

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, LETRAS E CIÊNCIAS HUMANAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA POLÍTICA

THIAGO DE OLIVEIRA MEIRELES
(VERSÃO CORRIGIDA)

**Inteligência Artificial: impactos sobre o mercado de trabalho e a
desigualdade de renda**

São Paulo

2023

THIAGO DE OLIVEIRA MEIRELES
(VERSÃO CORRIGIDA)

**Inteligência Artificial: impactos sobre o mercado de trabalho e a
desigualdade de renda**

Tese apresentada à Faculdade de Filosofia,
Letras e Ciências Humanas da Universidade
de São Paulo para obtenção do título de
Doutor em Ciências pelo Programa de
Pós-graduação em Ciência Política.

Área de concentração: Ciência Política.

Versão corrigida contendo as alterações
solicitadas pela comissão julgadora em 05
de dezembro de 2022. A versão original
encontra-se em acervo reservado na Biblio-
teca da FFLCH-USP e na Biblioteca Digital
de Teses e Dissertações da USP.

Orientador: Prof. Dr. João Paulo Cândia
Veiga

São Paulo

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo na Publicação
Serviço de Biblioteca e Documentação
Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo

M499i Meireles, Thiago de Oliveira
Inteligência Artificial: impactos sobre o mercado de trabalho e a desigualdade de renda / Thiago de Oliveira Meireles; orientador João Paulo Cândia Veiga - São Paulo, 2023.
123 f.

Tese (Doutorado)- Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo. Departamento de Ciência Política. Área de concentração: Ciência Política.

1. Inteligência Artificial. 2. Mercado de Trabalho. 3. Desigualdade. 4. ARIMA. 5. Random Forest. I. Veiga, João Paulo Cândia, orient. II. Título.

ENTREGA DO EXEMPLAR CORRIGIDO DA DISSERTAÇÃO/TESE**Termo de Anuência do (a) orientador (a)****Nome do (a) aluno (a): Thiago de Oliveira Meireles****Data da defesa: 05/12/2022****Nome do Prof. (a) orientador (a): João Paulo Cândia Veiga**

Nos termos da legislação vigente, declaro **ESTAR CIENTE** do conteúdo deste **EXEMPLAR CORRIGIDO** elaborado em atenção às sugestões dos membros da comissão Julgadora na sessão de defesa do trabalho, manifestando-me **plenamente favorável** ao seu encaminhamento ao Sistema Janus e publicação no **Portal Digital de Teses da USP**.

São Paulo, 02/02/2023



(Assinatura do (a) orientador (a))

Tese de autoria de Thiago de Oliveira Meireles, sob o título “**Inteligência Artificial: impactos sobre o mercado de trabalho e a desigualdade de renda**”, apresentada à Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Doutor em Ciências pelo Programa de Pós-graduação em Ciência Política, na área de concentração Política Comparada, Relações Internacionais Políticas Públicas, aprovada em _____ de _____ de _____ pela comissão julgadora constituída pelos doutores:

Prof. Dr. João Paulo Cândia Veiga

Departamento de Ciência Política – Universidade de São Paulo
Presidente

Prof. Dra. Marta Teresa da Silva Arretche

Departamento de Ciência Política – Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Alvaro Augusto Comin

Departamento de Sociologia – Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Alexandre Fernandes Barbosa

Centro Regional de Estudos para o Desenvolvimento da Sociedade da Informação –
Núcleo de Informação e Coordenação do Ponto BR

Aos meus avós paternos, Domingos e Catarina. Mesmo sem educação formal ou entenderem o que eu fazia, sempre foram incentivadores e presentes nas conquistas acadêmicas. Sei que ainda são, mesmo que nos deixando no curso do doutorado.

Agradecimentos

O processo de pesquisa é sempre um processo bastante individual e solitário, em meio de uma pandemia como a que enfrentamos nos últimos anos isso foi potencializado. Apesar disso, mesmo com a distância física, muitos foram importantes para chegar ao término da tese. Parte delas o contato próximo ocorreu durante o período presencial de doutorado, enquanto outras entraram mesmo a muitos quilômetros de São Paulo.

Os principais agradecimentos serão a eles, meus pais, Antônio Carlos e Edna. Desde os primeiros passos, as primeiras letras, todas as primeiras vezes, meus maiores incentivadores. Como sempre digo, toda pequena conquista minha só é possível graças a vocês. Ao meu irmão Lucas, sempre trazendo todos os aprendizados que um caçula pode proporcionar. Fico sempre feliz em ver você se desenvolvendo e vibrando a cada realização sua.

Meus amigos de UNESP que marcaram um dos períodos mais divertidos da minha vida. Passamos por muita coisa juntos e agradeço, também, pela compreensão em todas as ausências em nossos encontros. Vocês são meus companheiros, são meus amigos, são irmãos que a vida me trouxe. Assumindo a injustiça que não queria cometer ao citar nominalmente tantos, não posso deixar de mencionar o Bruno Nardi. Mesmo sem a convivência de outros tempos, todo encontro parece ignorar os meses sem contato. E muito feliz por essa família ter um novo membro, sua filha Marina.

A pós-graduação me trouxe grandes amigos, mais do que a possibilidade de titulação. Do mestrado ao doutorado na USP, Victor Araújo, Eduardo Lazzari e Paulo Flores, compartilhar essa jornada com vocês foi muito especial. Fico feliz de ver cada conquista de vocês, cada pequena vitória e todo reencontro me traz sempre momentos felizes. Agradeço também a meu companheiro de casa durante o período mais crítico da pandemia, Lucas Gelape. Obrigado pelas discussões e toda paciência durante um período que era igualmente difícil para você.

Sei que serei injusto e esquecerei alguém, mas agradeço também a tantos outras pessoas que tornaram os anos de doutorado mais agradáveis e enriquecedores, das discussões acadêmicas às amenidades durante as pausas para café. Muito obrigado, Bruno Pessoa, Carol Requena, Gabriel Madeira, Grazielle Silotto, Hellen Guicheney, Jefferson Leal, Joyce Luz, Laerte Apolinário, Lilian Sendretti, Lucas Mingardi, Lucas Petroni, Mar-

cos Paulo Silveira, Marina Merlo, Maurício Izumi, Murilo Junqueira, Paulo Bittencourt, Rodrigo Mahlmeister, Rogério Barbosa, Samuel Godoy, Sérgio Simoni, Thiago Fonseca, Thiago Moreira, Vicente Ferraro e Yuri Taba.

Agradeço também a outras pessoas que foram ou são importantes durante o processo de pesquisa, pelo apoio, companheirismo e todas as trocas. Especialmente às amigas Helaine, Maria Fernanda, Sílvia, Tamires e Tatiane.

Agradeço ao Departamento de Ciência Política da Universidade de São Paulo. Foi uma longa jornada entre chegar perdido em São Paulo e poder chamar aqui de minha segunda casa. Sei da importância que teve no meu desenvolvimento enquanto pesquisador, graças a todos os contatos, trocas, seminários e eventos. Agradeço, especialmente a todos os financiamentos obtidos, em especial para participação em múltiplas edições da IPSA-Summer School, muito importantes na minha formação metodológica.

Todo meu carinho aos funcionários da Secretaria do DCP desde meu primeiro dia de pós-graduação. Sempre contei com o apoio de vocês, técnico e pessoal. Márcia, Vasne, Leonardo e Aureluce, saibam que tornaram muitos de meus dias nessas salas muito melhores. Fossem nos difíceis ou nos bons, estavam aqui e sei que não somente para auxiliar com os trâmites da pós-graduação.

Agradeço aos professores do Departamento de Ciência Política. Em disciplinas, estágios supervisionados ou mesmo nos corredores, agradeço por cada troca que tivemos durante todos esses anos. Mais uma vez correndo o risco de ser injusto, agradeço nominalmente os professores Glauco Peres da Silva e Jonathan Phillips por todo o carinho e atenção no exame de qualificação. Agradeço também à professora Marta Arretche e o grupo de desigualdades, não consigo mensurar o quanto todas as trocas possibilitadas por vocês me fizeram crescer.

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo financiamento no processo 140842/2017-9. Foram mais de quatro anos podendo me dedicar exclusivamente à pesquisa, possibilitando sua finalização.

Agradeço, também, ao Centro de Inteligência Artificial da USP (C4AI), em especial ao grupo de humanidades, com discussões essenciais para o desenvolvimento da tese. À Rede de Pesquisa Solidária, que permitiu o contato com tantos pesquisadores incríveis e a contribuir com informações para discussão de políticas públicas para enfrentamento da pandemia. Ao “Anker Research Institute” pelo convite e possibilidade de participar

de projetos tão importantes. Em especial, aos professores Álvaro Comin, Glauco Arbix, Lorena Barberia, Richard Anker, Martha Anker, Sally Smith e Ian Prates.

Agradeço ao “Centro Regional de Estudos para o Desenvolvimento da Sociedade da Informação” (Cetic.br). Obrigado, especialmente, a Alexandre Barbosa, Marcelo Pitta e Fábio Senne pela confiança. Agradeço ao acolhimento de toda equipe, especialmente de métodos quantitativos – Camila, Isabela, Mayra e Winton.

Meus agradecimentos especiais, sempre, ao Professor Tullo Vigevani. A generosidade, confiança, atenção e incentivos desde a época de graduação me trouxeram para o caminho da pesquisa.

Por fim, um enorme obrigado ao meu orientador, Professor João Paulo Cândia Veiga. Foram muitos anos de parceria, orientações e conselhos, acadêmicos ou não. Obrigado por todas as experiências, todas as trocas e todo o carinho. Espero que nossos caminhos continuem se cruzando, sei que a relação não termina com a entrega da tese.

“All models are wrong, but some are useful”

(George Box)

Resumo

MEIRELES, Thiago de Oliveira. **Inteligência Artificial: impactos sobre o mercado de trabalho e a desigualdade de renda.** 2023. 123 f. Tese (Doutorado em Ciências) – Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2023.

A aproximação da inteligência artificial do cotidiano de pessoas comuns pode trazer impactos em diferentes aspectos. Um de grande importância está relacionado ao mercado de trabalho e à substituição de trabalhadores por inteligências artificiais, o que poderia reduzir a presença humana no mercado de trabalho. A partir de microdados da RAIS agregados anualmente por ocupação no nível municipal e a aplicação de um índice de vulnerabilidade das ocupações quanto à inteligência artificial, foi realizada uma análise sobre o mercado de trabalho formal brasileiro. Em um primeiro momento, foi realizada uma análise descritiva para identificação de quais as ocupações mais vulneráveis e sua importância dentro da força de trabalho formal no Brasil. Os primeiros resultados indicam que as ocupações mais ameaçadas estão entre aquelas com maior demanda por escolaridade e especialização técnica, representando uma parcela pequena do mercado de trabalho. Posteriormente, a partir de métodos de predição foi possível mensurar o possível impacto da ampliação do uso da inteligência artificial sobre o nível de emprego e a desigualdade de renda do trabalho. Foram aplicados o Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis) e uma técnica de *Machine Learning* (*Random Forest*), utilizando o índice de impacto de inteligência artificial como preditor. Os resultados indicam que o nível de emprego no mercado de trabalho formal brasileiro não será impactado negativamente pela ampliação do uso dessas tecnologias nos curto e médio prazos. Por outro lado, foi estimado que o nível de desigualdade na renda do trabalho tende a se ampliar utilizando o índice de Gini como medida.

Palavras-chaves: Inteligência Artificial. Mercado de Trabalho. Desigualdade. ARIMA. *Random Forest*.

Abstract

MEIRELES, Thiago de Oliveira. **Artificial Intelligence: impacts on the labor market and income inequality.** 2023. 123 f. Dissertation (Doctorate on Sciences) – Faculty of Philosophy, Languages and Literature, and Human Sciences, University of São Paulo, São Paulo, 2023.

