada das atividades econômicas. Desta forma, resultam dez setores de análise:

- Agropecuária¹⁹;
- Indústria Extrativa Mineral;
- Indústria de Transformação;
- Serviços Industriais de Utilidade Pública²⁰;
- Construção Civil;
- Comércio (atacadista e varejista);
- Atividades Administrativas, Técnicas e Financeiras: abrange os subsetores de Instituição Financeira e de Atividades Administrativas, Técnicas e Profissionais;
- Saúde e Ensino;
- Outros Serviços: abrange os subsetores de Transporte e Comunicações e o de Alojamento e Alimentação²¹;
- Administração Pública.

A primeira métrica de IA, a probabilidade de informatização das ocupações, é proposta por Frey e Osborne (2017). Na busca por compreender os efeitos no mercado de trabalho por meio da informatização de ocupações nos Estados Unidos (EUA), em decorrência dos avanços recentes

¹⁶ O período de análise selecionado visa captar os impactos das transformações mais recentes da tecnologia, excluindo-se assim os períodos anteriores a 2022. Evita-se assim incluir o período da pandemia da COVID.

¹⁷ A divulgação da consolidação completa para o ano de 2024, agendada para o segundo semestre de 2025, não se encontra disponível até a presente data.

¹⁸ É utilizada a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) a nível de seções (dois dígitos).

¹⁹ Atividades agrícolas, pecuária, caça e pesca, aquicultura e exploração florestal.

²⁰ Eletricidade e gás; e água, esgoto, atividades de gestão de resíduos e descontaminação (seções C e D da CNAE, respectivamente)

²¹ Reunindo serviços pessoais, de cuidados e outros não especificados.

da Machine Learning (ML) e Mobile Robotics (MR) – Aprendizado das Máquinas e Robôs Móveis (autônomos) –, os autores estimaram a probabilidade de automação em 702 ocupações americanas e identificaram padrões de suscetibilidade ao risco.

A metodologia adotada pelos autores é baseada em uma classificação supervisionada, utilizando um Classificador de Processo Gaussiano (Gaussian Process Classifier) para a estimação da probabilidade de automação em cada ocupação. A base de dados utilizada é a da Occupational Information Network (O*NET), que reúne informações detalhadas sobre habilidades e tarefas exigidas em centenas de ocupações nos EUA. Para o modelo, um grupo de especialistas em ML e robótica classificaram manualmente 70 ocupações (10% do número total) para atender critérios técnicos de treinamento.

Posteriormente, aplicou-se uma extrapolação estatística para a previsão da probabilidade de automação das demais 632 ocupações. Subsequentemente, realizou-se uma análise de correlação para a busca de padrões estruturais no mercado de trabalho, através da relação entre o risco estimado de automação, o nível de escolaridade e os salários médios das ocupações (Frey; Osborne, 2017).

Já o AIOI, é uma métrica desenvolvida por Felten, Raj e Seamans (2019) visando quantificar a relação entre as habilidades exigidas nas ocupações e o progresso da IA em nove aplicações específicas²² entre 2010 e 2015 a partir de dois conjuntos de dados: os bancos de dados da EFF AI Progress Measurement e do O*NET.

Deste modo, os autores combinam esses dados, ao vincularem uma taxa de progresso para cada aplicação às 52 habilidades do O*NET através de uma pesquisa de *crowdsourcing* no MTurk, resultando em uma matriz que mensura o grau de associação entre cada aplicação de IA e cada habilidade ocupacional.

Com essa matriz, o progresso de cada aplicação é traduzido em impacto no nível da habilidade ao multiplicar a taxa de avanço pelo grau de associação e somar os efeitos das nove aplicações. Esse impacto é então agregado ao nível ocupacional, ponderado pela importância e prevalência das habilidades no O*NET. A soma ponderada resulta no impacto total da IA em cada ocupação.

O AIOI tem por principal finalidade identificar a relação entre a adoção da IA e os seus impactos nas ocupações. Felten, Raj e Seamans (2019) constata a presença de uma correlação positiva

²² Reconhecimento de fala, tradução, modelagem da linguagem, compreensão de leitura, geração de imagem, resposta visual a perguntas, reconhecimento de imagem, jogos de vídeo em tempo real e jogos de estratégia abstrata.

entre o crescimento dos salários de trabalhadores de alta renda mediante implementação da tecnologia. Desta forma, os autores observam que a curto prazo a IA tende a complementar essas ocupações ao invés de simplesmente substituir os trabalhadores.

Para calcular o indicador de exposição setorial – o IEA_s –, este trabalho utiliza os respectivos valores probabilísticos de informatização nas 702 ocupações da O*NET de Frey e Osborne (2017) ou os *Scores* do AIOI em 742 ocupações de Felten, Raj e Seamans (2019)²³.

Primeiramente, é construída uma matriz de correspondência identificando manualmente as principais ocupações vinculadas a cada setor²⁴. Assim, uma ocupação de criador de animais, por exemplo, terá a sua métrica associada ao setor agropecuário, e assim por diante.

Em seguida, é calculada a mediana dos resultados para cada um dos dez setores, sendo preferível à média para que os setores não tenham o seu indicador de impacto pela IA subestimados ou sobrevalorizados em função de *outliers*. O indicador de exposição à automação (IEA) setorial, é calculado da seguinte forma:

$$IEA_s = \frac{\sum_{t=1}^n p_t}{n}$$

Onde p_t pode assumir os valores da probabilidade de informatização de acordo com a análise *forward-looking* (FL) ou de acordo com o *Score* de AIOI para a análise *backward-looking* (BL); t é a ocupação e n é o número total de ocupações associada ao setor s .²⁵

Calculado o IEA setorial, deriva-se o IEA de cada unidade da federação, de acordo com a quantidade de postos de trabalho de cada setor, em cada estado:

$$IEA_{s,i} = IEA_s \frac{V_{s,i}}{VT_i}$$

$IEA_{s,i}$ representa o grau de exposição do setor s na unidade federativa i , onde $V_{s,i}$ é o total de vínculos de trabalho no setor s no estado i , e VT_i corresponde ao total de vínculos de trabalho

²³ Os dados são obtidos no apêndice dos respectivos trabalhos. Para Felten, Raj e Seamans (2019), constam 736 ocupações, um índice de dados faltantes ou ignorados, embora os autores não tenham explicitado.

²⁴ Salienta-se que para uma vinculação mais precisa entre as ocupações e setores é necessário o uso das CBOs. Ademais, assume-se a homogeneidade entre os trabalhadores norte-americanos e brasileiros a critério de análise. Assim, são aplicadas as métricas do O*NET não incorporando os diferenciais produtivos das ocupações entre países.

²⁵ Só foram incluídas ocupações identificadas pelos estudos previamente indicados.

em todos os setores no estado i . A razão $\frac{V_{s,i}}{VT_i}$ representa a mediana do percentual de vínculos formais do setor em relação ao total de vínculos no estado entre 2022 e 2024.

Por fim, para calcular o grau de exposição de cada unidade federativa, calculou-se a média dos $IEA_{s,i}$ para cada estado. Denominado de indicador de exposição à automação geral (IEAG), ele permite a comparação agregada do nível de exposição à IA simultaneamente em todos os setores entre as unidades federativas. Desta vez, é utilizada a média, pois os desvios evidenciam a desproporção na magnitude do indicador entre os setores.

Portanto, o IEA-FL, baseado na métrica de Frey e Osborne (2017), realiza uma análise da probabilidade futura de substituição dos empregos pela automação. Já o IEA-BL, baseado em Felten, Raj e Seamans (2019), visa mensurar o impacto potencial da IA em ampliar a produtividade nas ocupações – o aspecto de complementaridade da tecnologia. Para a elaboração dos mapas e análises espaciais, utilizou-se o software GeoDa, desenvolvido por Anselin (2020).

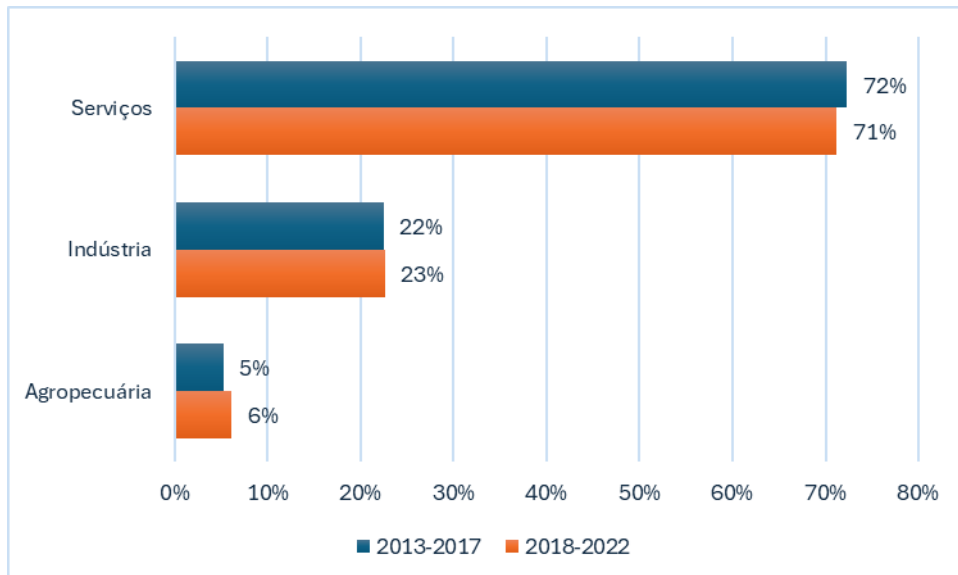
4 RESULTADOS

Organizada em duas partes, este capítulo apresenta os resultados do trabalho. A primeira parte consiste em um diagnóstico preliminar das variáveis relevantes que, de acordo com a literatura, permitem inferir os impactos da IA e da automação na geração de emprego no Brasil. Já na segunda parte, é feita a análise do grau de exposição à automação e à IA nos diferentes segmentos de atividades econômicas do país por estados, mediante o uso dos indicadores previamente descritos.

4.1 DIAGNÓSTICO PRELIMINAR

O Brasil apresenta uma composição homogênea da participação dos três grandes setores (Agropecuária, Indústria e Serviços) no Valor Adicionado Bruto (VAB) ao longo do período de análise, entre os anos de 2013 e 2022 (Figura 1). O setor de serviços lidera com percentuais acima de 70% do VAB do país nos dois intervalos da mediana de cinco anos entre 2013 e 2022, ainda que com um declínio de aproximadamente 2 pontos percentuais no intervalo mais recente. Essa retração é compensada pelo crescimento de cerca de 1 pp nos demais setores.

Figura 1 – Composição dos grandes setores no VAB do Brasil entre 2013-2017 e 2018-2022



Fonte: Elaboração própria a partir de dados das séries históricas do PIB estadual da agropecuária, indústria e serviços do IPEADATA (2025a; 2025b; 2025c).

A nível estadual, observa-se, mais uma vez, o predomínio generalizado do setor de serviços. Conforme a Figura 2 (a e b), serviços alcança uma porção superior a 50% do VAB em todos os estados mesmo com uma heterogeneidade na composição setorial entre eles. Esse resultado condiz com a tendência global de crescimento expressivo do peso de serviços no PIB das economias nas últimas três décadas (Nayyar; Hallward-Driemeier; Davies, 2021)²⁶.

Amazonas, Pará e Espírito Santo são os estados com maior representatividade industrial no VAB estadual. O estado do Amazonas possui uma produção industrial fortemente influenciada pelas indústrias extrativas e de transformação, produzindo itens diversificados desde produtos de informática, eletrônica e ópticos; derivados de petróleo e combustíveis; a borracha e materiais plásticos, equipamentos elétricos e máquinas; e bebidas (CNI, 2025a).

O desempenho substancial do setor industrial amazonense é impulsionado por um modelo de desenvolvimento regional com incentivos fiscais instaurado em 1957, a Zona Franca de Manaus (ZFM). A ZFM tem por estratégia garantir a integração nacional, atraindo a população para áreas com baixa densidade populacional e dinamizar a industrialização fora do eixo Sudeste (Aracaty; Lucas; Oliveira, 2021).

Atualmente, a Zona Franca de Manaus é composta por três eixos econômicos: comercial, industrial e agropecuário, tendo o Polo Industrial de Manaus como sua principal base de sustentação, representando cerca de 80% do PIB do Estado do Amazonas (Aracaty; Lucas; Oliveira, 2021).

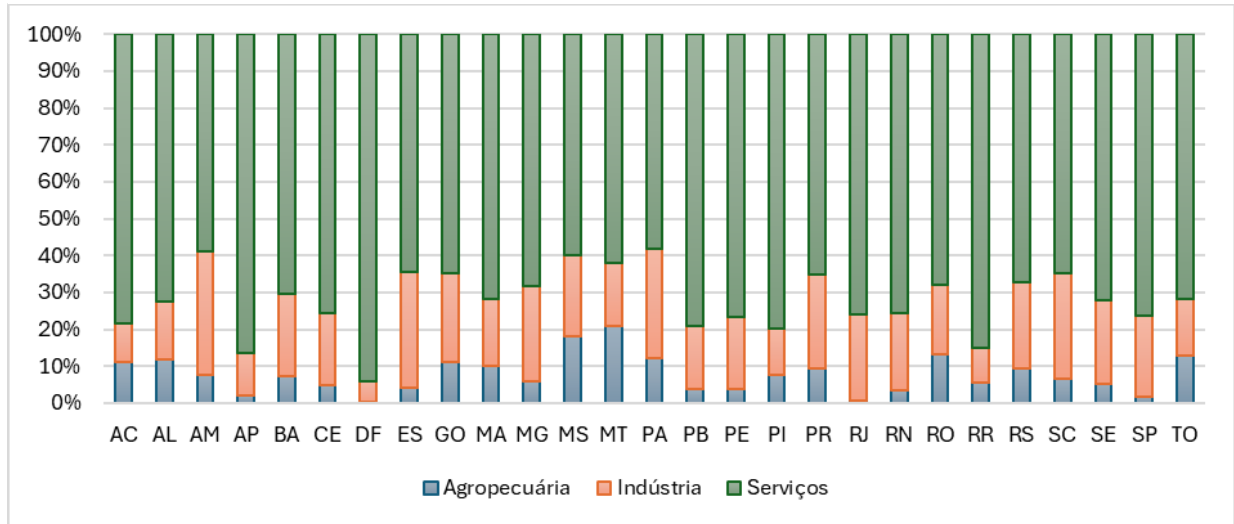
Em relação ao Pará, a atividade no setor industrial mais relevante do estado é a indústria extrativa, produzindo minério de ferro, alumínio (bauxita), madeira, carvão vegetal e lenha, açaí, castanha-do-pará e palmito (BCB, 2013). Enquanto no Espírito Santo, os segmentos industriais mais expressivos são os de construção, extração de minerais e metálicos, metalurgia, serviços industriais de utilidade pública e minerais não-metálicos; sendo o crescimento de metalurgia o maior entre os anos de 2021 e 2022 (CNI, 2025b).

Já no setor agropecuário, os estados de Mato Grosso e Mato Grosso do Sul consolidam os maiores VABs dos estados durante todo o período analisado. Porém, o destaque centra-se no próprio estado do Mato Grosso, juntamente com o estado de Tocantins, ambos tiveram um

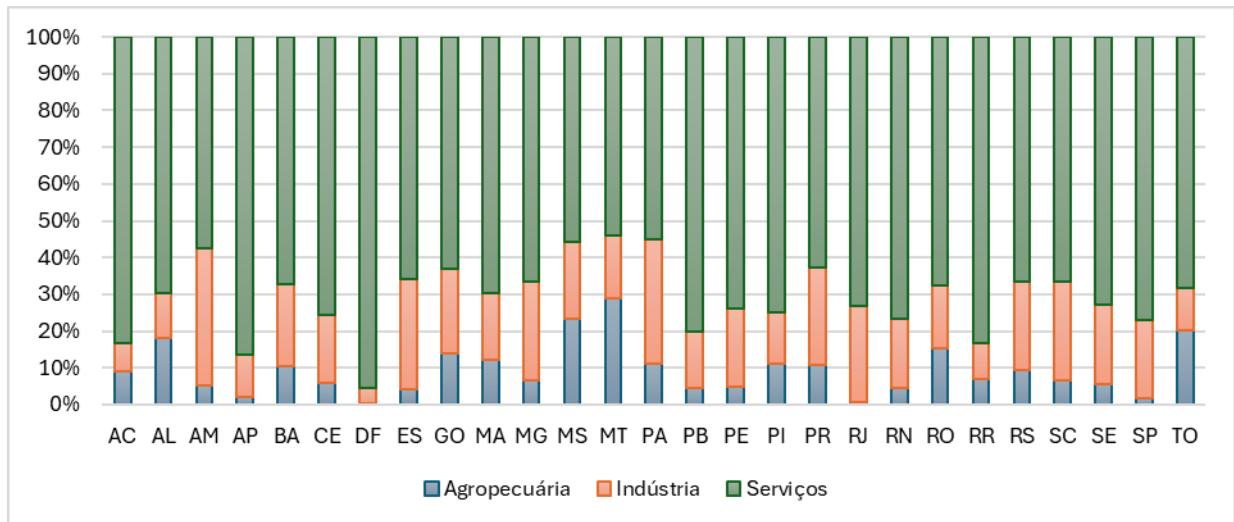
²⁶ Somente em 2021, o setor de serviços nas economias em desenvolvimento representava 55% do PIB e 45% do emprego em média (NAYYAR; HALLWARD-DRIEMEIER; DAVIES, 2021).

crescimento de 72,5% e 81%, respectivamente no VAB do setor entre os dois intervalos de tempo.

Figura 2 – Composição dos grandes setores no VAB estadual por unidades federativas



(a) 2013-2017



(b) 2018-2022

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IPEADATA (2025a; 2025b; 2025c).

4.2 PERFIL DO MERCADO DE TRABALHO

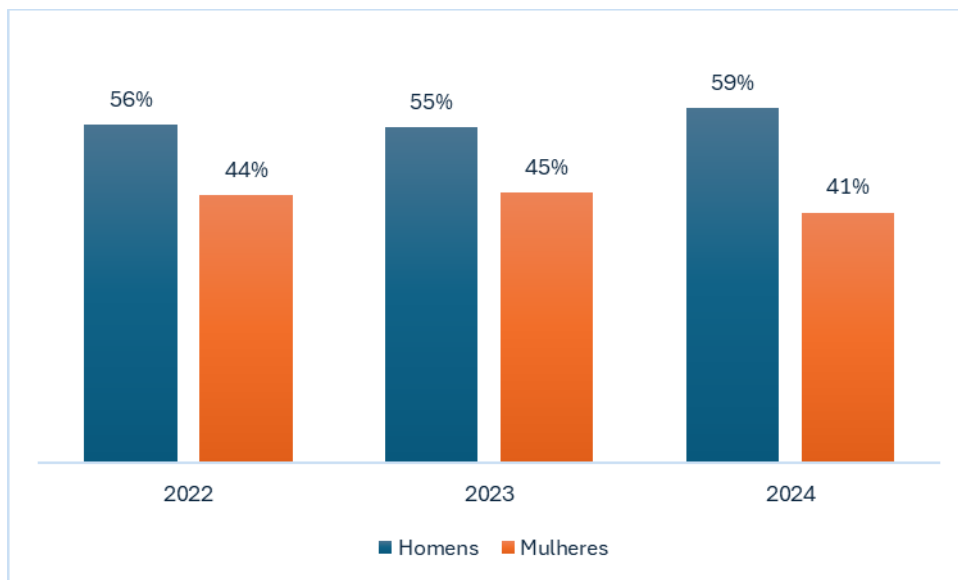
De acordo com os dados do Censo 2022 do IBGE (2025)²⁷, o Brasil possui uma população residente de cerca de 203 milhões de pessoas, sendo 51,48% delas compostas por mulheres. Os dados também indicam que, dentre as pessoas com idade igual ou superior a 18 anos, cerca de

²⁷ Censo 2022: Educação - Resultados preliminares da amostra.

16,8% possuem ensino superior completo, 35,8% e 15,4%, possuem, pelo menos, ensino médio e fundamental completo, respectivamente (o restante corresponde a indivíduos sem algum grau de formação ou fundamental incompleto).

Em relação ao mercado de trabalho, a proporção do estoque de vínculos formais por sexo dos trabalhadores brasileiros entre 2022 e 2024 da RAIS revela que os homens são a parcela majoritária entre os empregados durante todos os anos (Figura 3)²⁸, com mulheres apresentando o menor percentual da série no último ano do período analisado.

Figura 3 – Distribuição percentual do estoque de vínculos formais por sexo nos anos de 2022 a 2024



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS. Nota: Em (%).

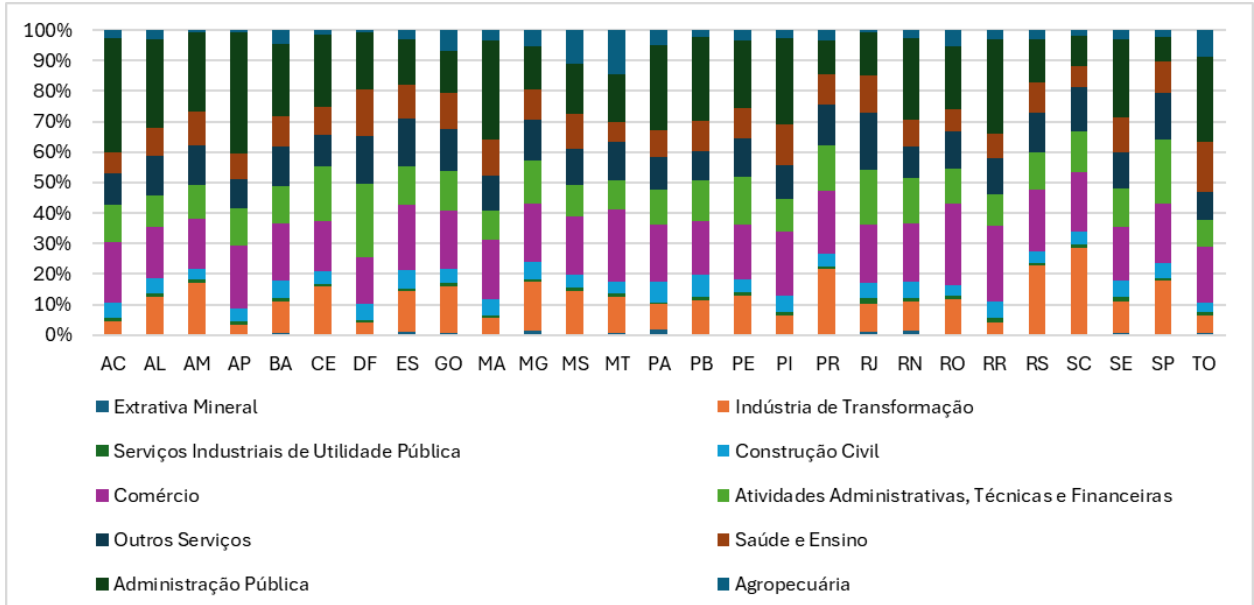
A análise da composição do trabalho nos setores por estados, na Figura 4, nos permite observar padrões característicos. O primeiro deles é uma representatividade aparentemente homogênea do setor de comércio nos diversos estados. O setor apresenta 15% no percentual de trabalhadores no Distrito Federal em seu valor mínimo e máximo de 27% no estado de Rondônia. Uma outra peculiaridade é o grau elevado de trabalhadores no setor de administração pública em estados das regiões Norte e Nordeste do país e no Distrito Federal.