The approximation of artificial intelligence to the daily lives of ordinary people can bring impacts in different aspects. An important one is related to the labor market and the replacement of workers by artificial intelligence, which could reduce the human presence in the labor market. From RAIS data aggregated annually by occupation at the municipal level and with application of an index of vulnerability of occupations regarding artificial intelligence, an analysis was carried out on the Brazilian formal labor market. At first, a descriptive analysis was carried out to identify the most vulnerable occupations and their importance for the formal workforce in Brazil. The first results indicate that the most threatened occupations are among those with the highest demand for schooling and technical specialization, representing a small portion of the labor market. Subsequently, based on prediction methods, it was possible to measure the possible impact of the expansion of the use of artificial intelligence on the level of employment and inequality of work income. The Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA) and a Machine Learning technique (Random Forest) were applied using the impact index of artificial intelligence as predictor. The results indicate that the level of employment in the Brazilian formal labor market will not be negatively impacted by the expansion of the use of these technologies in the short and medium terms. On the other hand, it was estimated that the level of inequality in labor income tends to increase using the Gini index as measure.

Keywords: Artificial intelligence. Labor market. Inequality. ARIMA. Random Forest.

Lista de figuras

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figura 1 – Taxonomia de tarefas de acordo com o conteúdo do trabalho, métodos e ferramentas | 39 |
| Figura 2 – Medidas de aspectos da Inteligência Artificial para o Brasil (Índice ajustado, 2015-2018) | 76 |
| Figura 3 – Contratação de Inteligência Artificial para os seis países com maior pontuação (Índice ajustado, 2018) | 76 |
| Figura 4 – Investimento em pesquisa e desenvolvimento para os seis países com maior pontuação em contratação de inteligência Artificial (% PIB, 2011-2017) | 77 |
| Figura 5 – Investimento em pesquisa e desenvolvimento e índice de Investimento Estrangeiro Direto e Transferência de Tecnologia (Países do Relatório do Índice de Inteligência Artificial, 2012-2017) | 78 |
| Figura 6 – Pontuação média para as habilidades cognitivas no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 81 |
| Figura 7 – Distribuição do índice de impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho formal no Brasil (2008-2019) | 82 |
| Figura 8 – Composição do índice de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas das dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 83 |
| Figura 9 – Composição do índice de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas das dez principais ocupações relacionadas às Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 84 |
| Figura 10 – Distribuição do índice de impacto de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas para as dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 85 |
| Figura 11 – Distribuição do índice de impacto de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas para as dez principais ocupações de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 86 |

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figura 12 – Índice de impacto de inteligência artificial para as dez principais ocupações o mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 88 |
| Figura 13 – Índice de impacto de inteligência artificial para as dez principais ocupações TIC no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 89 |
| Figura 14 – Correlação entre os percentis de renda e o índice de impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho formal no Brasil por nível de risco (2008-2019) | 90 |
| Figura 15 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as ocupações com Índice de Inteligência artificial acima de 0.99 (2019) | 92 |
| Figura 16 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as dez principais ocupações TIC no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) . | 93 |
| Figura 17 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019) | 94 |
| Figura 18 – Distribuição da escolaridade no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2019) | 95 |
| Figura 19 – Valor médio do índice de impacto de inteligência artificial (2008-2035) . | 99 |
| Figura 20 – Ocupações com índice de inteligência artificial predito acima de 0.98 (2035) | 100 |
| Figura 21 – Número de vínculos no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 101 |
| Figura 22 – Índice de impacto da inteligência artificial sobre as dez ocupações mais recorrentes nas projeções para a RAIS em 2035 | 102 |
| Figura 23 – Participação das dez ocupações mais recorrentes por modelo no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 103 |
| Figura 24 – Índice de Gini para a renda do trabalho no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 105 |
| Figura 25 – Número de vínculos no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 121 |
| Figura 26 – Índice de impacto da inteligência artificial sobre as dez ocupações mais recorrentes nas projeções para a RAIS em 2035 | 122 |
| Figura 27 – Participação das dez ocupações mais recorrentes por modelo no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 123 |
| Figura 28 – Índice de Gini para a renda do trabalho no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035) | 123 |

Sumário

| | | |
|----------|--------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 1 | Introdução | 16 |
| 2 | Automação, Inteligência Artificial e mercado de trabalho | 22 |
| 2.1 | <i>Tecnologia, inovação e o mercado de trabalho</i> | 23 |
| 2.2 | <i>A rotinização e o mercado de trabalho</i> | 27 |
| 2.3 | <i>Inteligência artificial e o trabalho: dessa vez é diferente?</i> | 36 |
| 2.3.1 | Como identificar quem é vulnerável ao avanço da inteligência artificial? | 37 |
| 3 | Dados e métodos | 45 |
| 3.1 | <i>Pressupostos do Índice de Inteligência Artificial</i> | 45 |
| 3.1.1 | Ocupações e Tarefas | 51 |
| 3.1.2 | <i>Benchmarks de Inteligência Artificial</i> | 52 |
| 3.2 | <i>Construção dos Dados</i> | 54 |
| 3.2.1 | Índice de Inteligência Artificial | 54 |
| 3.3 | <i>Predição em séries temporais</i> | 60 |
| 3.3.1 | Modelos de análise de séries temporais | 62 |
| 3.3.2 | ARIMA: Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis | 63 |
| 3.3.3 | Random Forest | 65 |
| 4 | A inteligência artificial e o mercado de trabalho formal no Brasil | 68 |
| 4.1 | <i>Automação, Inteligência Artificial e trabalho</i> | 70 |
| 4.1.1 | O que esperar para o Brasil? | 75 |
| 4.2 | <i>Métodos e Dados</i> | 79 |
| 4.3 | <i>Resultados</i> | 82 |
| 4.4 | <i>O que é possível dizer?</i> | 96 |
| 5 | O que esperar para o mercado de trabalho e a desigualdade de renda do trabalho? | 98 |
| 5.1 | <i>Predições de série temporal</i> | 98 |
| 5.2 | <i>Número de vínculos formais</i> | 101 |
| 5.3 | <i>Desigualdade na renda do trabalho: Índice de Gini</i> | 104 |

| | | |
|-----|----------------------------------------------------------------|-----|
| 5.4 | <i>O que é possível dizer?</i> | 106 |
| 6 | Conclusões | 107 |
| | Referências ¹ | 111 |
| | Apêndice A – Figuras adicionais do Capítulo 5 | 121 |

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

1 Introdução

O rápido avanço tecnológico em termos de computação tem colocado a inteligência artificial cada vez mais próxima do cotidiano de pessoas comuns. Diversos serviços acessados por dispositivos eletrônicos são baseados em algoritmos desenvolvidos para receber informações e produzir resultados otimizados para o usuário final. Diversas tarefas rotineiras, como a escolha do caminho mais eficiente para determinado trajeto, a execução de buscas na internet ou a escolha do próximo filme em serviços de *streaming* são alguns dos exemplos mais visíveis. No entanto, diversas outras aplicações são observadas diretamente em campos como medicina, saúde pública, educação, dentre outras áreas. No entanto, por mais natural que a introdução de algumas dessas aplicações pareça, questionamentos sobre seus impactos passam por diversas questões, como democracia, ética, economia e, de forma mais específica, sobre o futuro do trabalho.

A presente tese é guiada por dois pontos inter-relacionados de grande incerteza na literatura acerca da mudança tecnológica: os impactos sobre o mundo do trabalho e sobre a desigualdade de renda. Guiada por uma questão ambiciosa, busca entender quais os potenciais impactos da introdução dessas novas tecnologias sobre o mercado de trabalho brasileiro e a desigualdade de renda do trabalho. De forma mais específica, procura entender (1) quais são as ocupações com maior impacto potencial do avanço da inteligência artificial no mercado de trabalho formal brasileiro?; e (2) qual o impacto agregado do crescimento da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho formal no Brasil no médio prazo? Aqui, quando falamos em mercado de trabalho, consideramos todas as ocupações, mais ou menos impactadas pelas aplicações de inteligência artificial, e não somente aquelas que desenvolvem tecnologias.

A partir das perguntas, espera-se (1) entender a composição do mercado de trabalho formal no Brasil considerando as ocupações com maior impacto potencial; (2) estabelecer projeções sobre a expansão ou retração do mercado de trabalho formal nos curto e médio prazos; e (3) como essas mudanças impactariam a distribuição de renda do trabalho no Brasil nesse período. As ocupações são classificadas segundo a Classificação Brasileira de Ocupações de 2002 (CBO-2002) que cobre todos os trabalhadores com vínculos formais.

Esse debate parte da percepção de que a inteligência artificial será a próxima Tecnologia de Uso Geral (TUG)¹ (TRAJTENBERG, 2019), ou seja, uma inovação drástica

¹ General Purpose Technology (GPT) em inglês.

com potencial de uso generalizado e aplicável a grande parte dos setores da economia (BRESNAHAN; TRAJTENBERG, 1995). Acemoglu e Restrepo (2019) têm na inteligência artificial uma tecnologia altamente promissora dentre as que passam por desenvolvimento e implementação. De forma bastante ampla, a inteligência artificial diz respeito ao estudo e ao desenvolvimento de agentes inteligentes que, em outras palavras, são máquinas, softwares ou algoritmos que agem de forma inteligente para lidar com o ambiente em que está inserido, sabendo reconhecer e responder a estímulos de forma autônoma (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2018).

Tendo em conta as transformações decorrentes da ampliação do uso da inteligência artificial, a diferenciação na velocidade e no viés de qualificação do progresso técnico seriam os principais responsáveis pelo aumento de desigualdade salarial. Aghion, Howitt e Violante (2002) indicam a grande importância das novas tecnologias em si nesse processo. Como chama a atenção Goolsbee (2019), as transformações no mercado de trabalho e as possíveis compensações para a perda de renda decorrentes dessas novas tecnologias são os principais desafios para o campo de políticas públicas nesse cenário. A discussão acadêmica sobre os efeitos da adoção da inteligência artificial está inserida nesse debate mais amplo, ainda que a pergunta se “dessa vez é diferente?” esteja como pano de fundo.

Nos últimos anos diversos esforços foram direcionados para identificar o desenvolvimento atual e potencial dessas tecnologias e quais seriam as tarefas² e as ocupações³ com maior potencial de substituição na Europa e nos Estados Unidos (BRYNJOLFSSON; ROCK; SYVERSON, 2017; BRYNJOLFSSON; MITCHELL; ROCK, 2018; TOLAN *et al.*, 2020; WEBB, 2019) apresentando alternativas à *Routine-Biased Technological Change*, uma abordagem focada em tarefas, dominante na economia do trabalho (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; ZILIBOTTI, 2001; AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2008; AUTOR, 2013). Essa preocupação também aparece para o Brasil, e, parcialmente, segue uma abordagem que tenta entender melhor a composição das ocupações, e não apenas de tarefas, para estimar os seus possíveis impactos (ALBUQUERQUE *et al.*, 2019; KUBOTA; MACIENTE, 2019; MACIENTE, 2016; MACIENTE; RAUEN; KUBOTA, 2019), sendo, assim mais próxima do grupo de trabalhos mais recentes.

² Tarefas dizem respeito às diferentes ações que um trabalhador precisa desempenhar, como mover objetos, analisar planilhas, atender o público, etc.

³ Ocupações são grupos de trabalhadores que desempenham um grupo de tarefas similar, como médicos, engenheiros, professores, etc.

As pesquisas que apresentam os principais resultados para os EUA e a Europa indicam uma forte correlação positiva entre os índices de impacto de inteligência artificial, formas de mensuração de como a inteligência artificial afetaria as ocupações, e a distribuição de renda do trabalho. Acemoglu e Restrepo (2019) chamam a atenção para o pressuposto de que os avanços tecnológicos aumentam a produtividade e, como consequência, o valor gerado por trabalhador. O resultado esperado seria uma maior demanda por trabalho, aumentando os níveis de emprego e de salários. No entanto, também existe a expectativa de que esse impacto seja negativo em alguns setores e que, apesar disso, existirá um ganho agregado mesmo em cenários de concentração de benefícios em grupos específicos, o que aumentaria a desigualdade.