O setor de agropecuária, com baixa representatividade na maioria dos estados, tem em Mato Grosso e Mato Grosso do Sul os percentuais mais elevados, que ultrapassam os 10% no

²⁸ Essa característica também pode ser observada por estados a partir dos dados desagregados em unidades federativas.

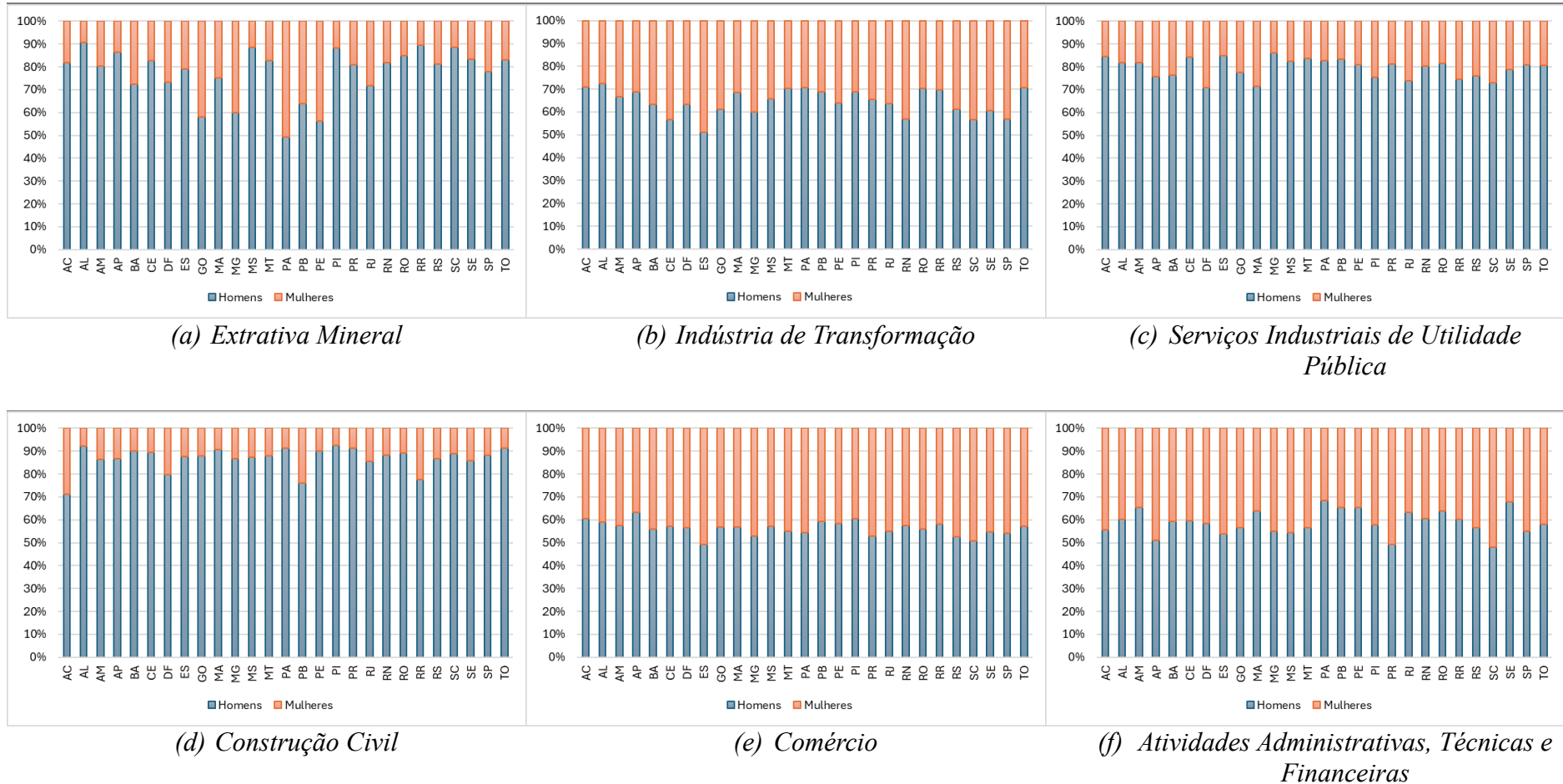
percentual de mão de obra empregada no setor. Em contrapartida, o setor de indústria transformativa supera os 10% em dezoito das vinte e sete unidades federativas.

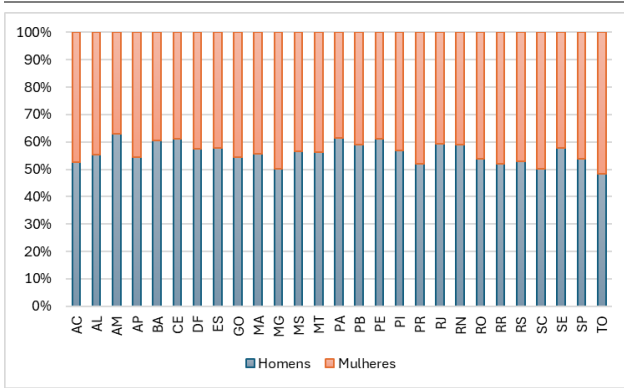
Figura 4 – Proporção de trabalhadores formais por setores econômicos nos estados



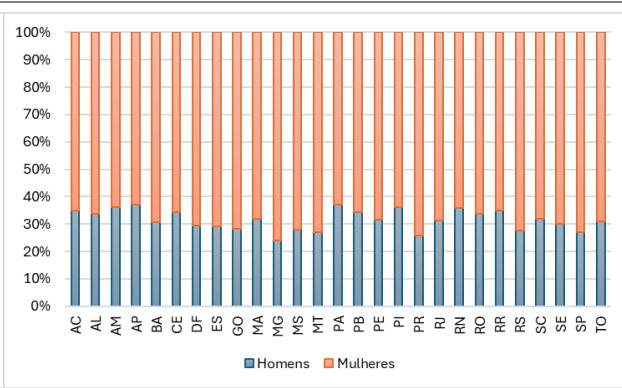
Na Figura 5, o perfil do estoque de trabalhadores formais por sexo nos setores produtivos dos estados brasileiros mostra o predomínio masculino na quase totalidade dos setores. Mulheres somente alcançam proporção superior a 50% no setor de saúde e ensino de todas as unidades federativas. No restante dos setores, homens prevalecem na maioria dos estados, com a exceção única do setor de administração pública a favor das mulheres.

Figura 5 – Proporção do estoque de vínculos formais por sexo e setores econômicos nos estados





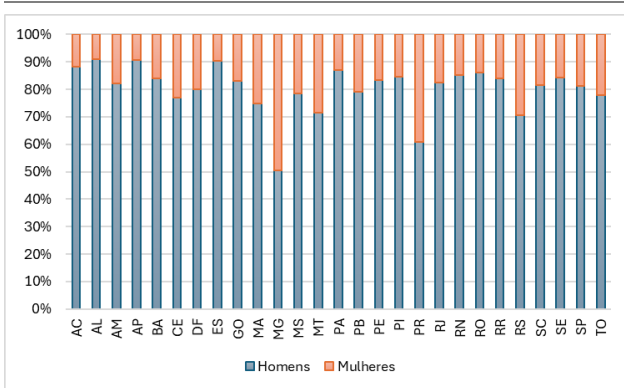
(g) *Outros Serviços*



(h) *Saúde e Ensino*



(i) *Administração Pública*



(j) *Agropecuária*

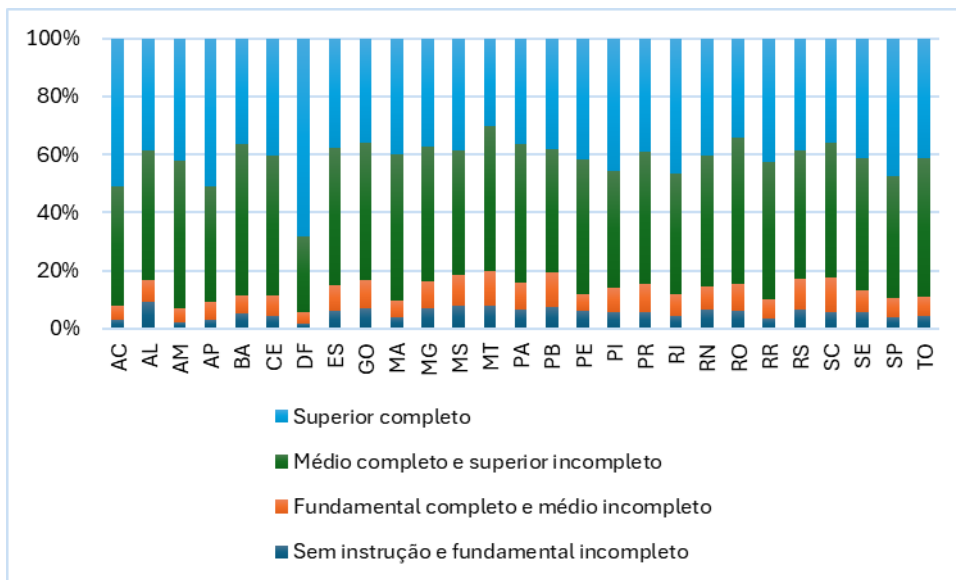
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS. Nota: Mediana dos anos de 2022 a 2024.

Sob o âmbito do nível de qualificação dos trabalhadores formais da RAIS, a Figura 6 mostra a distribuição percentual entre quatro categorias de instruções, a partir da média dos anos de 2022 a 2024 desagregados por estado brasileiro. Distrito Federal, Amapá e Acre são os estados com maior proporção de trabalhadores formais com pelo menos ensino superior completo, com percentuais superiores a 50%.

Já a categoria de profissionais formalizados com pelo menos ensino médio completo ou superior incompleto detêm o maior número de estados com percentuais superiores a 40%. Deles, Bahia, Amazonas, Maranhão e Rondônia são os quatro estados mais expressivos, os primeiros registrando os percentuais de 52,2% e 50,9%, e os dois últimos, 50,4%.

Por outro lado, Alagoas, Mato Grosso e Mato Grosso do Sul registram os maiores percentuais de trabalhadores no setor formal sem instrução ou com até fundamental incompleto – respectivamente 9,2%, 8% e 7,9%. Já os estados da Paraíba, Mato Grosso, Santa Catarina e Rio Grande do Sul lideram em termos de maior percentual de trabalhadores com nível fundamental completo ou médio incompleto, com percentuais entre 10-11%.

Figura 6 – Proporção do estoque de vínculos por grau de instrução nos estados

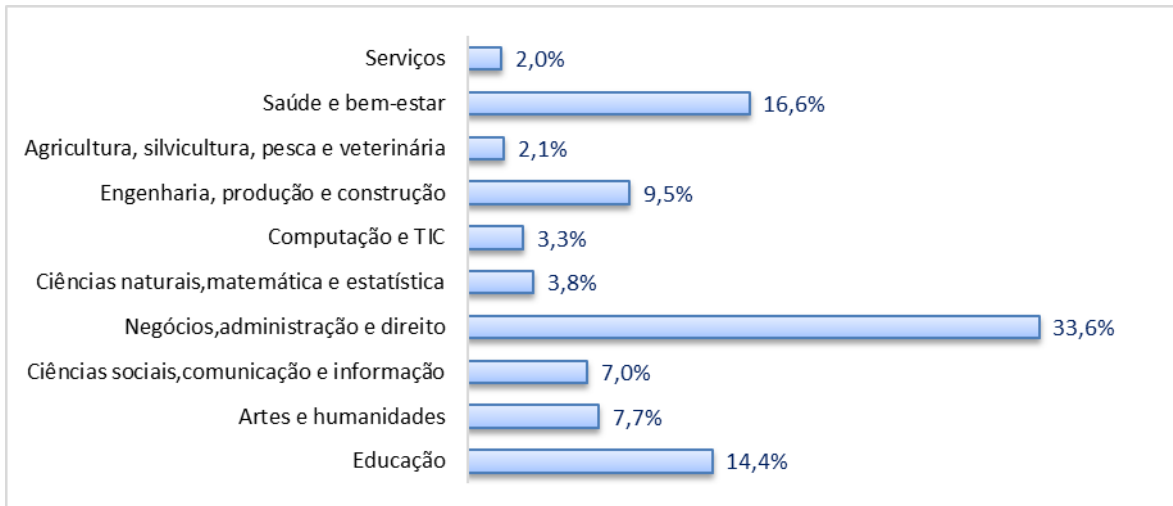


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS. Nota: Mediana dos anos de 2022 a 2024.

Ademais, de acordo com a distribuição dos indivíduos com nível superior completo em todo o país por área de estudo do Censo 2022 (IBGE, 2025), conforme a Figura 7, há uma forte concentração populacional nas áreas de competências que envolvem habilidades de interação

humana, comunicação e subjetividade como as atividades de negócios, administrativas e de direito (33,6%); saúde e bem-estar (16,6%); e educação (14,4%).

Figura 7 – Percentual de indivíduos com nível superior completo por área de competência

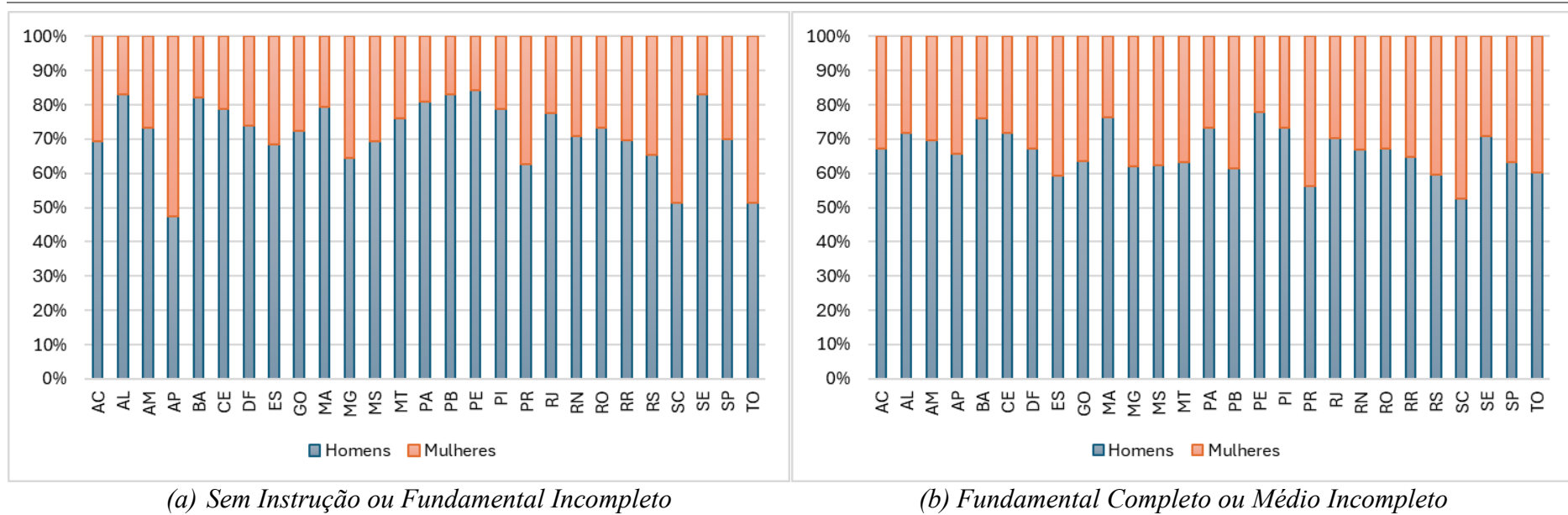


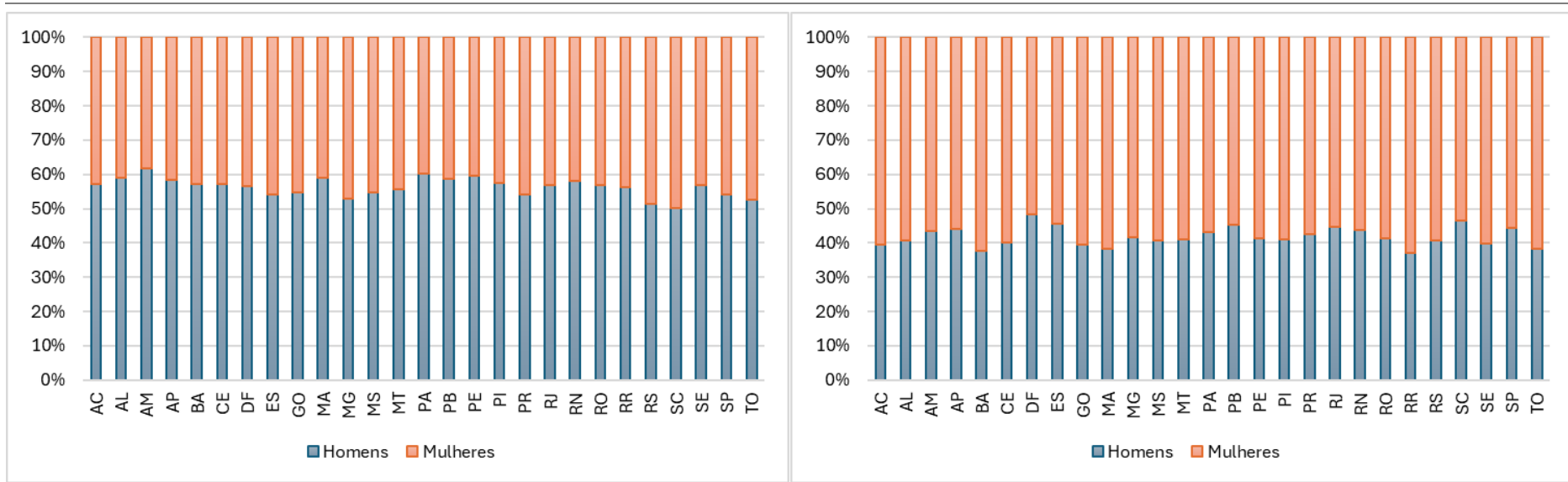
Fonte: Elaboração própria a partir de dados do IBGE (2025).

Ao aprofundar a análise na Figura 8, examinando a distribuição estadual por sexo dos trabalhadores formalizados da RAIS segundo o critério do nível de formação desses indivíduos, é notória uma trajetória ascendente da parcela feminina à medida que o nível de qualificação se intensifica. Esse padrão de especialização educacional por sexo, com mulheres nas ocupações de mais elevado grau de instrução e homens nas de grau inferior, converge com a literatura apontada por Cortés *et al.* (2024).

A proporção de trabalhadores do sexo masculino nos estados supera a feminina em todos os níveis de instrução, exceto na categoria dos sem instrução (composta por analfabetos ou até pelo menos ensino fundamental incompleto), em que mulheres somente superam os homens no estado do Amapá, e na de formalizados com pelo menos ensino superior completo, onde a participação feminina sobrepuja a masculina em todos os estados.

Figura 8 – Distribuição do estoque de vínculos por sexo e nível de qualificação nos estados





(c) Médio Completo ou Superior Incompleto

(d) Superior Completo

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Notas: Excluídos os dados dos “não classificados” e “ignorados” para as variáveis de estado e sexo, respectivamente. O período se refere à mediana dos anos de 2022 a 2024.

4.3 ANÁLISE ESPACIAL: IMPACTOS DA AUTOMAÇÃO E DA IA NOS ESTADOS BRASILEIROS

Esta segunda parte do capítulo investiga o impacto da automação e da IA nas ocupações através de uma análise espacial dos setores e estados mais ou menos afetados, segundo os indicadores de exposição utilizados. Primeiramente, a análise se concentra na probabilidade de substituição dos empregos via automação. Em seguida, a análise se orienta para o aspecto da complementaridade da IA nas ocupações.

4.3.1 Análise utilizando o IEA *forward-looking*

Segundo Varian (2018), os setores mais impactados pela automação são caracterizados por tarefas rotineiras e repetitivas, enquanto os setores com atividades que envolvem propriedades subjetivas, como interações humanas complexas, julgamentos e criatividade, são menos impactados.

Desta forma, os setores de manufatura e indústria, transporte e logística, e serviços administrativos e de atendimento básicos, apresentam maiores riscos de exposição à automação. Já os setores de saúde, educação, artes e serviços pessoais, por exemplo, ao lidar com o emprego de faculdades cognitivas e interpessoais, não previsíveis e não repetitivas, encontram-se menos predispostos aos impactos da automação (Acemoglu *et al.*, 2022; Varian, 2018).

De acordo com a Tabela 1, o caráter de previsibilidade de substituição de empregos de Frey e Osborne (2017), concentrado em ocupações com largo emprego de tarefas rotineiras e padronizadas, pode ser detectado nos setores intensivos nessas atividades. Esse é o caso da indústria transformativa, agropecuária e outros serviços (especialmente por conta das atividades de transportes), que apresentaram os mais elevados valores de IEA setorial. Sob a mesma perspectiva, os setores de serviços registram os menores valores de IEA setorial, exceto o setor de outros serviços, ao contemplar ocupações ligadas a atividades de transporte e logística.

Com o mais elevado IEA setorial, o setor de indústria de transformação também apresenta o mesmo predomínio quando se agrega a participação dos trabalhadores no setor por estados, conforme a Figura 9 (a). As ocupações de costureiros manuais e a de trabalhadores de processos fotográficos e operadores de máquinas de processamento são as que apresentam os maiores valores probabilísticos de substituição no setor (Frey; Osborne, 2017).

Santa Catarina apresenta o IEA-FL industrial manufatureiro mais alto dentre os estados, o que diz muito a respeito do elevado percentual de trabalhadores alocados nesse respectivo setor (ver Figura 4). O número de trabalhadoras neste setor somente supera a parcela masculina na categoria com ensino superior completo (ver Figura 8), mas por uma diferença pequena.

Seguido pelos estados do Rio Grande do Sul e do Paraná, o Sul do Brasil se mostra a região com maior exposição ao risco de automação no setor industrial manufatureiro, sendo os três estados líderes em mão de obra manufatureira, com percentuais acima de 20% dos trabalhadores no setor.