De forma geral, o surgimento de novas tecnologias traz questionamentos sobre seus impactos sobre a produtividade e o mundo do trabalho. Como resumem Acemoglu e Restrepo (2019), essas discussões partem do pressuposto de que avanços tecnológicos aumentam a produtividade, enquanto valor gerado por trabalhador. Ao mesmo tempo, geraria uma maior demanda por trabalho, tendo o aumento dos níveis de emprego e salários como consequência. Como visto em toda discussão realizada até aqui, o impacto pode ser negativo sobre alguns setores, mas, mesmo com isso acontecendo, essa perspectiva entende que outros setores crescerão e, no agregado, o nível de emprego e os salários subirão. Mesmo se observada a concentração dos benefícios em grupos específicos, aumentando a desigualdade, essa abordagem ainda argumenta que isso aumentará a demanda por trabalho para trabalhadores de todo tipo.

As referências para comparação estão nos processos de computadorização, por muito tempo restritos a tarefas de rotina em atividades específicas (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR, 2013; AUTOR; HANDEL, 2013; GOOS; MANNING; SALOMONS, 2009). Em um contraponto, as novas tecnologias de automação poderiam não buscar o aumento da produtividade do trabalho, mas substituí-lo para redução de custos em diversas atividades humanas (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; ACEMOGLU; AUTOR, 2011). Partindo dessa perspectiva, Acemoglu e Restrepo (2019) pensam nas tecnologias de automação como responsáveis pela remoção dos trabalhadores de diversas atividades, reduzindo a participação do trabalho humano no processo de produção. De outra forma, seriam tecnologias que aumentariam a produção e não os salários e o nível de emprego.

Mas pensando no caso brasileiro, deve-se considerar as diferenças na estrutura econômica, como uma menor produtividade, um menor custo do trabalho e uma grande desigualdade de renda. Assim, partindo de ambas as perspectivas, o impacto estaria concentrado em ocupações mais suscetíveis ao impacto da inteligência artificial. Estas ocupações estão, de forma geral, concentradas no topo da distribuição de renda, demandando maior escolaridade e especialização técnica.

A partir dessa discussão, a hipótese central da tese decorre dos pressupostos de crescimento econômico acelerado, mas com concentração desses ganhos entre uma parcela bastante específica. Ao mesmo tempo, a maior parte da força de trabalho seria depreciada, uma vez que a manutenção do nível de emprego somente aconteceria em um cenário de baixo custo do trabalho em comparação ao capital utilizado para a substituição. Dessa forma, a hipótese de pesquisa pode ser dividida em duas partes, de forma que:

H₁: A adoção de tecnologias de inteligência artificial será limitada a postos de maior escolaridade, não impactando o nível geral de emprego;

H₂: Com os ganhos concentrados entre ocupações que demandam maior escolaridade, será observado o aumento da desigualdade de renda do trabalho.

Dessa forma, o principal objetivo da presente tese é identificar o possível impacto que o desenvolvimento de aplicações de inteligência artificial pode ter sobre o mercado de trabalho e a renda no Brasil. Mas para isso, é necessário cumprir objetivos mais modestos. Cada um dos grupos de objetivo seria uma etapa para responder à pergunta principal.

1. Explorar como a inteligência artificial tem impactado a economia brasileira de uma forma mais ampla a partir de índices comparativos;
2. Entender a composição do mercado de trabalho no Brasil e como a inteligência artificial interagiria nesse cenário;
 - Nesse aspecto, a adoção da taxonomia apresentada por Fernández-Macías e Bisello (2020) permite comparar processos anteriores de automação, bem como o impacto potencial que a inteligência artificial pode desempenhar;
3. Estabelecer projeções sobre o impacto que a inteligência artificial teria sobre a desigualdade;
 - Realizar projeções a partir de dados sobre trabalho e renda no Brasil;

Uma primeira dificuldade, já expressa nos objetivos, é como incorporar os aspectos da adoção das tecnologias relacionadas à inteligência artificial nas análises e projeções. Para isso, Fernández-Macías e Bisello (2020) desenvolveram uma taxonomia para incorporar esses elementos nas análises sobre mercado de trabalho. A partir dela, Tolan *et al.* (2020) aplicaram uma análise utilizando as tarefas relacionadas às ocupações, o nível de pesquisa em Inteligência Artificial e *benchmarks* sobre as tecnologias existentes para criação de um índice de impacto de inteligência artificial incorporando um total de 14 habilidades cognitivas do mundo do trabalho.

Nesse sentido, com um índice que varia de 0 a 1, foi realizada uma análise quantitativa da relação da inteligência artificial com o mercado de trabalho formal brasileiro. Em uma série que vai de 2008 a 2019, foram incorporados aos microdados da RAIS (Relação Anual de Informações Sociais) agregados por CBO-2002 (Código Brasileiro de Ocupações de 2002) e município. Trata-se, assim, de um retrato de 12 anos das informações completas sobre o mercado de trabalho formal no Brasil. Dessa forma, uma primeira etapa da análise empírica tem caráter exploratório e descritivo.

Em sequência, aplicando técnicas de previsão de dados, foram realizadas projeções sobre o mercado de trabalho formal e a renda do trabalho. Utilizando técnicas autorregressivas, como o ARIMA (Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis) e *Machine Learning* (*Random Forest*), foi possível estabelecer expectativas para o número total de vínculos e o índice de Gini para um período até 2035.

Dessa forma, a tese está estruturada em quatro capítulos além desta introdução e das considerações finais. No primeiro capítulo é realizada uma revisão sistemática da literatura sobre inovações tecnológicas e trabalho. Partindo da *Routine-Biased Technological Change*, a qual classifica os empregos de acordo com a presença de tarefas de rotina que poderiam ser substituídas por processos de computadorização e robotização (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; ZILIBOTTI, 2001; AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2008; AUTOR, 2013), passa pela discussão sobre as diferenças que a inteligência artificial pode agregar à discussão. De forma sintética, enquanto a preocupação para o mundo do trabalho se limitava às tarefas de rotina, processos de substituição e complementaridade trazidos por tecnologias capazes de realizar tarefas repetitivas, a inteligência artificial coloca um novo desafio por ser capaz de realizar tarefas não repetitivas e que demandam algum nível de cognição (ACEMOGLU; RESTREPO, 2019). Nesse sentido, a incorporação de aspectos

sociais da produção por Fernández-Macías e Bisello (2020) traz uma nova perspectiva para realização de análises sobre esse novo processo de inovação que é incorporado pela à tese.

Essa incorporação é mais bem descrita no segundo capítulo, no qual são apresentados os dados e os aspectos metodológicos. Aqui é realizada uma apresentação breve sobre a construção do índice de impacto de inteligência artificial criado por Tolan *et al.* (2020) dentro dessa nova abordagem. De forma geral, são apresentados os pressupostos e etapas que os autores realizaram para chegar a um índice que sintetiza toda essa informação em uma escala que varia de 0 a 1. Além disso, são descritas as etapas para a aplicação desse índice aos dados brasileiros, especialmente sobre a correspondência entre os códigos de ocupação internacionais e norte-americano com o brasileiro, além da sua aplicação aos microdados da RAIS. Por fim, uma breve apresentação sobre os métodos de predição utilizados na análise.

Já o terceiro capítulo realiza uma conexão entre a discussão teórica do primeiro capítulo e os aspectos quantitativos da análise. Em um primeiro momento, o Brasil é colocado em perspectiva comparada a partir de dados do *The 2019 AI Index Report* (ZHANG *et al.*, 2019), mantido pela Universidade de Stanford. Indicadores sobre emprego de IA no mundo do trabalho, investimento em pesquisa, tanto em IA quanto de forma mais genérica, e qualificação profissional estão entre os aspectos comparados. Com os subsídios oriundos dessa etapa, é feita uma análise descritiva sobre a relação da composição do mercado de trabalho formal no Brasil e a inteligência artificial a partir de sua distribuição e as pontuações do índice de inteligência artificial para cada uma das ocupações.

Por fim, o último capítulo apresenta os modelos preditivos para o nível de emprego e a renda do trabalho. Os resultados corroboram com as hipóteses, uma vez que tanto o nível de emprego quanto a desigualdade de renda no trabalho possuem tendências de alta. Apesar da diferença das magnitudes, ambos os métodos aplicados possuem a mesma direção. Por fim, a tese é encerrada com algumas considerações e proposições sobre trabalhos futuros para lidar com as limitações encontradas nessa pesquisa.

2 Automação, Inteligência Artificial e mercado de trabalho

A pesquisa trata de dois dos principais pontos de incerteza recorrentes na literatura, quais sejam, os impactos da adoção ampliada da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho e sobre a desigualdade de renda. A questão da pesquisa em tela decorre da percepção de que a inteligência artificial deve se constituir na próxima Tecnologia de Uso Geral (TUG) (TRAJTENBERG, 2019). De outra forma, é uma inovação drástica com potencial de uso generalizado e aplicável a grande parte dos setores da economia (BRESNAHAN; TRAJTENBERG, 1995). Ainda que a literatura chame a atenção para a velocidade e o viés de qualificação do progresso técnico como principais responsáveis pelo aumento da desigualdade salarial, Aghion, Howitt e Violante (2002) chamam a atenção para a importância dessas novas tecnologias como vetores de mudança.

A partir das transformações que colocaram a emergência da inteligência artificial como um novo paradigma na produção, agendas de pesquisa vêm sendo construídas a respeito de diversos aspectos levantados pela literatura acadêmica. Goolsbee (2019) apresenta três grandes desafios em termos de políticas públicas que devem ser considerados. O primeiro diz respeito aos impactos sobre o mercado de trabalho salientando que a velocidade da expansão do uso da tecnologia é um fator central. O segundo, por sua vez, diz respeito a políticas de compensação para o deslocamento no mercado de trabalho. O último diz respeito a aspectos regulatórios com implicação direta sobre o indivíduo, como precificação individualizada, direitos sobre a propriedade de dados e políticas antitruste. As preocupações relacionadas a políticas públicas presentes na tese estão relacionadas aos dois primeiros aspectos.

No entanto, para que seja construído um quadro geral para análise das políticas públicas relacionadas ao impacto da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho, alguns passos anteriores são necessários. Em um primeiro momento, deve-se ter em conta o papel e os desdobramentos de novas Tecnologias de Uso Geral (TUG). A partir dessa preocupação, espera-se entender quais as semelhanças e as diferenças que a expansão do uso da inteligência artificial tem com as transformações observadas ao longo da história. Na sequência, seguindo proposta similar, apresenta-se uma seção sobre os desdobramentos políticos que essas transformações ensejaram. Esse panorama pode jogar luz sobre os desafios políticos que se colocarão no futuro próximo, bem como a possibilidade de

encontrar referências para transformações na formulação e implementação das próprias políticas públicas.

2.1 *Tecnologia, inovação e o mercado de trabalho*

Trazer à discussão das Tecnologias de Uso Geral teve como objetivo estabelecer um vínculo entre incentivos econômicos para desenvolvimento de tecnologias específicas e crescimento econômico a partir da percepção que diversas TUGs coexistem em qualquer ponto do tempo sendo caracterizadas pelo uso generalizado *potencial*. Conforme uma tecnologia se desenvolve, se espalha pela economia trazendo como resultado ganhos de produtividade generalizados. De forma geral, a maior parte das TUGs oferecem novas oportunidades e não soluções finais, agindo, assim, como “tecnologias facilitadoras” (BRESNAHAN; TRAJTENBERG, 1995).

Como observa Hanson (2001), o temor popular em torno dos processos de automação se manteve ao longo do tempo. Mais do que pensar em termos de substituição, novas tecnologias criam complementaridades. No exemplo de meios de transporte, as carruagens complementaram os cavalos e posteriormente foram substituídos por carros. Ao pensar na inteligência artificial, uma perspectiva seria que a computação e a robótica passariam a complementar o trabalho humano e, eventualmente, se tornar inteligente a ponto de substituir esse trabalho – a um custo mais baixo e com uma maior qualidade/eficiência (NILSSON, 1984). No entanto, existe um longo caminho à frente para se pensar nessa substituição – basta ver que o diagnóstico citado possui quase 40 anos – e faltam estimativas sobre o impacto real que teria sobre a economia e os diferentes mercados de trabalho.

Retomando o exemplo dos meios de transporte, é claro que a automação não é um fenômeno recente. Acemoglu e Restrepo (2019) indicam que diversos avanços importantes na história da tecnologia estão associados a processos de automação. Os avanços observados nos estágios iniciais da Revolução Industrial britânica são os mais notáveis, uma vez que buscavam automatizar os processos de tecelagem e fiação. A partir dessa dinâmica, o foco passa a outras indústrias, levando a novos processos de automatização. Os autores apontam a mecanização da agricultura e o sistema de peças intercambiáveis dos Estados Unidos (ou sistema americano de manufatura) como outros processos marcantes. Ainda que a hipótese de que o potencial de demissões ocasionadas pela inteligência artificial

esteja concentrado no local e no período, como nos processos já citados de automação fabril e mecanização da agricultura (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2019a), processos de inovação tecnológica dessa magnitude sempre vêm acompanhados da pergunta “dessa vez é diferente?”.

Essa questão está associada ao que Mokyr, Vickers e Ziebarth (2015) chamam de ansiedades tecnológicas. Uma delas se associa ao entendimento de que as possibilidades de desenvolvimento tecnológico são insuficientes o que, no fim, levaria a uma estagnação econômica. Por outro lado, as outras duas ansiedades seriam baseadas em uma visão “otimista”, segundo a qual os processos de inovação tecnológica permaneceriam ou mesmo se intensificariam. Nesse sentido, uma das formas de ansiedade estaria associada às implicações morais do desenvolvimento tecnológico sobre o bem-estar humano – aqui pensado de forma ampla. Por fim, a ansiedade que a presente tese busca trabalhar de forma mais detalhada é:

“(...) uma das preocupações mais comuns é que o progresso tecnológico levará à difusão da substituição de trabalho por máquinas, o que, por sua vez, poderia levar a um desemprego tecnológico e a um aumento ainda maior da desigualdade no curto prazo, mesmo que os efeitos de longo prazo sejam benéficos.”¹ (MOKYR; VICKERS; ZIEBARTH, 2015, p. 32, tradução nossa)

Sobre esse ponto, Mokyr, Vickers e Ziebarth (2015) apontam que o desenvolvimento tecnológico não significa o fim do emprego, mas que pode alterar algumas de suas características no futuro. No entanto, essa ansiedade tecnológica pode levar à superestimação de efeitos negativos dos processos de automação (ANTON *et al.*, 2020). Quando observadas pesquisas sobre os impactos da produtividade tecnológica, elas historicamente contribuíram para a elevação do padrão de vida (ATACK; MARGO; RHODE, 2019; AUTOR, 2015; AUTOR; SALOMONS, 2018). No entanto, ainda assim, permanecem os questionamentos sobre se “dessa vez é diferente” – e qual seria seu impacto, e se as inovações atualmente são mais impactantes que aquelas já observadas (AUTOR; SALOMONS, 2018; EUROFOUND, 2018; MOKYR; VICKERS; ZIEBARTH, 2015; PRATT, 2015).

Pensando nos impactos da automação sobre o mercado de trabalho, Anton *et al.* (2020) os trata como complexos, uma vez que afeta tanto dinâmicas, composição e produtividade (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; RESTREPO, 2018a; ACEMOGLU;

¹ No original: “(...) one of the most common concerns is that technological progress will cause widespread substitution of machines for labor, which in turn could lead to technological unemployment and a further increase in inequality in the short run, even if the long-run effects are beneficial”.

RESTREPO, 2018b; AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR, 2015). Primeiramente, novas tecnologias podem deslocar mão-de-obra das tarefas para as quais são criadas, em um efeito de substituição. Além disso, pode gerar novas tarefas e levar à criação de empregos em novas ocupações associadas a elas, bem como complementar tarefas já existentes a partir do efeito de produtividade. Por fim, Acemoglu e Restrepo (2018b) pontuam que, no longo prazo, o efeito de produtividade se torna maior em decorrência do aumento do custo do capital impulsionado pela automação o qual, por sua vez, levaria a um maior acúmulo de capital até um ponto em que o preço desse fator de produção atinja seu nível de estado estacionário.

Existe uma ampla literatura que busca entender as consequências das transformações tecnológicas sobre o mercado de trabalho, especialmente focadas nos efeitos sobre diferentes segmentos da força de trabalho dos conteúdos-tarefas² dos empregos (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; AUTOR, 2015; BARBIERI *et al.*, 2020; FERNÁNDEZ-MACÍAS; ARRANZ-MUÑOZ, 2020). Especificamente, existe uma produção recente sobre os impactos da adoção de robôs nos mercados de trabalho, tanto em economias desenvolvidas quanto em desenvolvimento, possuindo uma variação nas conclusões (ANTON *et al.*, 2020).

Dentro dessa perspectiva, Graetz e Michaels (2018) encontraram um efeito nulo da robotização nos empregos, com a redução dos empregos de baixa qualificação, e um efeito positivo sobre os salários a partir de uma abordagem considerando a variação entre setores e em 17 países desenvolvidos entre 1993 e 2007. Por sua vez, em Klenert, Fernández-Macías e Anton (2020) o impacto sobre o emprego foi positivo na Europa entre 1995 e 2015, especialmente nos setores de manufatura. Ao ampliar a amostra de países, Carbonero, Ernst e Weber (2018) mostram um efeito negativo sobre o emprego, especialmente em economias em desenvolvimento, no período de 2000 a 2014. No entanto, o artigo de DE BACKER *et al.* (2018) encontra um efeito positivo sobre o emprego em países desenvolvidos em alguns momentos e um efeito nulo nos países em desenvolvimento, bem como a robotização melhora a qualidade das exportações. Por fim, observando somente os EUA, Dahlin (2019) apresenta um efeito positivo entre 2010 e 2015 para empregos de média e alta qualificação, enquanto Borjas e Freeman (2019) observam um efeito negativo sobre os salários e o emprego entre 1996 e 2006.

² *No original: task-content*

Outra questão explorada pela literatura é a variação regional à exposição ao processo de robotização. De forma geral, observam o aumento do estoque da tecnologia por setor aos territórios subnacionais a partir da distribuição do emprego no período inicial da observação (ACEMOGLU; RESTREPO, 2020; CHIACCHIO; PETROPOULOS; PICHLER, 2018; DAUTH *et al.*, 2017). Como pontuam Anton *et al.* (2020), uma das vantagens dessa abordagem regional é a possibilidade de considerar a existência de diferenças sobre o emprego em setores de uso intensivo de robôs e da economia como um todo. De forma geral, os resultados indicam que os setores não-manufatureiros acabam incorporando a mão de obra despedida nas atividades industriais e lucrando com o aumento de produtividade (ANTON *et al.*, 2020).

Por fim, uma frente de estudos focada em dados no nível da firma também possui conclusões destoantes, ainda que majoritariamente, os resultados sejam nulos ou positivos. Ao analisar seis países europeus, (JÄGER; MOLL; LERCH, 2016) não encontraram nenhuma correlação entre emprego e uso de robôs. Utilizando desenhos de pesquisa mais complexos e visando identificação causal, Domini *et al.* (2020) e Koch, Manuylov e Smolka (2019) encontraram um efeito positivo de tecnologias de automação sobre a criação de empregos. Observando as empresas suíças, Balsmeier e Woerter (2019) identificaram um leve efeito positivo no emprego justificado pela expansão de empregos de alta qualificação e a redução de empregos de baixa qualificação. No entanto, uma exceção a essa literatura são Acemoglu, Lelarge e Restrepo (2020), os quais identificaram a associação de robôs com a redução do emprego no geral, uma vez que a redução na proporção do mercado de trabalho é superior aos efeitos do aumento de produtividade na criação de empregos.

Anton *et al.* (2020) partem dessa literatura buscando identificar a variação do impacto da robotização ao longo da distribuição do emprego, medida por nível educacional, o que possibilitaria, também, identificar possíveis ligações entre o processo de implantação de robôs e a polarização no mercado de trabalho nos países europeus. Seus resultados são majoritariamente pequenos e negativos para o período entre 1995 e 2005 e positivos para o período de 2005 a 2015 na maioria dos modelos. A respeito da estrutura de emprego, as evidências indicam uma leve polarização no primeiro período, mas, no entanto, os resultados possuem alguma dependência das especificações de cada modelo. Nesse sentido, os resultados observados para o fenômeno seriam tímidos e ambíguos.

A escolha pelo debate de robotização para introduzir as dinâmicas possíveis para a inteligência artificial decorre de três fatores principais. O primeiro é a proximidade

tecnológica, uma vez que, atualmente, robôs não somente são ferramentas para produção industrial, mas contemplam uma ampla gama de atividades. O segundo é temporal, uma vez que parte desses processos tem se desenrolado ao longo do final do século XX aos nossos dias. Por fim, existe uma ampla literatura empírica que busca identificar os impactos desse processo, bem como existe uma intersecção com a adoção de algumas tecnologias de inteligência artificial.

Nesse sentido, observou-se uma ampla gama de estudos, partindo de diferentes premissas teóricas e possuindo resultados divergentes quanto à adoção de robôs na economia. A partir dela, no entanto, algumas perspectivas importantes para o desenvolvimento da tese emergem. A principal diz respeito à transversalidade dos estudos, ou seja, ao recorte dos países e regiões analisadas. Isso parece estar associado ao nível de desenvolvimento econômico e deve ser considerado nas análises desenvolvidas aqui. Além disso, os recortes temporais também se mostram importantes, uma vez que a velocidade de implantação da tecnologia é diferente justamente pelas diferenças das estruturas econômicas.

2.2 A rotinização e o mercado de trabalho

Parte da literatura procura entender as transformações da estrutura organizacional do trabalho e o processo caracterizado pelo aumento do emprego em vagas de baixa e alta qualificação enquanto é observada a redução naquelas de média qualificação, ou seja, é a chamada polarização da estrutura organizacional (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). No entanto, Fernández-Macías e Hurley (2016) indicam que existem outros fatores institucionais e políticos, como a desregulamentação do mercado de trabalho e as mudanças nos níveis de salário-mínimo, que podem estar associadas às ocupações de menor remuneração. Ao mesmo tempo, a expansão de ocupações com maior remuneração estaria relacionada, ainda que em sentido oposto, à forma das atividades desempenhadas – rotineiras ou não rotineiras – na maior parte dos países europeus. De outra forma, a polarização estaria mais associada a fatores político-institucionais do que à mudança tecnológica.

No entanto, grande parte da produção acadêmica sobre as mudanças tecnológicas das últimas décadas atribui às Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) a responsabilidade pelo desenvolvimento de mercados assimétricos (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY, 2016). No entanto, as abordagens pautadas nas complementariedades entre

habilidades dos trabalhadores e as novas tecnologias, como a *Skills-Biased Technological Change* (KATZ; MURPHY, 1992; KATZ; AUTOR, 1999), não foram capazes de explicar o crescimento da polarização do trabalho.

Autor, Levy e Murnane (2003), a partir de um exame histórico da substituição do trabalho humano pelo autônomo, desenvolvem uma hipótese relacionada à rotinização de tarefas, segundo a qual as novas tecnologias teriam impacto sobre as tarefas de rotina. Nesse sentido, argumentam que, como em outros períodos de automação de tarefas, novas ocupações surgiriam para complementar essas atividades com uma ampliação de tarefas não rotineiras, para as quais ainda não existia tecnologia para substituição. A partir dessa perspectiva, tem-se um novo debate focado na importância que os avanços tecnológicos mais recentes, justamente associados à difusão de tecnologias da informação e comunicação, poderiam trazer ao mercado de trabalho.