Tabela 1 – Probabilidade de substituição dos postos de trabalho pela automação por setores econômicos: *forward-looking*

Setor	Probabilidade
<i>Indústrias de transformação</i>	0,81
<i>Construção Civil</i>	0,79
<i>Agropecuária</i>	0,76
<i>Outros Serviços</i>	0,75
<i>Serviço Industriais de Utilidade Pública</i>	0,66
<i>Comércio</i>	0,61
<i>Extrativa Mineral</i>	0,57
<i>Atividades Administrativas, Técnicas e Financeiras</i>	0,51
<i>Administração Pública</i>	0,35
<i>Saúde e Ensino</i>	0,05

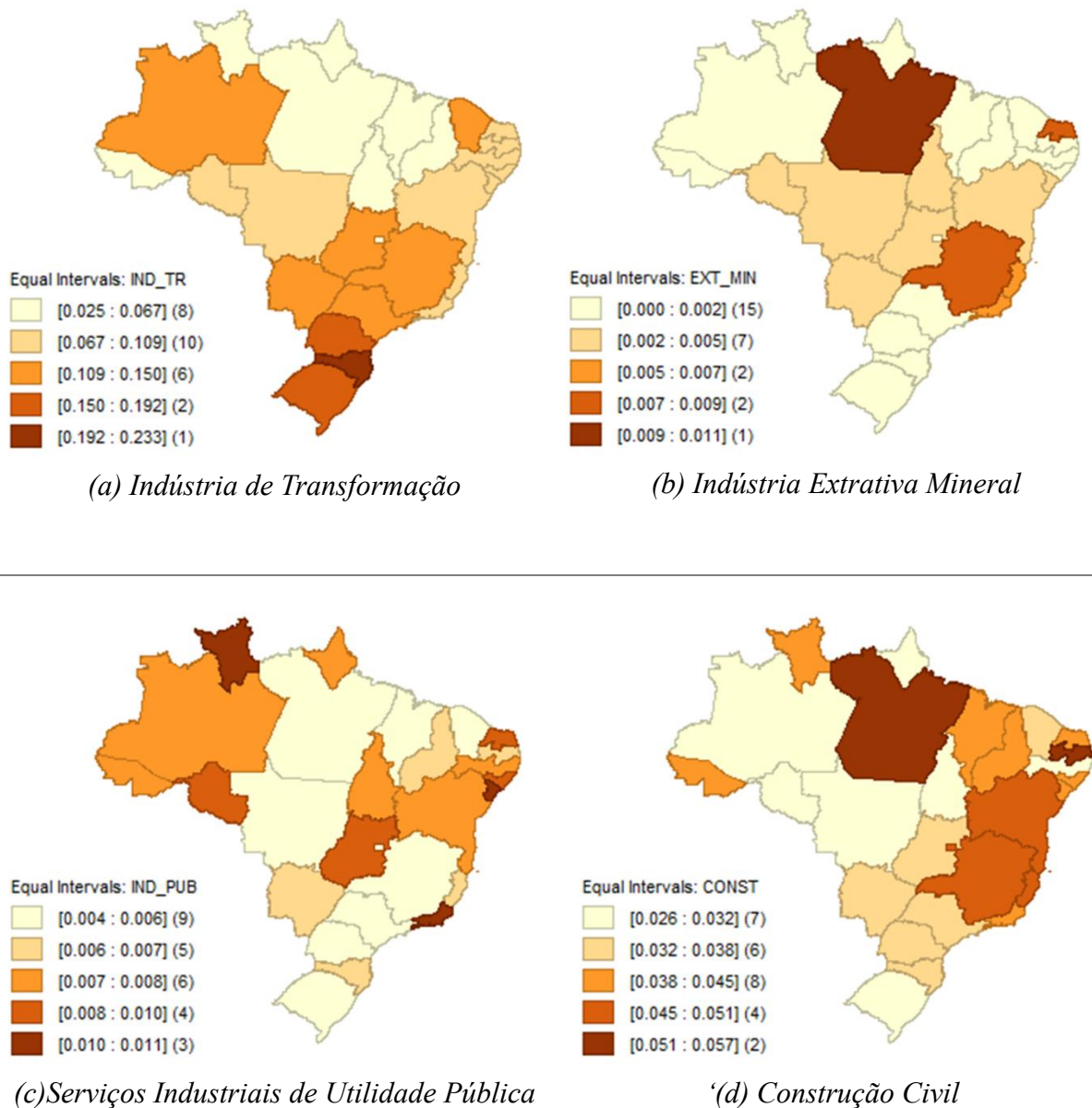
Fonte: Elaboração própria a partir das métricas de Frey e Osborne (2017). Notas: A probabilidade é a mediana dos valores probabilísticos registrados nas ocupações por setor, o IEA setorial por *forward-looking*.

Simultaneamente, esses estados apresentam os maiores percentuais de trabalhadores alocados na indústria manufatureira (Figura 4). O setor também apresenta uma proporção de trabalhadores majoritariamente masculina (Figura 5b). Logo, uma automação acentuada no setor tenderia a afetar mais os trabalhadores homens.

Neste sentido, o elevado IEA-FL no setor acompanha as evidências empíricas. Frey e Osborne (2017) destacam que ocupações de produção são mais suscetíveis ao risco de automação em

função da tendência crescente da adoção de robôs industriais. Já Acemoglu *et al.* (2022) destacam que 22% a 72% dos trabalhadores manufatureiros estão expostos a tecnologias de automação.

Figura 9 – IEA-FL por estado federativo no Setor Secundário



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Quando a análise recai sobre o setor extrativo mineral, Pará, Rio Grande do Norte e Minas Gerais são os estados que registram os maiores valores para o indicador (Figura 9b). Há uma queda substancial no IEA-FL do setor em relação ao do setor manufatureiro, tendo em vista o

diferencial de magnitude entre os intervalos de ambos. Além disso, o Pará, ao registrar IEA-FL mais alto e prevalência feminina no setor (ver Figura 5a), pode ter a parcela feminina como a mais impactada pela tecnologia na produção extrativa diante da automação.

O setor de serviços industriais de utilidade pública (Figuras 9c), segmento responsável por prover recursos essenciais à sociedade brasileira nos seus diferentes estados, apresenta valores de IEA-FL muito similares ao da indústria extrativa mineral, embora haja uma maior dispersão do indicador. A composição laboral masculina no setor é alta, chegando a superar a do setor manufatureiro (ver Figuras 5c e 5b).

Contudo, o percentual de trabalhadores com nível superior completo nos três estados mais impactados (Rio de Janeiro, Roraima e Sergipe) se encontra acima de 40%. O que pode ser um indicativo da possibilidade de uma relativa resiliência do setor de indústria pública frente à automação.

No último segmento do setor secundário, o setor de construção civil possui os estados de Paraíba e Pará como os mais impactados ao risco de automação de acordo com a Figura 9 (d). Ambos apresentam uma similar distribuição de trabalhadores nos dois níveis mais superiores de qualificação (médio e superior completo), mas essa proximidade se distancia à medida que o foco se altera para os demais níveis de instrução e para a sua distribuição por sexo dos trabalhadores – Paraíba detém cerca de 70% de trabalhadores homens enquanto o Pará 90%.

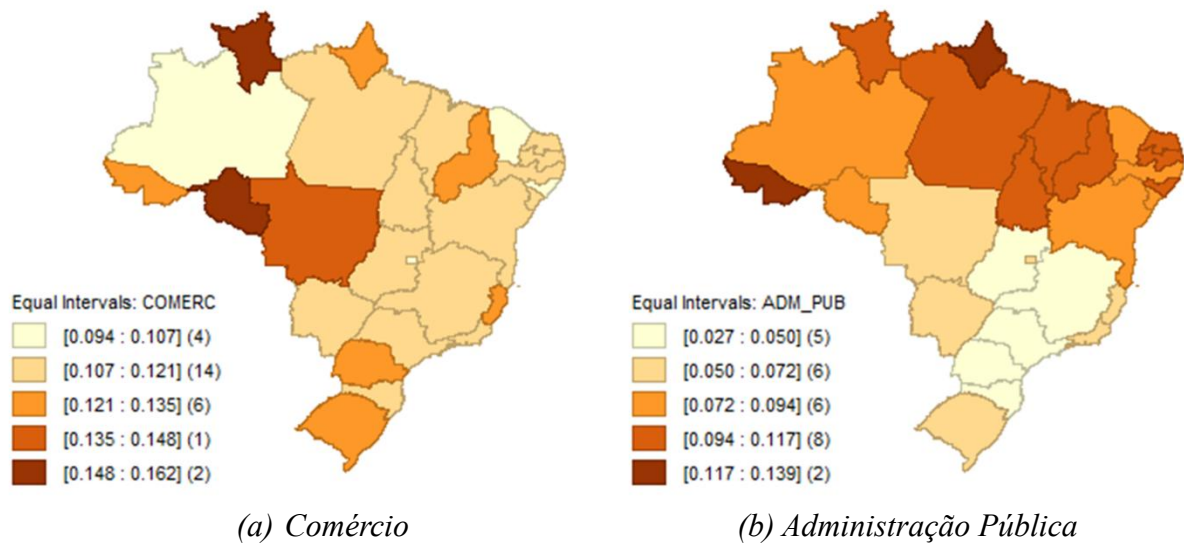
Frey e Osborne (2017) afirmam que, de forma surpreendente, uma parte substancial dos empregos em serviços, vendas e construção exibem alta probabilidade de informatização, sendo eles: vendedores varejistas, operadores de caixa e telemarketing. Este fenômeno pode ser observado pelo indicador neste estudo.

Comércio é um dos setores que registraram os maiores níveis de propensão à automação, com IEA-FL superior a 0,100 em ao menos 25 estados, como mostra a Figura 10 (a). Com uma média de percentual de trabalhadores do setor nos estados em torno de 20% (Figura 4), somente inferior à do setor de administração pública, o seu impacto é distribuído de forma relativamente uniforme nas 27 unidades federativas. Além disso, ao adentrar nos segmentos pertencentes ao grande setor terciário, a desvantagem feminina na proporção de trabalhadores começa a se reduzir.

Para o setor de administração pública, a desigualdade entre regiões brasileiras mostra-se bem mais evidente. Segundo apresenta a Figura 10 (b), os estados mais impactados pelo risco de

automação são justamente todos aqueles que pertencem às regiões de menor desenvolvimento econômico – Norte e Nordeste –, onde a sua necessidade se faz presente uma ampla atuação do aparato estatal.

Figura 10 – IEA-FL por estado federativo nos Setores de Comércio e de Administração Pública



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Entre as ocupações que apresentam perfil de caráter manual rotineiro e atingiram os maiores valores probabilísticos de informatização estão os cargos de auxiliares administrativos, auxiliares de arquivo e atendentes de serviços postais (Frey; Osborne, 2017). Se a administração pública abranger um número elevado de ocupações com essas características, trabalhadores alocados nessas funções podem ser impactados futuramente pela automação.

Cabe ressaltar agora as suas distinções relevantes. De acordo com o parâmetro de análise FL, a administração pública apresenta o segundo menor IEA setorial, atrás somente do setor de saúde e ensino (ver Tabela 1). Portanto, o seu mais alto nível de exposição no IEA-FL diz respeito bem mais ao contingente de trabalhadores empregados no setor do que à influência do impacto da IA. Afinal, o setor administrativo público abrange mais ocupações de habilidades cognitivas, justamente as menos impactadas pela informatização de acordo com Frey e Osborne (2017).

No que tange ao setor ligado a atividades administrativas, técnicas e financeiras (Figuras 11a); o Distrito Federal, que até então apresentou exposição significativa apenas no segmento de construção civil, surge como o estado detentor de maior IEA-FL, muito provavelmente devido

a sua baixa dimensão territorial e ampla concentração de atividades neste segmento e do peso da esfera pública, ao sediar os três poderes e diversos órgãos estatais do país. Distrito Federal é acompanhado pelos estados de São Paulo e do Rio de Janeiro, as maiores economias do Brasil²⁹, subsequentemente.