Essa perspectiva, mais focada nas tarefas, traz uma maior precisão para o objeto de análise, uma vez que trata do que seria, de fato, substituído pela tecnologia. Essa abordagem é conhecida como *Routine-Biased Technological Change*, ou seja, ela classifica os empregos de acordo com a presença de tarefas de rotina e não mais pelas habilidades de forma genérica (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY, 2016). Como indicam os resultados de Acemoglu e Autor (2011), as tarefas de rotina estão concentradas no meio da distribuição de habilidades no mercado de trabalho. Dessa forma, a polarização estaria associada a esse processo, uma vez que as tarefas menos rotineiras estariam nas partes inferior e superior da distribuição. De forma geral, argumentam que:

“(...) (1) que o capital do computador substitui os trabalhadores na realização de um conjunto limitado e bem definido de atividades cognitivas e manuais, aquelas que podem ser cumpridas ao seguir regras explícitas (o que nós chamamos ‘tarefas rotineiras’; e (2) que o capital do computador complementa os trabalhadores executando atividades de resolução de problemas e comunicação complexa (tarefas ‘não rotineiras’).”³ (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003, p. 1280, tradução nossa)

Dessa forma, é importante estabelecer a diferenciação entre tarefas que são de rotina daquelas de não-rotina. Além disso, parte das tarefas de rotina possuem caráter cognitivo, mas são classificadas aqui pela repetição da mesma tarefa.

³ “(...) (1) that computer capital substitutes for workers in carrying out a limited and well-defined set of cognitive and manual activities, those that can be accomplished by following explicit rules (what we term ‘routine tasks’); and (2) that computer capital complements workers in carrying out problem-solving and complex communication activities (‘nonroutine’ tasks)”.

No entanto, essa classificação foi ganhando maior refinamento ao longo do tempo. Autor, Katz e Kearney (2006), Autor e Handel (2013) desenvolvem uma classificação em três categorias ao transformar as duas categorias de Autor, Levy e Murnane (2003) em uma. As tarefas, nesse enquadramento, passam a ser classificadas em (a) abstratas, (b) rotina e (c) manuais. As tarefas abstratas dizem respeito à resolução de problemas abstratos, além de atividades criativas, organizacionais e gerenciais. Já as tarefas de rotina podem ser cognitivas codificáveis ou manuais com repetição que seguem procedimentos claros. Por fim, as atividades manuais são não rotineiras, ou seja, possuem baixa demanda cognitiva, mas adaptabilidade e flexibilidade físicas. Elas estão associadas, seguindo a ordem apresentada, a ocupações de alta, média e baixa qualificação, sendo que, dessa forma, a informatização das atividades teria como efeito o aumento da desigualdade salarial.

Goos, Manning e Salomons (2010), por sua vez, desmembram as tarefas não rotineiras em duas categorias, abstratas e de serviços. Ainda que ambas sejam não rotineiras, as abstratas são resoluções de problemas complexos, enquanto as de serviços estão relacionadas a cuidar de outras pessoas. Assim, de forma sintética, as tarefas presentes nas ocupações podem ser (a) abstratas, intensa em habilidades cognitivas e não rotineiras; (b) serviços, intensa em habilidades não rotineiras cognitivas; e (c) rotineiras, intensa em habilidades rotineiras tanto cognitivas quanto não cognitivas (GOOS; MANNING; SALOMONS, 2009). A diferenciação entre tarefas abstratas e de serviços está na complexidade, sendo que, assim como as tarefas rotineiras, aquelas de serviço tendem a ficar alocadas a pessoas pouco qualificadas. Já as tarefas abstratas estão mais associadas à educação formal e a um maior esforço intelectual.

A partir dessas classificações, Fernández-Macías e Bisello (2020) argumentam que as tarefas manuais e de serviços tenderiam a crescer com a informatização, uma vez que são tarefas não rotineiras desempenhadas por pessoas com baixa qualificação. Já as tarefas abstratas, pela necessidade de um maior esforço cognitivo/intelectual, seriam complementares às tecnologias de informação.

Com isso, tem-se que a literatura de *Routine-Biased Technological Change* está focada, justamente, nas tarefas de rotina, ou seja, naquelas que “requerem a repetição metódica de um procedimento inabalável”⁴ segundo a definição original (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003, p. 1283). Acemoglu e Autor (2011, p. 1076) atualizam a definição como tarefas “suficientemente bem compreendidas que podem ser totalmente especificadas

⁴ No original: “require methodical repetition of an unwavering procedure”.

como uma série de instruções a serem executadas por uma máquina”, ou seja, passam a incorporar a dimensão da automação.

No entanto, como apontam Fernández-Macías e Bisello (2020), o nível de rotinização de uma tarefa está mais associado com a forma que é organizada do que com o seu conteúdo. Além disso, os processos de rotinização de algumas formas de trabalho são resultado de processos históricos de divisão do trabalho, reorganização da produção e da provisão de serviços dentro de um contexto social específico. Ainda assim, segundo o argumento da *Routine-Biased Technological Change*, as tecnologias seriam substitutas do fator trabalho em tarefas de rotina e, como consequência, reduziriam a demanda por trabalho nessas tarefas.

Outro aspecto importante da abordagem é a suposição quase imediata de que as tarefas rotineiras requerem um menor esforço cognitivo enquanto as tarefas não rotineiras possuem uma demanda cognitiva maior. No entanto, como apontam Fernández-Macías e Hurley (2016), a diferenciação entre uma dimensão de rotina e uma de cognição é uma opção problemática, uma vez que elas possuem forte ligação conceitual e empírica. Do ponto de vista empírico, por exemplo, as duas dimensões são fortemente associadas e correlacionadas, ainda que a correlação entre o grau de rotina de uma tarefa e o grau de esforço cognitivo seja negativa.

Soma-se a esses aspectos, o impacto que o *offshoring* possui sobre os mercados de trabalho e os processos de produção, ou seja, como a fragmentação internacional da produção os afeta (BLINDER, 2009). Como pontuam Bramucci *et al.* (2017), soma-se à rotinização a interação social também como aspecto central do trabalho para entender as possibilidades de *offshorability*. Seu efeito é distinto entre as indústrias e os grupos profissionais, sendo principalmente pautadas por uma lógica de redução de custos com a economia do custo do insumo trabalho. Ele é negativo em indústrias de manufatura e em ocupações menos qualificadas ou mais rotinizadas. Nas indústrias de alta tecnologia ele ocorre entre gerentes e profissionais manuais qualificados, enquanto nas indústrias de baixa tecnologia, entre os trabalhadores manuais.

Por fim, uma outra abordagem distinta presente na literatura trata dos efeitos da mudança organizacional sobre a demanda por trabalho, também distintos entre as tarefas. Essa transformação está associada a uma tendência de organização que atribui maior autonomia aos trabalhadores via descentralização de autoridade e delegação de responsabilidades, como aborda Caroli (2001):

“(...) estas ‘novas’ formas de organização do trabalho implicam em uma mudança da produção em massa, formas ‘Taylorísticas’ – caracterizadas pelo controle centralizado e burocrático – para ‘na hora certa’, aqueles flexíveis e menos hierárquicos, que dependem cada vez mais da interação, cooperação e troca de informações entre os trabalhadores; autonomia e responsabilidade dos trabalhadores e diminuição da especialização de tarefas.”⁵ (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020, p. 4-5, tradução nossa)

Dessa forma, as novas formas de organização do trabalho também trazem impactos sobre o que se demanda do trabalhador. Nesse sentido, a hipótese da *Skills Biased Organisational Change* é de que as mudanças organizacionais modernas são complementares a trabalhadores qualificados, de forma que a tecnologia somente impacta a produtividade de forma ampla quando combinada com uma mudança organizacional profunda, requisito para a inovação (CARD; DINARDO, 2002; CAROLI; REENEN, 2001).

Mokyr, Vickers e Ziebarth (2015) chamam a atenção para esse processo de flexibilização, ou seja, quando e onde as atividades ocorrem, o que levaria a uma diluição entre vida privada e o local trabalho. Essa mudança não se daria pelo aumento do trabalho por conta própria, mas pelo crescimento de empresas que conectam contratantes e prestadores de serviços. Como observado por Autor (2001), na segunda metade da década de 1990 já era observada a redução de empreiteiros e consultores independentes e de *freelancers* ao passo que ocorreu a expansão da fração de trabalhadores contratados por empresas intermediadoras. Pesole *et al.* (2018) chama a atenção para a possibilidade de crescimento das formas de trabalho em plataformas, que comporiam de 1 a 2% a força de trabalho, e seriam um exemplo essencial sobre como a tecnologia possibilitou a coordenação de transações de trabalho no qual a tarefa não é o trabalho em si.

A partir do debate envolvendo outras perspectivas, Autor (2013, p. 187) revisa o que fora apresentado em Autor, Levy e Murnane (2003) e pela literatura de abordagem de tarefas (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; ZILIBOTTI, 2001; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2008). Nessa atualização, busca incorporar o potencial das mudanças tecnológicas, do comércio internacional e do *offshoring* sobre as tarefas desempenhadas por trabalhadores que podem, a partir desses fatores, ser substituído por capital ou trabalhadores em outros países. Dessa forma, o novo modelo “fornece um mecanismo natural pelo qual os avanços tecnológicos podem levar a mudanças

⁵ No original: “(...) these “new” forms of work organisation imply a shift from mass production, “Tayloristic” forms – characterised by centralised and bureaucratic control – towards “Just-in-Time”, flexible and less hierarchical ones, which increasingly rely on interaction, cooperation and exchange of information among workers; workers’ autonomy and responsibility, and decreasing task specialisation”.

reais e não monótonas na estrutura de emprego por ocupação, bem como a reduções nos salários de certos grupos de trabalhadores”⁶.

No entanto, Fernández-Macías e Bisello (2020, p. 12) questionam que diferentes tipos de tarefa necessitam habilidades distintas, tanto quantitativamente quanto qualitativamente. Nesse sentido, algumas delas demandam habilidades mais simples, outras complexas; algumas habilidades muito específicas, outras habilidades genéricas. Por considerar o trabalho como um insumo no processo produtivo e as tarefas como “unidades discretas de trabalho que requerem habilidades específicas (ou seja, o estoque de capacidades humanas inatas ou adquiridas) para serem realizadas”, a abordagem de tarefas na economia do trabalho possui uma visão estritamente técnica do trabalho como processo mecânico que gera resultados a partir de determinados insumos. Essa visão é clara em Autor (2013), principal expoente da corrente, que tem as tarefas como simples unidades de trabalho utilizadas na produção de um resultado.

Buscando entender o processo de substituição do humano por máquinas para realização de determinadas tarefas, foi feita uma escolha deliberada pela ausência de qualquer debate relacionado à agência humana na definição de tarefas. Como o trabalho é visto como um insumo no processo econômico que pode ser realizado por humanos ou máquinas, a determinação da escolha de quem realizará uma tarefa depende das vantagens comparativas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; ARRANZ-MUÑOZ, 2020). Nesse sentido, Autor (2013, p. 187) entende que ‘vantagem comparativa na produção significa que o fator com o menor custo econômico para realizar uma tarefa é atribuído a essa tarefa. O custo econômico, por sua vez, reflete a capacidade tecnológica de um fator e seu custo de oportunidade’⁷, ou seja, como o custo mais baixo para a realização de uma tarefa a partir do que é possível com o desenvolvimento tecnológico.

O processo de divisão do trabalho dentro da abordagem mostra uma vantagem dos homens sobre as máquinas uma vez que os primeiros precedem as últimas na realização de novas tarefas em decorrência da sua capacidade de flexibilização e adaptação. No entanto, dentro dessa mesma lógica, elas se tornam passíveis de automação conforme as tarefas são formalizadas e codificadas e, nesse ponto, a máquina passaria a ter uma vantagem

⁶ No original: “This provides a natural mechanism through which technological advances can lead to real non-monotone changes in the structure of employment by occupation as well as declines in the wages for certain groups of workers”.

⁷ No original: “Comparative advantage in production means that the factor with the lowest economic cost of performing a task is assigned that task. Economic cost in turn reflects both a factor’s technological capability and its opportunity cost”.

de custo sobre o trabalho humano para tarefas de rotina (AUTOR, 2013). Ou seja, para tarefas de rotina, em um primeiro momento é empregado o trabalho humano até um ponto em que ocorre a substituição pela máquina, após processo de codificação e o custo do insumo capital seja menor que o insumo trabalho. Nesse ponto, Fernández-Macías e Bisello (2020) chamam, mais uma vez, a atenção para a importância de aspectos sociais e culturais nesse processo para além da importância da vantagem comparativa entre capital e trabalho para cada tarefa.

Fernández-Macías e Bisello (2020) argumentam que a abordagem fornece subsídios para uma melhor compreensão sobre a demanda do trabalho, mas não seria suficiente para entender os impactos dos processos de automação sobre o mercado de trabalho. Por partir de uma abordagem microeconômica, ela fornece ferramentas para entender os processos de automação em algumas ocupações e de uma evolução mais geral da busca por trabalho. Suas limitações estão relacionadas ao fato de não abordarem os processos pelos quais as ocupações são socialmente inseridas. A partir dessa lacuna (proposital), os autores apresentam quatro principais gargalos decorrentes da falta de uma análise que considere o aspecto social do emprego.

Em primeiro lugar, apesar de entender que máquinas podem realizar determinadas tarefas, a ideia de que são substitutas perfeitas ao trabalho humano, dependente da tecnologia e dos custos, pode ser ilusória. Até o surgimento de uma inteligência artificial geral, as máquinas não possuirão uma agência real como os humanos, sendo sempre necessário o trabalho humano, seja para projetar, controlar, realizar a manutenção ou mesmo lidar com situações imprevistas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Como pontuam Aghion, Jones e Jones (2018), mesmo os robôs industriais mais avançados ainda são considerados ferramentas muito sofisticadas que têm como efeito o aumento contínuo da produtividade dos demais trabalhadores.

Uma segunda limitação é a necessidade da cooperação ativa dos humanos no processo produtivo decorrente da sua agência real, impactando a organização da produção que, além de maximizar a eficiência técnica, deve garantir a cooperação entre os trabalhadores (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020):

“A confiança é uma base da organização do trabalho que até recentemente foi amplamente subestimada na sociologia do trabalho. A discussão atual da reorganização do trabalho é realizada, também, em grande parte sob aspectos tecnológicos, materiais e organizacionais, sendo a produção enxuta um exemplo. Muito pouco reconhecimento é dado às

relações sociais subjacentes a esses aspectos.”⁸ (HEISIG; LITTEK, 1995, p. 17, tradução nossa)

E essa cooperação foi, historicamente, alcançada de diferentes formas, da coerção implícita à miséria no início do capitalismo industrial até as práticas de recursos humanos de consentimento ativo e confiança defendida no trecho acima (HEISIG; LITTEK, 1995). Com isso, a transformação na forma de organização da produção afetaria o que Braverman (1998, p. 88) identificou em seu seminal livro, publicado originalmente em 1974, como a busca pelo aumento do controle gerencial nas fábricas por meio da divisão de trabalho e padronização de processos tayloristas de forma que “os praticantes das ‘relações humanas’ e da ‘psicologia industrial’ são a equipe de manutenção da maquinaria humana”⁹. Nesse sentido, garantir a cooperação entre os trabalhadores demanda uma razoável quantidade de mão de obra capacitada para supervisão, gestão e controle (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Isso não significa que as tarefas desempenhadas nessas ocupações são puramente técnicas, mas também necessárias no sentido social (GREEN, 2013).

O terceiro ponto diz respeito à estrutura das ocupações, uma vez que as tarefas são majoritariamente agrupadas em empregos e não são executadas de forma isolada. Dessa forma, Fernández-Macías e Bisello (2020) apresentam uma classificação das tarefas como unidades de trabalho no processo produtivo (ou na prestação de serviços), enquanto as ocupações são as unidades da demanda sob a perspectiva das empresas e dos trabalhadores. Ademais, os empregos não são apenas um conjunto de tarefas, sendo, também, parte da estrutura social da organização produtiva na qual estão inseridos e, como consequência, é desigual no acesso a poder social, recursos e oportunidades (COHEN, 2013; COHEN, 2016; GRANT; FRIED; JUILLERAT, 2011; PARKER; MORGESON; JOHNS, 2017).

Por fim, as estruturas de consumo influenciam as estruturas de produção e prestação de serviços refletindo aspectos da sociedade em que estão inseridas. De outra forma, “mudanças nos conteúdos e tipos de tarefas na produção refletirão, em última instância, como as sociedades mudam seus gostos e preferências, em suas instituições e formas organizacionais” (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020, p. 6). Isso justificaria a existência de diferenças significativas na composição das estruturas organizacionais e tarefas das

⁸ No original: “Trust is a basis of work organisation which until recently has been widely underestimated in the sociology of work. The actual discussion of work reorganization is also carried out largely under technological, material and organisational aspects, for example in lean production. Too little recognition is paid to the social relations underlying these aspects”.

⁹ No original: “Taylorism dominates the world of production; the practitioners of “human relations” and “industrial psychology” are the maintenance crew for the human machinery”.

estruturas produtivas em economias com desenvolvimento econômico semelhante. Como mostra Esping-Andersen (1999) modelos social-democratas buscaram a expansão da provisão de serviços sociais públicos e a redução de ocupações manuais e mal remuneradas, enquanto os modelos orientados pelo mercado poderiam seguir uma trajetória oposta, com desdobramentos distintos em termos da própria organização social, além do processo produtivo:

“A ênfase do estado de bem-social anglo saxão, o modelo liberal, em testar planos ocupacionais privados para os pobres no núcleo de trabalhadores reforçará, mais do que silenciará, a estratificação baseada no mercado, O núcleo, com trabalhadores sindicalizados, geralmente combina direitos públicos em um nível modesto com um pacote bastante extenso de benefícios e direito privados (...) No outro extremo, os mais vulneráveis se encontrarão presos em uma combinação de benefícios públicos modestos e poucos, se algum, direito privado. (...)”

Ainda emerge outra configuração no sistema de bem-estar social abrangente dos estados escandinavos. A ênfase em benefícios e serviços universais cria uma população mais homogênea em termos de recursos sociais. Seu foco em direitos individuais e, ainda mais importante, na promoção do emprego das mulheres (desde a década de 1960) substituiu, de fato, o modelo convencional ganha-pão masculino pela família de duplas renda e carreira. E o enorme aparato de serviços sociais coletivos tem criado uma hierarquia ocupacional essencialmente feminina estado de bem-estar social. Portanto, provavelmente em nenhum outro lugar as mulheres e o estado de bem-estar social são tão dominantes na evolução da economia pós-industrial – com o efeito colateral não intencional de uma segregação sexual incomumente forte no trabalho”¹⁰ (ESPING-ANDERSEN, 1999, p. 17-18, tradução nossa)

Dessa forma, como assinalam Oesch e Piccitto (2019), as estruturas sociais que influenciam os diferentes padrões de mudanças estruturais no emprego, podem levar à redução do peso das tarefas manuais não rotineiras nos países social-democratas quando comparados a economias orientadas ao mercado, levando, respectivamente, a uma melhora estrutural no primeiro e à polarização no último. Nesse sentido, seriam consequências, ao menos em parte, de desenvolvimentos sociais – e não apenas técnicos, não podendo a

¹⁰ No original: “The liberal, Anglo-Saxon welfare state emphasis on targeted means testing for the poor and private occupational plans for core workers will reinforce rather than mute market-based stratification. Core, unionized workers typically combine modest-level public entitlements with a fairly extensive package of private benefits and rights. (...) At the other extreme, the most vulnerable will find themselves locked into a combination of low public benefits and few, if any, private entitlements. (...) Yet another configuration emerges in the comprehensive Scandinavian welfare states. The accent on universal benefits and services creates a more homogenous population in terms of the distribution of social resources. Its stress on individual rights and, even more importantly, on promoting women’s employment (since the 1960s) has de facto replaced the conventional male bread-winner model with the double-earner, dual-career family. And the massive apparatus of collective social services has created an essentially female, occupational hierarchy in the welfare state. Hence, probably nowhere else are women and the welfare state so dominant in the evolution of the postindustrial economy — with the unintended side-effect of unusually strong job sex-segregation”.

análise se ater somente aos aspectos tecnológicos (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

O entendimento dos diferentes impactos, baseados em aspectos técnicos e sociais, agrega valor na construção de abordagens mais acuradas das tarefas e das estruturas de demanda nos processos de produção e prestação de serviços. Entender os aspectos técnicos das tarefas somando os quatro pontos levantados sobre a organização social abre possibilidades essenciais para mensurar os impactos que a inteligência artificial pode trazer para o mercado de trabalho.

2.3 Inteligência artificial e o trabalho: dessa vez é diferente?

De forma geral, o surgimento de novas tecnologias traz questionamentos acerca de seus impactos sobre a produtividade e o mundo do trabalho. Como resumem Acemoglu e Restrepo (2019), a discussão parte do pressuposto de que avanços tecnológicos aumentam a produtividade, enquanto valor gerado por trabalhador. Ao mesmo tempo, produziria uma maior demanda por trabalho, tendo o aumento dos níveis de emprego e salários como consequência. Como visto em toda discussão realizada até aqui, o impacto pode ser negativo sobre alguns setores, mas, mesmo com isso acontecendo, essa perspectiva entende que outros setores crescerão e, no agregado, o nível de emprego e os salários subirão. Mesmo se observada a concentração dos benefícios em grupos específicos, aumentando a desigualdade, essa abordagem ainda argumenta que isso aumentará a demanda por trabalhadores de todo tipo.

Toda a discussão se “dessa vez é diferente?” tem os processos de computadorização como referência e, como visto, por muito tempo estiveram restritas a tarefas de rotina em atividades bem definidas (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR, 2013; AUTOR; HANDEL, 2013; GOOS; MANNING; SALOMONS, 2009). Como sumariza Frey e Osborne (2017), algoritmos de *Big Data* capazes de identificar padrões e substituir o trabalho em uma ampla gama de tarefas cognitivas aliados a robôs com habilidades que permitem realizar tarefas manuais com maior destreza, podem alterar a natureza do trabalho.

Nesse sentido, as novas tecnologias de automação não buscariam o aumento da produtividade do trabalho, mas sua substituição explícita em busca de menores custos

em diversas atividades desempenhadas por humanos (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; ACEMOGLU; AUTOR, 2011). Com isso, Acemoglu e Restrepo (2019) indicam que as tecnologias de automação removeriam trabalhadores dessas atividades e reduziriam a participação do trabalho no valor adicionado durante a produção. Nos termos da discussão inicial, são tecnologias que aumentam a produção mais do que os salários e nível de emprego.

2.3.1 Como identificar quem é vulnerável ao avanço da inteligência artificial?

Mantendo essa discussão em vista, deve-se pensar em uma classificação mais apropriada para mensurar os possíveis impactos da automação e da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho. Fernández-Macías e Bisello (2020) apresentam uma alternativa que busca incorporar os principais elementos da literatura discutida e preencher outras lacunas que consideram importantes. Nesse sentido, buscam combinar diferentes correntes para a proposição de uma taxonomia que ligue as abordagens de habilidades e de tarefas seja capaz de medir o que é feito no trabalho incorporando uma visão mais organizacional a esse respeito. O objetivo, assim, é conectar os aspectos substantivos do trabalho com sua estrutura organizacional, ou seja, como os trabalhadores se envolvem em diferentes tarefas e quais os métodos e ferramentas utilizados.

A classificação das tarefas é realizada em três etapas. Na primeira, realizam uma divisão entre o conteúdo das tarefas e o método e ferramentas utilizados no trabalho, apresentados na Tabela 1 em A e B, respectivamente. Em um segundo momento, observam que o “conteúdo da tarefa é baseado no objeto de trabalho como atividade transformadora, o tipo de transformação envolvida e nas habilidades normalmente necessárias”¹¹ (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020, p. 9). Por fim, utilizam os requisitos de habilidades demandados para tarefas como *proxy* dos diferentes níveis de possibilidade de automação, o que pode ser utilizado para identificar o potencial impacto das tecnologias existentes ou futuras no mercado de trabalho como utilizado em Arntz, Gregory e Zierahn (2016), Frey e Osborne (2017), Nedelkoska e Quintini (2018).

A partir dessa abordagem, Fernández-Macías e Bisello (2020) chegam a um nível de generalidade da taxonomia que diferencia as tarefas em três grupos considerando o

¹¹ No original: “The taxonomy of task contents is based on the object of work as transformative activity, the type of transformation involved, and on the skills typically required”.

objeto sobre o qual a tarefa é realizada: (1) tarefas físicas (operam coisas), (2) tarefas intelectuais (operam ideias) e (3) tarefas sociais (operam pessoas).