No entanto, em muitos setores, há a combinação de ocupações com alta probabilidade de automação e com menor probabilidade, o que tende a influenciar o indicador em direções opostas. No caso do setor de saúde e ensino, por exemplo, há inúmeras ocupações de cuidados especiais, interação interpessoal e de alta qualificação – menos propensas à automação –, mas também existem ocupações com elevado emprego de tarefas manuais rotineiras.

O IEA-FL do setor de saúde registra o menor valor de exposição à IA dentre todos os setores (Figura 11b). O baixo nível do indicador reflete a elevada proporção de ocupações com habilidades cognitivas e não rotineiras neste setor, especialmente o segmento de ensino. Estão entre as ocupações com menores riscos de informatização no setor: coreógrafos, psicólogos e curadores (Frey; Osborne, 2017).

Já o setor de outros serviços, caracterizado por atividades de transporte, alimentação, alojamento e comunicação; possui o Distrito Federal e os estados do Rio de Janeiro, Espírito Santo e São Paulo como os mais expostos (Figura 11c). O setor chega a atingir valores de IEA-FL muito elevados, possivelmente mais impactado possivelmente por atividades ligadas a transportes e logística, tendo em vista que, para Frey e Osborne (2017), a maioria dos empregos na área de transportes e logística se encontra muito suscetível ao risco de automação pelos seus recorrentes aprimoramentos tecnológicos, como o carro autônomo.

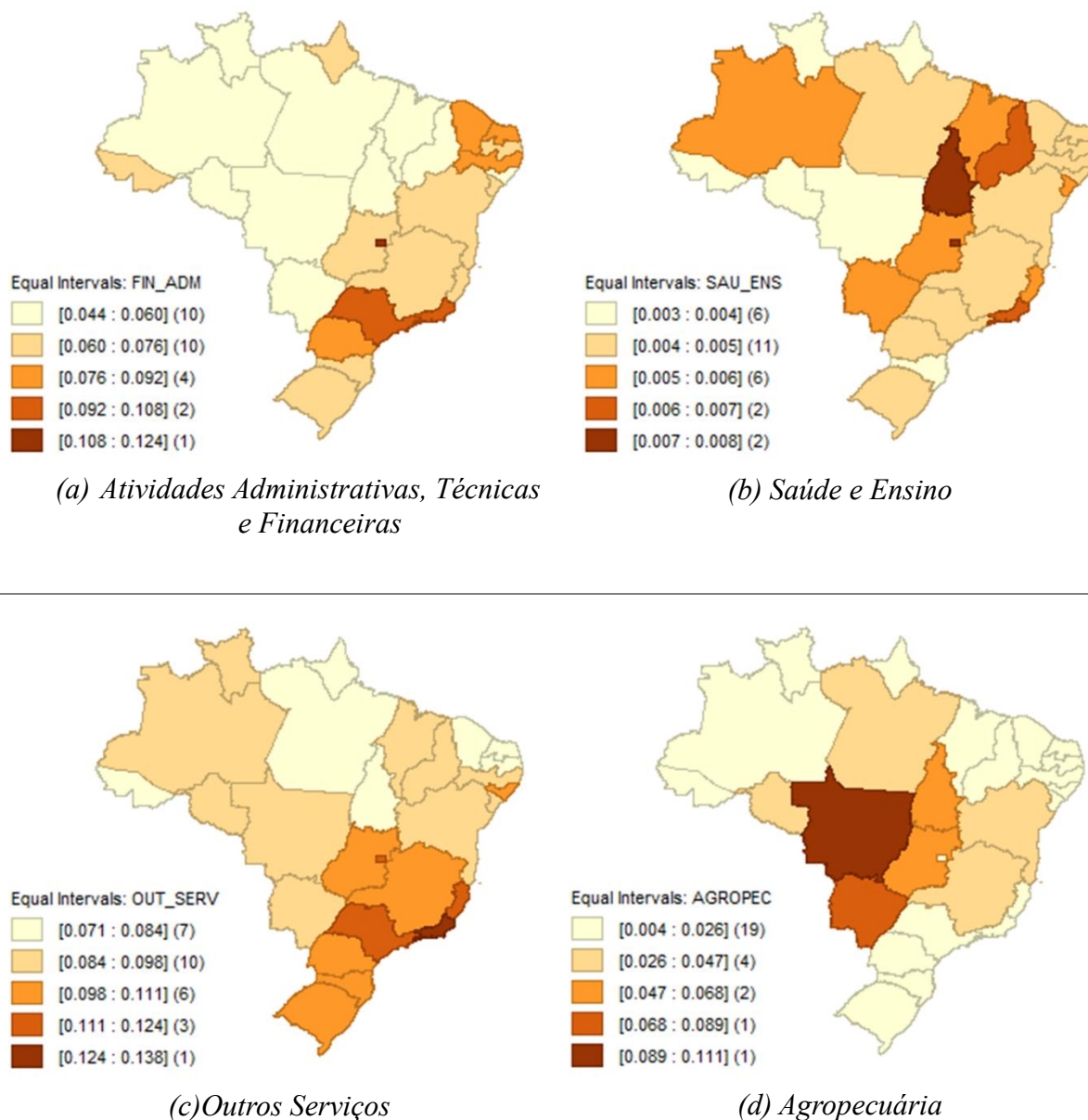
Já no setor de agropecuária, três dos quatro estados com mais elevados níveis de exposição localizam-se na região Centro-Oeste do Brasil. De acordo com a Figura 11d, o estado de Mato Grosso seria o mais propenso à automação no setor, seguido pelos estados contíguos da sua região, Mato Grosso do Sul e Goiás, além do Tocantins.

O setor agropecuário distingue-se pelo vasto emprego de maquinário no cultivo latifundiário e reduzido percentual de trabalhadores comparado aos demais setores secundário e terciário. Portanto, evidentemente, o IEA-FL é mais suscetível à magnitude do IEA setorial do que o percentual de composição da força de trabalho agropecuária, ao contrário do ocorrido no setor

²⁹ Os dois estados representam os dois maiores PIBs estaduais durante toda a série histórica de 2010-2022 do IPEADATA (2025a; 2025b; 2025c).

administrativo público. Logo, o aprofundamento da automação no setor detém a capacidade de reduzir ainda mais uma já pequena participação do trabalho.

Figura 11 – IEA-FL por estado federativo nos Setores de Serviços e de Agropecuária



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

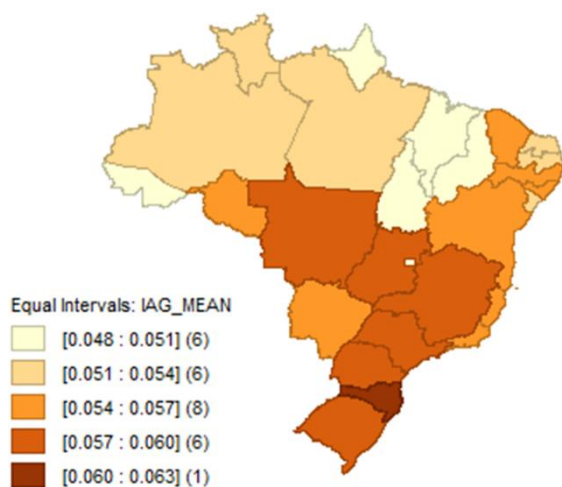
A agropecuária pode ter de lidar também com uma maior necessidade de políticas de requalificação diante de uma automação crescente no setor, pois os seus quatro estados mais impactados pelo IEA-FL possuem 60% dos seus trabalhadores localizados nas três faixas de

menores níveis de instrução (Figura 6), o que pode tornar mais difícil o processo de reintegração desses trabalhadores.

De acordo com Bernadelli *et al.* (2023), a modernização agrícola trouxe benefícios evidentes ao mercado de trabalho formal no Brasil, como aumento da renda média e maior número de vínculos formais – o acesso à internet e o uso de máquinas e equipamentos está vinculado a isto. Apesar disso, há o aumento de disparidades produtivas e sociais através de desigualdades regionais e riscos de exclusão de produtores menos modernizados. Portanto, os autores salientam a importância políticas públicas voltadas ao capital humano e físico no meio rural.

Por fim, tendo em vista a conformidade do registro de maior IEA-FL nos setores em que justamente possuem maiores percentuais de mão de obra alocada, uma análise agregada pelo IEAG-FL torna-se relevante para a busca de resultados mais generalizados ao observar o fenômeno de exposição de forma intersetorial (Figura 12).

Figura 12 – IEAG-FL por estado federativo



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Primeiramente, analisando o IEAG-FL, o estado de Santa Catarina é o que apresenta o maior indicador no país, seguido por toda a região Sul do Brasil, juntamente com dois estados nas regiões Centro-Oeste (Mato Grosso e Goiás) e Sudeste (São Paulo e Minas Gerais), gerando um aglomerado de estados detentor dos mais elevados níveis de exposição à automação. Este padrão permite intuir que esses estados provavelmente podem vir a ser os mais afetados por automação futura.

O IEA-FL do setor de comércio é um dos principais impulsionadores do elevado IEAG-FL nos sete estados mais impactados, ao influenciar a média – alternando entre o primeiro e segundo lugar como indicador com efeito mais relevante. Logo em seguida, o IEA-FL do setor de indústria transformativa se impõe da mesma forma, mas agora alternando em seis dos sete estados, pois Mato Grosso é o único que apresenta o IEA-FL agropecuário como o segundo indicador mais relevante a influenciar a média no seu estado, logo atrás do setor comerciário.

O setor de outros serviços também detém um papel relevante. O setor que inclui atividades de transporte e logística se apresenta como o terceiro IEA-FL a elevar a média nos seis estados, exceto somente no estado do Mato Grosso.

É importante destacar como o uso da média possibilita que os estados que apresentaram IEA-FL mais elevado em um único setor em relação a outros, ou que registraram indicadores elevados em mais de um setor, sejam visualizados como os mais impactados pelo IEAG-FL. Nesse sentido, elevadas magnitudes do IEA-FL em poucos setores não são suficientes para deslocar o Distrito Federal do intervalo dos menos impactados pela IEAG-FL, a exemplificar.

4.3.2 Análise utilizando o IEA *backward-looking*

A fim de diagnosticar o impacto agregado nos setores econômicos por estados brasileiros a partir do uso de uma segunda métrica, os *Scores* de AIOI de Felten, Raj e Seamans (2019), foi calculado o IEA-BL, que requer uma interpretação distinta da do IEA-FL. A premissa do IEA-BL é identificar ocupações cuja produtividade do trabalho pode ser beneficiada pela adoção da IA.

Os referidos autores desenvolvem a métrica para mensurar o impacto da IA nas ocupações a partir da associação entre as taxas de progresso das aplicações específicas da IA entre os anos de 2010 e 2015. Ou seja, o estudo possui um enfoque nas transformações mais recentes no mercado de trabalho (*backward-looking*), e assim captura o aspecto de complementaridade da IA no curto prazo. Desta forma, o IEA-BL representa o indicador de exposição à automação a partir da métrica *backward-looking* nesta subseção.

Primeiramente, o IEA setorial apresenta uma variação de magnitude entre os setores bem menor em comparação à verificada por enfoque FL (Tabela 2). Os setores de serviços atingem os maiores valores de IEA setorial desta vez, alinhado à tendência de ocupações com forte

predomínio de habilidades e cognição avançadas serem mais afetadas pela de acordo com Felten, Raj e Seamans (2019).