As tarefas físicas estão associadas às atividades que a literatura trata como “manuais”, sendo divididas entre tarefas de (a) força, (b) destreza e (c) navegação. As tarefas relacionadas à (a) força dizem respeito, como a própria classificação supõe, ao puro uso de força como levantar pessoas, objetos e cargas. Mesmo que seja, possivelmente, a categoria de insumo trabalho mais afetada pelas mudanças tecnológicas ao longo do tempo ainda constitui parte importante de trabalhos existentes. A (b) destreza, por sua vez, está associada à capacidade de execução de tarefas que exigem precisão de movimentos com as mãos e dedos, sendo a principal forma de identificação dos trabalhos manuais. Também sofreu uma redução significativa pelas transformações tecnológicas, mas representa uma parte importante da força de trabalho. Por fim, a (c) navegação consiste na capacidade de mover objetos ou a si mesmo em espaços não estruturados ou mutáveis com a identificação dos trajetos possíveis na presença de outras pessoas ou objetos. Ainda que novas tecnologias, como sensores digitais e técnicas de inteligência artificial tragam possibilidades de automação nessa forma de tarefa, como pontuam Wolbers e Hegarty (2010), são de difícil substituição por necessitarem uma combinação de funções que, mesmo de baixo nível cognitivo, possuem alta complexidade.

Por sua vez, as tarefas intelectuais são próximas ao que Kautz *et al.* (2014) definiram como “tarefas de pensamento”. Da mesma forma, se relacionam aos cinco grupos de competências do SCANS (*Secretary’s Commission on Achieving Necessary Skills*) dos Estados Unidos (USA, 1992). Já as tarefas sociais estão, em parte, ligadas às qualidades pessoais da SCANS:

“As habilidades de pensamento contemplam o pensamento criativo, a tomada de decisão, a resolução de problemas e a habilidade de aprender. A SCANS especifica que as qualidades pessoais incluem responsabilidade, auto-estima, sociabilidade, autogestão, integridade e honestidade. A SCANS identifica cinco grupos de competências no local de trabalho: a habilidade de alocar recursos (tempo, dinheiro, instalações), as habilidades interpessoais (como trabalho em equipe, ensinar outras pessoas, liderança), a habilidade de adquirir e usar informações, a habilidade de entender sistemas, e a habilidade de trabalhar bem com tecnologia.”¹² (KAUTZ *et al.*, 2014, p. 28, tradução nossa)

¹² No original: “The thinking skills cover creative thinking, decision making, problem solving, reasoning, and the ability to learn. SCANS specifies that personal qualities include responsibility, self-esteem, sociability, self-management, integrity, and honesty. SCANS identifies five groups of workplace competencies: the ability to allocate resources (time, money, facilities), interpersonal skills (such as teamwork, teaching others, leadership), the ability to acquire and to use information, the ability to understand systems, and the ability to work well with technology”.

Figura 1 – Taxonomia de tarefas de acordo com o conteúdo do trabalho, métodos e ferramentas

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <p>A. Em termos de conteúdo:</p> <p>1) Tarefas físicas: manipulação física e transformação de coisas materiais</p> <p>a) <i>Força:</i> levantando pessoas e cargas pesadas, exercitando força</p> <p>b) <i>Destreza:</i> movimentos precisamente coordenados com as mãos ou dedos</p> <p>c) <i>Navegação:</i> mover objetos sobre si mesmo em espaços não estruturados ou em mudança</p> <p>2) Tarefas intelectuais: manipulação e transformação da informação e a resolução ativa de problemas</p> <p>a) <i>Processamento de informações</i></p> <p>i) Processamento visual e/ou auditivo de informações não codificadas/não estruturadas</p> <p>ii) Processamento de informação codificada</p> <p>(1) Alfabetização</p> <p>(a) Empresarial: ler ou escrever cartas, memorandos, faturas etc.</p> <p>(b) Técnica: ler ou escrever manuais, instruções, relatórios, formulários, etc.</p> <p>(c) Humanidades: ler ou escrever artigos ou livros</p> <p>(2) Numeração</p> <p>(a) Contabilidade: calcular preços, frações, usar calculadoras, etc.</p> <p>(b) Analítica: preparar gráficos, usar fórmulas ou matemática avançada</p> <p>b) Solução de problemas</p> <p>i) Coleta e avaliação de informações</p> <p>(1) Pesquisa e recuperação de informações</p> <p>(2) Conceitualização, aprendizado e abstração</p> <p>ii) Criatividade e resolução</p> <p>(1) Criatividade</p> <p>(2) Planejamento</p> <p>3) Tarefas sociais: o objetivo principal é a interação com outras pessoas</p> <p>a) <i>Serviço/atendimento:</i> responder diretamente a demandas do público ou de clientes</p> <p>b) <i>Ensino/instrução/treinamento:</i> impactar o conhecimento ou instruir outras pessoas</p> <p>c) <i>Venda/Influência:</i> induzir outras pessoas a fazer ou comprar alguma coisa; negociar</p> <p>d) <i>Gerenciamento/Coordenação:</i> coordenar ou supervisionar o comportamento dos colegas</p> <p>e) <i>Cuidado:</i> oferecer as necessidades de bem-estar para outros</p> | <p>B. Em termos de métodos e ferramentas de trabalho:</p> <p>4) Métodos: formas da organização do trabalho usadas para realizar tarefas</p> <p>a) <i>Autonomia</i></p> <p>i) Latência: capacidade de decidir tempo de trabalho, ordem de tarefas, métodos e velocidade</p> <p>ii) Controle (reverso): controle direto pelo chefe ou clientes, monitoramento do trabalho</p> <p>b) <i>Trabalho em equipe:</i> o quanto o trabalhador tem que colaborar e coordenar suas ações com outros trabalhadores</p> <p>c) <i>Rotina</i></p> <p>i) Repetitividade: o quanto o trabalhador tem que repetir os mesmos procedimentos</p> <p>ii) Padronização: o quanto os procedimentos e resultados do trabalho são pré-definidos e codificados em um sistema formalizado</p> <p>iii) Incerteza (reversa): o quanto o trabalhador precisa responder a situações imprevisíveis</p> <p>5) Ferramentas: tipo de tecnologia usada no trabalho</p> <p>a) <i>Máquinas o não-digital (analógico)</i></p> <p>b) <i>Máquinas digitais</i></p> <p>i) Autônomas (robôs)</p> <p>ii) Não autônomas</p> <p>(1) Dispositivos computacionais</p> <p>(a) TIC básica (aplicações genéricas de escritório)</p> <p>(b) TIC avançada (programação, administração)</p> <p>(c) TIC especializada</p> <p>(2) Outros</p> |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

Nesse sentido, tarefas intelectuais são próximas ao que literatura chama de tarefas cognitivas, uma vez que são as tarefas relacionadas ao processamento e à solução de problemas. Elas se expandiram até recentemente conforme a mudança tecnológica reduzia a quantidade de trabalho necessária para realização de tarefas físicas. No entanto, quanto às tarefas relacionadas ao processamento de informações, os avanços computacionais levaram à substituição do insumo do trabalho humano por máquinas em grande escala nas últimas décadas. Para auxiliar na diferenciação das tarefas de processamento de informação, foram divididas em (a) processamento visual e/ou auditivo de informações não codificadas/não-estruturadas e (b) processamento de informação codificada. Da mesma forma, as tarefas relacionadas à solução de problemas foram divididas em (c) coleta e avaliação de informações e (d) criativas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

De forma mais detalhada por Fernández-Macías e Bisello (2020), as tarefas de (a) processamento visual e/ou auditivo de informações não codificadas/não-estruturadas dependem de funções cognitivas complexas de baixo nível, assim como as tarefas de navegação, e também são difíceis de automatizar. No entanto, como visto em Craglia *et al.* (2018), esse cenário pode se alterar com o desenvolvimento recente de técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina. Já para (b) processamento de informação codificada os computadores já são utilizados para automatização ou complementação do trabalho humano, tanto para textos quanto para números. Já a (c) coleta e avaliação de informações contemplam tanto a busca quanto a recuperação de informações, atualmente associada ao uso do computador, bem como sua conceitualização, aprendizagem e abstração. Por fim, as tarefas (d) criativas estão relacionadas às habilidades para encontrar soluções, bem como seu planejamento e realização.

Por fim, as tarefas sociais são aquelas que estabelecem a interação com outras pessoas e, como para as tarefas intelectuais, a quantidade de trabalho para essas tarefas cresceu à medida que a necessidade de tarefas físicas se reduziu pelo desenvolvimento tecnológico. No entanto, diferentemente das tarefas de processamento de informação, as máquinas, mesmo com maior tecnologia, ainda não são capazes de substituir o componente humano da interação social. Nesse sentido, são vistas como atividades que continuarão crescendo mesmo com o desenvolvimento das tecnologias de inteligência artificial identificadas como viáveis. Elas são divididas em cinco grupos, quais sejam, (a) serviços e atendimento, respondendo de forma direta ao público e consumidores; (b) ensino, treinamento e orientação, com a transmissão de conhecimento ou atividades de instrução; (c)

vendas e influência, levando pessoas a comprar ou negociar; (d) gerenciamento e coordenação, coordenando e supervisionando o comportamento de colegas; e (e) cuidado, provendo necessidades de bem-estar (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020)

Além da divisão no objeto sobre o qual a tarefa é realizada, os métodos e as ferramentas utilizadas no trabalho podem dizer respeito (1) à forma de organização do trabalho, os métodos, e (2) aos objetos físicos utilizados como ferramentas nos processos de produção ou provisão de serviços, as próprias ferramentas.

Quanto aos métodos, é possível, também, realizar uma divisão em três categorias, sendo (a) autonomia, que diz respeito ao grau de liberdade ou de controle e monitoramento que um trabalhador possui para realização de suas tarefas; (b) trabalho em equipe, que considera se as tarefas realizadas possuem ou não colaboração direta com pequenos grupos de colegas; e (c) rotina, a qual indica o grau de repetitividade e padronização dos processos ou à capacidade de responder imprevistos. Diferente de grande parte da literatura, Fernández-Macías e Bisello (2020) não tem no grau de rotinização de uma tarefa um aspecto de seu conteúdo, com o mesmo status de tarefas cognitivas ou intelectuais, mas um aspecto de como os processos são organizados dentro de um trabalho, como mencionado brevemente quando apresentada a perspectiva de Braverman (1998).

Além disso, são adicionados dois componentes que medem o uso da tecnologia, as ferramentas, sobre o trabalho em sua taxonomia. O primeiro grupo é das máquinas não digitais, ou seja, dispositivos mecânicos analógicos. Ou segundo é composto por máquinas habilitadas digitalmente que, por sua vez, são máquinas autônomas (como robôs avançados), dispositivos de computação com diferentes níveis de habilidade exigidos, entre outras (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

Mais do que simplesmente entender como a utilização da taxonomia de Fernández-Macías e Bisello (2020) e as diferenças que possui sobre a abordagem de tarefas tradicional, é importante identificar se é possível sua utilização para avaliar o impacto da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho. Para isso, antes de buscar sua aplicação, é necessária a compreensão de que, atualmente, não existe nenhuma tecnologia capaz de executar todas as tarefas que compõem as ocupações atuais. Nesse sentido, sem uma tecnologia generalista disponível a tentativa de identificar o potencial impacto da tecnologia sobre o emprego utilizando ocupações não atingiria o resultado esperado.

Dessa forma, conforme Fernández-Macías *et al.* (2018), uma abordagem no nível de tarefas específicas forneceria uma melhor identificação do efeito das tecnologias de

automação sobre o emprego. No entanto, a despeito das abordagens tradicionais focadas nas tarefas (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2008; AUTOR, 2013; ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; ZILIBOTTI, 2001), a taxonomia de Fernández-Macías e Bisello (2020) traz um maior detalhamento para a classificação do conteúdo das tarefas, permitindo identificar em quais tipos de trabalho uma determinada tecnologia pode impactar.