Os setores que apresentaram valores mais elevados de IEA-BL foram o de administração pública; comércio; atividades administrativas técnicas e financeiras; o de outros serviços e o de saúde e ensino; seguindo a dinâmica observa pelo IEA setorial. Esse resultado mostra que essas áreas tendem a ser mais impactadas a curto prazo por uma adoção de IA que complemente o trabalho humano nas ocupações.³⁰

Tabela 2 – Probabilidade da complementaridade pela IA nas ocupações por setores econômicos: *backward-looking*

Setor	Probabilidade
<i>Atividades Administrativas, Técnicas e Financeiras</i>	0,71
<i>Administração Pública</i>	0,70
<i>Saúde e Ensino</i>	0,69
<i>Comércio</i>	0,68
<i>Outros Serviços</i>	0,66
<i>Indústrias de transformação</i>	0,65
<i>Serviço Industriais de Utilidade Pública</i>	0,65
<i>Agropecuária</i>	0,65
<i>Extrativa Mineral</i>	0,64
<i>Construção Civil</i>	0,64

Fonte: Elaboração própria a partir das métricas de Felten, Raj e Seamans (2019). Notas: A probabilidade é a mediana dos *Scores* de AIOI registrados nas ocupações por setor, o IEA setorial por *backward-looking*.

Além disso, os trabalhadores do gênero feminino superam a parcela masculina no setor administrativo público. Um benefício salarial via adoção de IA que complementa o trabalho neste setor pode favorecer as mulheres que detêm níveis elevados de capital humano (CORTÉS *et al.*, 2024). No entanto, a existência de desigualdades estruturais de gênero pode reduzir essas vantagens, caso as mulheres tenham dificuldade de assumir cargos de chefia, por exemplo.

³⁰ Os estados mais impactados por setores são aqueles mesmos registrados durante a abordagem FL. Isso denota uma perspectiva de resultados diferentes entre IEA-FL e o IEA-BL, a primeira orientada a uma previsão de impacto total e a segunda visando impactos de curto prazo das tecnologias de IA até o momento produzidas e adotadas nas ocupações.

Segundo o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (2025), a média da remuneração de civis mulheres é inferior à dos homens em todos os anos (1985 a 2021), em qualquer esfera do estado e todos os níveis federativos. Logo, a complementaridade da IA pode ajudar a reduzir a desigualdade salarial de gênero no setor público.

Os demais setores industriais e de agropecuária atingiram valores inferiores, expressando a natureza de pouca efetividade da métrica BL em capturar impactos diretos da IA via substituição por informatização. A única exceção é o setor de indústria de transformação que apresenta um IEA-BL bastante elevado, mas essa distorção pode ser explicada pelo processo de inflação do indicador através do produto entre o seu IEA setorial e os elevados percentuais de trabalhadores registrados no setor.

A partir da análise do IEAG-BL na Figura 13, uma configuração distinta entre estados pode ser verificada. Primeiramente, as regiões Norte e Nordeste surgem com os estados mais impactados pelo indicador, juntamente com o estado do Goiás, Espírito Santo e o Distrito Federal. Claramente, o IEA-BL do setor de administração pública influencia esse resultado.

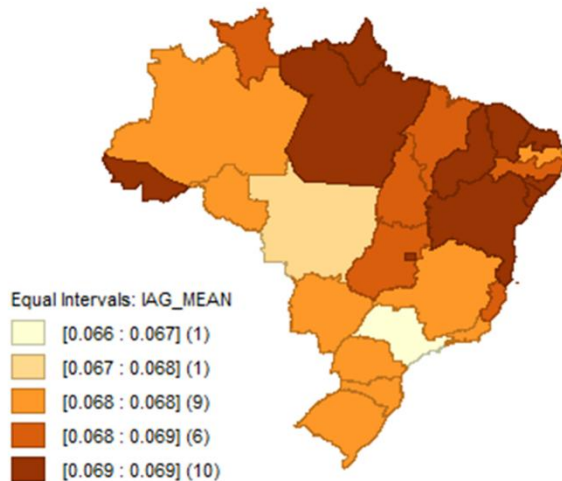
Em todas as dez unidades federativas com maior IEAG-BL, a parcela feminina de trabalhadores com ensino superior prevalece à masculina – sendo na Bahia e no Acre 1,5 vezes a parcela masculina – (Figura 8d), e sete estados possuem uma proporção de trabalhadores com superior completo acima de 40% (Figura 6). Logo, trabalhadores do sexo feminino podem estar mais suscetíveis aos benefícios da adoção da IA nesses estados.

São Paulo e Mato Grosso aparecem como os estados menos impactados pelo IEAG. Esse resultado no estado de São Paulo pode causar confusão, afinal, ele é intensivo em serviços – especialmente administrativos e financeiros. Não obstante, salienta-se que a variação entre as classes de intervalos de IEAG-BL é muito pequena, o que indica que figurar-se como o estado detentor de menor IEAG-BL não é necessariamente relevante. Ademais a média tende a ser sensível a *outliers*, isto é, setores que apresentam um valor desproporcionalmente alto (ou baixo) de IEA-BL pode influenciar fortemente a trajetória do IEAG-BL.

Desta forma, a escolha por utilizar a mediana pode apresentar um incremento na interpretação. Então, conforme a Figura 14 mostra, a mediana fornece intervalos maiores de IEAG-BL e uma súbita modificação na distribuição espacial dos estados. Os estados mais impactados agora são aqueles que se situavam nas duas faixas posteriores a de maior exposição no uso da média (Amazonas, Goiás, Minas Gerais e Espírito Santo).

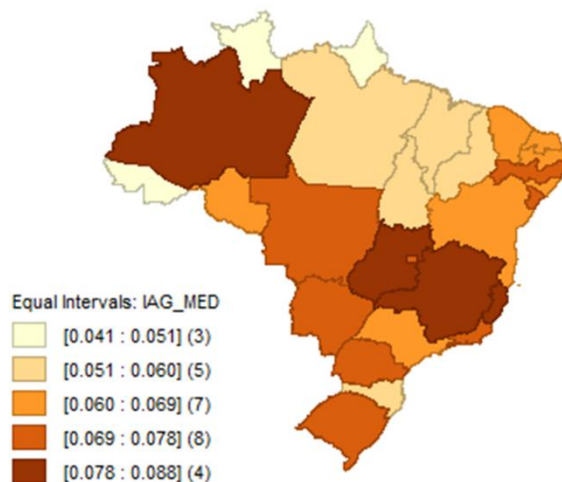
São Paulo surge com um valor de IEAG-BL por mediana muito similar ao identificado pela média, mas agora apresenta um IEAG-BL mais condizente, ao elevar de patamar de exposição em relação a outros estados. Já Acre, Amapá e Roraima; tornam-se os estados menos impactados.

Figura 13 – IEAG-BL por estado federativo (Média)



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Figura 14 – IEAG-BL por estado federativo (Mediana)



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da RAIS.

Santa Catarina registra um valor significativo para o IEA-BL, em razão do seu percentual de trabalhadores alocados no setor industrial manufatureiro, no entanto encontra-se na segunda faixa de menor impacto à automação pelo IEAG-BL – novamente, isso sustenta a premissa que

a análise BL não tem a finalidade de diagnosticar o impacto de substituição dos trabalhadores via ocupações manuais rotineiras.

Os demais estados do Sul do Brasil aparecem na segunda faixa de maior IEAG-BL, influenciados por seus elevados IEA-BLs nos setores de serviços, especialmente nos setores de comércio e no de outros serviços. Ambos os estados possuem composição semelhante na proporção de trabalhadores formalizados por setores e na distribuição por grau de instrução (Figuras 4 e 6, respectivamente). Enquanto Pernambuco e o Distrito Federal consolidam as suas posições em relação à análise do IEAG-BL pela média.

Sendo assim, em geral, a partir do IEAG-BL por mediana, os estados das regiões Sul (Paraná e Rio Grande do Sul), Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e Norte (apenas Amazonas e Rondônia) podem estar mais suscetíveis aos benefícios de ganhos salariais decorrentes da adoção da IA nas ocupações.

Os resultados deste trabalho convergem com a literatura econômica que estuda o impacto da automação nas ocupações e na economia, por consequência. O IEA-FL revela que setores com ocupações intensivas em tarefas rotineiras apresentam maiores níveis de exposição à automação, enquanto o IEA-BL, capta os setores com ocupações intensivas em tarefas não rotineiras, onde a tecnologia complementa o trabalho.

O trabalho também reforça a necessidade de políticas públicas de requalificação dos trabalhadores para conter os impactos disruptivos das novas tecnologias, especialmente a automação digital, uma vez que ocupações de maiores níveis de instrução tendem a ser menos impactadas pela substituição e mais beneficiadas pela adoção da IA que complementa tarefas, ao ampliar a produtividade desses trabalhadores.

5 CONCLUSÃO

Segundo Acemoglu e Restrepo (2018), a automação substitui trabalho por capital causando o deslocamento de trabalhadores, comprometendo a participação dos trabalhadores no PIB mediante dificuldades de internalização por parte das firmas. Logo, a maioria dos trabalhadores afetados estão ligados a ocupações de transporte, logística, produção e da área de escritório e de suporte administrativo (Frey; Osborne, 2017). Além disso, a difusão da automação costuma ser mais rápida em ocupações associadas a tarefas de perfil rotineiro (Chernoff; Warman, 2020; Cortés *et al.*, 2024).

As estimativas de IEA setoriais derivados no estudo apontam que os setores ligados a ocupações com potencial de substituição pela automação em função do seu caráter de tarefas manuais e rotineiras, sob a métrica de Frey e Osborne (2017), são exatamente os detentores dos maior magnitude. É o caso dos setores de indústria de transformação, construção civil, agropecuária e outros serviços (transporte, alimentação, alojamento e comunicação) como os mais expostos; e saúde e ensino, além de administração pública, com menor exposição.

Já para Felten, Raj e Seamans (2019), a IA pode complementar o trabalho humano em muitas ocupações que exigem habilidades cognitivas rotineiras e não manuais no curto prazo. Logo, profissões de alta renda, como desenvolvedores de softwares ou profissionais administrativos, seriam as mais impactadas beneficemente via salários pelo incremento na produtividade.

Por sua vez, as estimativas de IEA setoriais, seguindo a métrica de *backward-looking* de Felten, Raj e Seamans (2019), evidenciam que os setores ligados a ocupações de alta renda apresentam o maior impacto de exposição à IA: atividades administrativas, técnicas e financeiras; administração pública e saúde e ensino.

A derivação do indicador de exposição à automação revela que, enquanto o IEA-FL identifica os setores intensivos em ocupações com tarefas rotineiras, o IEA-BL identifica os setores com ocupações mais propensas à complementaridade pela IA.

Além disso, as mulheres são a maioria nos setores de saúde e ensino. Sendo assim, ao apresentar o menor IEA-FL por setor, a parcela feminina pode estar menos exposta aos impactos da automação, segundo Cortés *et al.* (2024). Quando a análise se concentra no IEA-BL, o grupo feminino agora pode ser o mais beneficiado pela adoção da tecnologia, tendo em vista o efeito nos salários de trabalhadores de alta renda com a implantação da IA em suas ocupações (Felten; Raj; Seamans, 2019).

Na perspectiva geográfica, as regiões Sul, Sudeste (Minas Gerais e São Paulo), Centro-Oeste (Goiás e Mato Grosso) do país registraram elevado IEAG-FL, o que pode torná-los mais propensos ao risco de automação futura. Enquanto sob o aspecto de complementaridade da tecnologia (o IEAG-BL), todas as regiões brasileiras têm pelo menos um estado entre os mais potencialmente impactados pela IA em setores de serviços ou comércio: Sul (Paraná e Rio Grande do Sul), Sudeste (Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro), Centro-Oeste (todos), Nordeste (Pernambuco e Sergipe) e Norte (Amazonas).

É importante frisar a importância do estudo dos impactos econômicos da IA. Existem barreiras que dificultam a mensuração dos impactos disruptivos das IAs: dados esparsos da realidade e a limitação de adaptação dos modelos impedem pesquisadores que se defrontam ao tema (Frank *et al.*, 2019). O presente trabalho pode ser aprimorado através do uso de um método mais rigoroso tanto na construção da matriz de relação entre ocupações e os setores, quanto nos mecanismos de *crosswalks* entre os *SOC Codes* da O*NET e as CBOs.

O estudo agrega à literatura e reforça a necessidade de políticas públicas de requalificação dos trabalhadores para conter os impactos disruptivos das novas tecnologias de automação e IA, sobre a economia. Políticas públicas que visem a requalificação contínua dos trabalhadores, além da reintegração dos deslocados pela automação, podem ser alternativas viáveis não só para lidar com o efeito deslocamento decorrente do avanço da informatização, mas como também propiciar benefícios a partir do aspecto de complementaridade da IA em ocupações mais qualificadas.

REFERÊNCIAS

ACEMOGLU, Daron; ANDERSON, Gary W.; BEEDE, David N.; BUFFINGTON, Cathy; CHILDRESS, Eric E.; DINLERSOZ, Emin; FOSTER, Lucia S.; GOLDSCHLAG, Nathan; HALTIWANGER, John C.; KROFF, Zachary; RESTREPO, Pascual; ZOLAS, Nikolas.

Automation and the workforce: a firm-level view from the 2019 Annual Business Survey. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2022. (NBER Working Paper, n. 30659). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w30659>. Acesso em: 15 ago. 2025.

ACEMOGLU, Daron; JOHNSON, Simon. **Learning from Ricardo and Thompson: machinery and labor in the early industrial revolution, and in the age of AI.** Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024a. (NBER Working Paper n. 32416). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w32416>. Acesso em: 05 mai. 2025.

ACEMOGLU, Daron; JOHNSON, Simon. **Poder e progresso: Uma luta de mil anos entre a tecnologia e a prosperidade.** Rio de Janeiro: Objetiva, 2024b.

ACEMOGLU, Daron; RESTREPO, Pascual. Artificial intelligence, automation, and work. *In: ARAWAL, Ajay; GANS, Joshua; GOLDFARB, Avi (orgs.). The economics of artificial intelligence: An agenda.* Chicago: University of Chicago Press, 2018. p. 197-236.

ACEMOGLU, Daron; KONG, Fredric; RESTREPO, Pascual. **Tasks at work: Comparative Advantage, Technology and Labor Demand.** Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. (NBER Working Paper, n. 32872). Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w32872>. Acesso em: 04 out. 2025.

AGRAWAL, Ajay K.; GANS, Joshua S.; GOLDFARB, Avi. **Economic policy for artificial intelligence.** Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, n. 24690). Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w24690>. Acesso em: 06 out. 2025.

AGRAWAL, Ajay; GANS, Joshua; GOLDFARB, Avi. **Prediction Machines, Updated and Expanded: The Simple Economics of Artificial Intelligence.** Boston: Harvard Business Press, 2022.

ALBUQUERQUE, Pedro H. M.; ALVES, Patrick F.; MORAIS, Rafael L.; SAAVEDRA, Cayan A. P. B.; YAOHAO, Peng. **Na era das máquinas, o emprego é de quem?** Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2019 (Texto para Discussão).

ANSELIN, Luc. **GeoDa: an introduction to spatial data analysis.** Versão 1.20. Chicago: Center for Spatial Data Science, University of Chicago, 2020. Disponível em: <https://geodacenter.github.io/>. Acesso em: 15 nov. 2025.

ARACATY, Michele L.; LUCAS, Mauro M. B.; OLIVEIRA, Marcílio L. Teorias do desenvolvimento regional: o modelo zona franca de Manaus e a 4ª revolução industrial. **Informe Gepec**, v. 25, n. 2, p. 107, 2021.

AUTOR, David H.; LEVY, Frank; MURNANE, Richard J. **The skill content of recent technological change**: an empirical exploration. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2001. (NBER Working Paper, n. 8337). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w8337>. Acesso em: 20 dez. 2025.

AUTOR, David H.; DORN, David. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. **American Economic Review**, v. 103, n. 5, p. 1553-1597, 2013.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Boletim regional**. Brasília, v. 7, n. 3, p. 1–104, jul. 2013. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/content/publicacoes/boletimregional/201307/BOLREG201307-br201307P.pdf>. Acesso em: 15 nov. 2025.

BERAJA, Martin; ZORZI, Nathan. **Inefficient automation**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2022. (NBER Working Paper, n. 30154). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w30154>. Acesso em: 10 abr. 2025.

BERNARDELLI, Luan V.; CASTRO, Gustavo H. L.; FILHO, José E. R. V.; GOBI, Jose R.; MICHELLON, Ednaldo. O impacto da modernização agrícola no mercado de trabalho formal brasileiro. **Economia & Região**, v. 12, n. 1, p. 1-25, 2024.

BESSEN, James. AI and jobs: The role of demand. *In*: AGRAWAL, Ajay; GANS, Joshua; GOLDFARB, Avi (orgs.). **The economics of artificial intelligence**: An agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2018. p. 291-307.

BHASKAR, Michael; SULEYMAN, Mustafa. **A próxima onda**: tecnologia, poder e o maior dilema do século XXI. Rio de Janeiro: Record, 2023. E-book.

CHERNOFF, Alex W.; WARMAN, Casey. **COVID-19 and implications for automation**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2020. (NBER Working Paper, n. 27249). Disponível em: <http://www.nber.org/papers/w27249>. Acesso em: 30 set. 2025.

CNI – CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Perfil da indústria nos estados**: Amazonas. Disponível em: <https://perfildaindustria.portaldaindustria.com.br/estado/am>. Acesso em: 15 nov. 2025a.

CNI – CONFEDERAÇÃO NACIONAL DA INDÚSTRIA. **Perfil da indústria nos estados**: Espírito Santo. Disponível em: <https://perfildaindustria.portaldaindustria.com.br/estado/es>. Acesso em: 15 nov. 2025b.

CORTÉS, Patricia; FENG, Ying; GUIDA-JOHNSON, Nicolás; PAN, Jessica. **Automation and gender**: implications for occupational segregation and the gender skill gap. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. (NBER Working Paper, n. 32030). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w32030>. Acesso em: 15 jul. 2025

COWEN, Tyler. Neglected open questions in the economics of artificial intelligence. *In*: AGRAWAL, Ajay; GANS, Joshua; GOLDFARB, Avi (orgs.). **The economics of artificial intelligence**: an agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019. p. 391–395

DEMING, David J.; ONG, Christopher; SUMMERS, Lawrence H. **Technological disruption in the labor market**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2025. (NBER Working Paper, n. 33323). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w33323>. Acesso em: 10 out. 2025.

BESIROGLU, Tamay; ERDIL, Ege. Explosive growth from AI automation: a review of the arguments. **arXiv preprint arXiv:2309.11690**, 2023. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2309.11690>. Acesso em: 04 abr. 2025.

FELTEN, Edward W.; RAJ, Manav; SEAMANS, Robert. The occupational impact of artificial intelligence: labor, skills, and polarization. New York: **NYU Stern School of Business**, 2019. SSRN Working Paper. DOI: 10.2139/ssrn.3368605. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/abstract=3368605>. Acesso em: 06 jun. 2025.

FILIPPUCCI, Francesco; GAL, Peter; SCHIEF, Matthias. Miracle or myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from artificial intelligence. **OECD Artificial Intelligence Papers**, n. 29. Paris: OECD Publishing, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1787/b524a072-en>. Disponível em: https://www.oecd.org/en/publications/miracle-or-myth-assessing-the-macroeconomic-productivity-gains-from-artificial-intelligence_b524a072-en.html. Acesso em: 02 out. 2025.

FREY, Carl B.; OSBORNE, Michael A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? **Technological Forecasting and Social Change**, n. 114, p. 254–280, 2017.

FURMAN, Jason. Should we be reassured if automation in the future looks like automation in the past? *In*: AGRAWAL, Ajay K.; GANS, Joshua S.; GOLDFARB, Avi (orgs.). **The economics of artificial intelligence: An agenda**. Chicago: University of Chicago Press, 2018. p. 317–328.

GEORGIEFF, Alexandre. Artificial intelligence and wage inequality. **OECD Artificial Intelligence Papers**, n. 13. Paris: OECD Publishing, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1787/bf98a45c-en>. Disponível em: https://www.oecd.org/en/publications/artificial-intelligence-and-wage-inequality_bf98a45c-en.html. Acesso em: 15 jul. 2025.

GOOLSBEE, Austan. **Public policy in an AI economy**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, n. 24653). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w24653>. Acesso em: 06 jul. 2025.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Panorama – Censo Demográfico 2022**. Rio de Janeiro: IBGE, 2023. Disponível em: <https://censo2022.ibge.gov.br/panorama/>. Acesso em: 11 nov. 2025.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA (Ipea). **Atlas do Estado Brasileiro**. Disponível em: <https://ipea.gov.br/atlasestado/>. Acesso em: 12 dez. 2025.

IPEADATA. **PIB Estadual (valor adicionado a preços básicos) – Agropecuária (preços de 2010)**. Brasília: IPEA. Disponível em: <https://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Acesso em: 15 nov. 2025a.

IPEADATA. **PIB Estadual (valor adicionado a preços básicos) – Indústria (preços de 2010)**. Brasília: IPEA. Disponível em: <https://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Acesso em: 15 nov. 2025b.

IPEADATA. **PIB Estadual (valor adicionado a preços básicos) – Serviços (preços de 2010)**. Brasília: IPEA. Disponível em: <https://www.ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Acesso em: 15 nov. 2025c.

KORINEK, Anton; SUH, Donghyun. **Scenarios for the Transition to AGI**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. (NBER Working Paper n. 32255). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w32255>. Acesso em: 07 ago. 2025.

KUBOTA, Luis Claudio; MACIENTE, Aguinaldo Nogueira. Propensão à automação das tarefas ocupacionais no Brasil. **Radar: tecnologia, produção e comércio exterior**, Brasília, v. 61, 2019.

NAYYAR, Gaurav; HALLWARD-DRIEMEIER, Mary; DAVIES, Elwyn. **At your service?: The promise of services-led development**. Washington, DC: World Bank, 2021. Disponível em: <http://hdl.handle.net/10986/35599>. Acesso em: 30 nov. 2025.

RESTREPO, Pascual. **Automation: Theory, Evidence, and Outlook**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2023. (NBER Working Paper, n. 31910). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w31910>. Acesso em: 06 jun. 2025.

SACHS, Jeffrey D. R&D, structural transformation, and the distribution of income. *In*: AGRAWAL, Ajay; GANS, Joshua; GOLDFARB, Avi (orgs.). **The economics of artificial intelligence: an agenda**. Chicago: University of Chicago Press, 2018. p. 329–348.

SCHWAB, Klaus. **A quarta revolução industrial**. São Paulo: Edipro, 2016. E-book.

TADDY, Matt. **The Technological Elements of Artificial Intelligence**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, n. 24301). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w24301>. Acesso em: 06 out. 2025.

VARIAN, Hal R. **Artificial intelligence, economics, and industrial organization**. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2018. (NBER Working Paper, n. 24839). Disponível em: <https://www.nber.org/papers/w24839>. Acesso em: 04 jul. 2025.