Da perspectiva de operacionalização empírica a ser utilizada, parte-se de Craglia *et al.* (2018) a respeito da inteligência artificial como um conjunto de técnicas que permitem às máquinas emularem as funções cognitivas humanas para desempenhar tipos específicos de tarefas. Com isso, de um lado, as pesquisas em inteligência artificial para automação estão permitindo que máquinas desempenhem tarefas que até recentemente eram executadas apenas por humanos. Nesse conjunto, encontram-se algumas formas de solução de problemas, especialmente quando os parâmetros do problema são explícitos e bem delimitados, além de processamento de fala e linguagem natural e reconhecimento de padrões visuais, como as tecnologias de reconhecimento facial. No entanto, a capacidade de executar plenamente tarefas executadas por humanos demanda que as máquinas emulem todas as habilidades cognitivas perfeitamente (IA forte), distante no cenário atual (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

Tolan *et al.* (2020) utilizaram a taxonomia para entender o impacto potencial de avanços recentes da inteligência artificial no mercado de trabalho em países europeus. Partindo da premissa de que cada tipo de tarefa, identificada no nível mais detalhado possível, requer uma ou mais habilidades humanas, seria possível classificar o progresso das novas tecnologias em inteligência artificial sobre as tarefas. Utilizando o exemplo das tarefas que requerem destreza manual, são demandadas habilidades de interação sociomotora, de atenção e de busca. Nesse sentido, os desenvolvimentos desse tipo de inteligência artificial são limitados para habilidades sociomotoras e atingem um nível intermediário de intensidade para atenção e busca. Como resultado, a abordagem sugere que o impacto da inteligência artificial sobre tarefas de destreza seria pequeno. A partir dessa informação, deve-se identificar quais ocupações realizam esse tipo de tarefa, quantas são, e o nível de generalização aplicável para o mercado de trabalho.

Como Fernández-Macías e Bisello (2020) permitem somente identificar a viabilidade tecnológica para substituição ou complementação ao trabalho humano para determinadas tarefas, seriam necessários dois passos adicionais para avançar. O primeiro é a

observação dos custos relativos do trabalho humano e da automação para desempenhar cada tarefa, como discutido por Autor (2013). Nesse sentido, pode-se identificar as tarefas que estão associadas a ocupações e setores específicos para, em seguida, utilizar os níveis de salários como base.

Além disso, busca-se estabelecer a associação entre as tarefas e as formas de organização do trabalho. Para isso, considerar o papel de mediação para a automação de tarefas no processo de organização do trabalho é central. A adoção da taxonomia de Fernández-Macías e Bisello (2020), ao separar esse aspecto em uma dimensão distinta traz alguns ganhos. O principal ponto dessa discussão são os níveis de incerteza para execução de tarefas, o que não é muito discutido na literatura, ainda que as máquinas não possuam os atributos para lidar com a incerteza, mesmo com técnicas de inteligência artificial mais avançadas. Dessa forma, somente podem substituir o trabalho quando a incerteza é removida do processo econômico.

No entanto, os três indicadores da organização do trabalho da taxonomia (autonomia, trabalho em equipe e rotina) podem ser utilizados como *proxies* do nível de incerteza de cada processo de trabalho. Por exemplo, se os trabalhadores possuem pouca autonomia no trabalho, baixa cooperação e as tarefas são altamente repetitivas e padronizadas, com poucos imprevistos, a ocupação seria suscetível à automação, uma vez que a tarefa pode ser realizada por uma tecnologia existente. Do outro lado, se o trabalho possui alto nível de autonomia e cooperação e baixos níveis de repetição e padronização, demandando soluções para problemas imprevistos, dificilmente seria possível a substituição da ocupação por máquinas – mesmo que fossem capazes de desempenhar tecnicamente qualquer tarefa (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

A partir dessa perspectiva, combinando a identificação das tarefas, sua organização como ocupações, a existência de tecnologia disponível (atualmente ou com variação de curto a médio prazos). os custos envolvidos para a transição e a organização social do trabalho, seria possível classificar, de forma realista, a viabilidade de automação. Deve-se ter em conta que é importante falar em automação de forma geral e não apenas em inteligência artificial, uma vez que entender as formas que esse processo ocorreu com outras tecnologias pode auxiliar a entender as dinâmicas de forma comparada. Em um primeiro momento, comparando como elas atingem diferentes países de maneiras, velocidades e intensidades diferentes. Em um segundo momento, comparar a forma como as políticas

públicas responderam às transformações do mercado de trabalho para identificar padrões e diferenças e projetar possíveis opções políticas e sua influência sobre o processo.

3 Dados e métodos

A inteligência artificial é vista como uma tecnologia capaz de reformular demandas por habilidades, oportunidades de carreira e a distribuição entre ocupações e setores ao redor do mundo. Contudo, tentativas de previsão de como esses processos ocorrem são bastante difíceis por ser uma nova tecnologia cognitiva, diferentemente dos padrões de tecnologias desenvolvidas para executarem determinadas tarefas. Para superar as limitações é necessário coletar dados detalhados e responsivos a mudanças rápidas no mercado de trabalho considerando as variabilidades regionais (FRANK *et al.*, 2019).

Além disso, é necessário um enquadramento analítico para o impacto da inteligência artificial sobre as ocupações. Dada a dificuldade em entender as transformações tecnológicas relacionadas à inteligência artificial, o enquadramento analítico oferecido por Tolan *et al.* (2020) é útil ao focar no potencial impacto da inteligência artificial em decorrência do progresso nas tecnologias de *machine learning*. Assim, mesmo considerando a importância dos processos de robotização, digitalização e plataformização sobre o trabalho, focam no desenvolvimento de instrumentos capazes de lidar com a substituição de habilidades cognitivas. Nesse sentido, a análise parte da abordagem de Tolan *et al.* (2020) que aplicam a taxonomia desenvolvida em Fernández-Macías e Bisello (2020) para desenvolver um Índice de Inteligência Artificial. Para a construção do índice, os autores passaram por três camadas: (1) tarefas, (2) habilidades cognitivas e (3) pesquisa em inteligência artificial. Os autores mapearam 59 tarefas genéricas para 14 habilidades cognitivas e avaliaram uma lista de 328 *benchmarks* de inteligência artificial associadas a essas tarefas para avaliarem o progresso dessas técnicas. Os arquivos para replicação são públicos e disponibilizados por um dos autores¹ com os quais é possível checar que não existem grandes diferenças em relação a outros índices, como de Brynjolfsson, Mitchell e Rock (2018) e de Webb (2019).

3.1 Pressupostos do Índice de Inteligência Artificial

Tolan *et al.* (2020) identificaram 59 tarefas genéricas entre diversos surveys e bases de dados sobre o mundo do trabalho e as agruparam em 14 categorias de habilidades

¹ Os arquivos do projeto estão disponíveis em repositório do GitHub

cognitivas identificadas a partir de trabalhos de psicometria, psicologia comparada, ciência cognitiva e inteligência artificial, como em Hernández-Orallo (2017b). Em adição, foram utilizados 328 *benchmarks* de inteligência artificial para avaliar o progresso de técnicas de inteligência artificial relacionadas a essas tarefas e categorias. A escolha por grupos de habilidades cognitivas como uma etapa intermediária, e não das características das tarefas diretamente desempenhadas por inteligências artificiais, permitiria analisar o impacto além da automação. Com isso, seria possível identificar quais as tecnologias de inteligência artificial com maior potencial de afetarem os empregos e ordenar quais as ocupações mais suscetíveis a esse impacto. Como relatam, os resultados mostraram que empregos historicamente menos afetados por outras ondas de automação agora podem sofrer um impacto relativamente alto da inteligência artificial (TOLAN *et al.*, 2020).

Tolan *et al.* (2020) indicam que a lista de habilidades é consistente, ao menos parcialmente, com as teorias hierárquicas de inteligência na psicologia, cognição animal e principais referências em inteligência artificial ao menos sobre a organização do espaço de cognição. A forma como a classificação foi estabelecida, incluindo se podem ser utilizadas para determinadas tarefas, é descrita na subseção seguinte. Integrando os principais modelos psicométricos para inteligência, desenvolveram as seguintes definições para os grupos de habilidades cognitivas²:

- **Emoção e autocontrole (EC):** está relacionada com o entendimento de emoções de outros agentes e como isso afeta seu comportamento, bem como do reconhecimento de suas próprias emoções e controle sobre elas e outros impulsos básicos em diferentes situações;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano entenda emoções, quando são verdadeiras ou não, expressando as reações emocionais corretas, as controlando e as usando no contexto apropriado?
 - Observação: são excluídas as complexidades de modelagem social e antecipação.

² As definições apresentadas aqui são bem próximas a uma tradução livre do Anexo 7 - Seção A de Tolan *et al.* (2020, p. 26-28).

- **Modelagem mental e interação social (MS):** trata da criação de modelos de outros agentes, ou seja, que suas crenças, desejos e intenções sejam compreendidos, bem como da antecipação das ações e dos interesses de outros agentes;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano interaja em contextos sociais com outros agentes que possuam crenças, desejos e intenções, bem como o entendimento da dinâmica do grupo, liderança e coordenação?
 - Observação: não se trata de sociabilidade ou amabilidade.
- **Metacognição e avaliação de confiança (MC):** trata da avaliação das próprias capacidades, confiabilidade e limitações, da autoavaliação das chances de sucesso, do esforço e risco de suas próprias ações;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano reconheça de forma precisa suas próprias capacidades e limitações, quando assumir responsabilidades e quando delegar tarefas e riscos de acordo com competências?
 - Observação: isso vai além do planejamento quando considerados os resultados de múltiplas ou nenhuma ação. Ela diz respeito a estimação e uso da confiança de forma apropriada.
- **Comunicação (CO):** trata da troca de informação com pares, entendimento de como o conteúdo de uma mensagem deve estar para ter determinado efeito, seguimento de diferentes protocolos e canais de comunicação formal e informal;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano se comunique entre pares ou unidades usando diferentes protocolos e canais em diferentes registros, garantindo o envio, recebimento e processamento adequado das mensagens por todos os interessados?
 - Observação: O foco é na efetividade dos canais de informação, não observando o conteúdo das mensagens.
- **Compreensão e expressão composicional (CE):** trata do entendimento de linguagem natural, outros tipos de representação semântica em diferentes formas,

extraindo e resumindo seus significados, além de gerar e expressar ideias, histórias e posições;

- Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano entenda textos, histórias ou outras representações de ideias em diferentes formatos, além da composição ou transformação de textos, histórias ou narrativas similares, resumindo ou expressando ideias?
 - Observação: Não se trata do processamento de palavras ou símbolos pré-definidos por precisar envolver a compreensão dos elementos que o fazem como um todo, como frases, histórias, resumos, etc.
- **Planejamento e tomada de decisão e ação sequencial (PD):** trata da antecipação das consequências das ações compreendendo a causalidade e calculando a melhor forma de agir em determinada situação;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano deva avaliar os efeitos de diferentes sequências de eventos, planejar várias possibilidades de ação e tomar uma decisão adequada?
 - Observação: não considera os processos complexos de raciocínio sobre o mundo, assumindo o planejamento a partir de informações mais consistentes possíveis.
- **Processos de memória (PM):** entende como as informações são processadas e armazenadas em formas apropriadas de serem acessadas a partir de chaves, consultas ou mnemônicas. Trata tanto de memória longa ou recente com potencial uso de informações externas, como livros, planilhas, bases de dados ou qualquer outro tipo de registros e recuperações de dados analógicos ou digitais;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano armazene novas memórias para serem recuperadas no futuro?
 - Observação: se trata de criar novas memórias e não apenas recuperá-las, excluindo memória de curto prazo e de trabalho por serem exigidas por quase todas as tarefas cognitivas.

- **Atenção e pesquisa (AP):** trata da atenção direcionada a partes relevantes de um conjunto de informações em qualquer modalidade, ignorando o que seja irrelevante. Inclui a habilidade de procurar esses elementos a partir de determinados critérios;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano identifique, rastreie ou foque em elementos a partir de algum critério, principalmente quando acompanhado por outros elementos que não encontrem esse critério?
 - Observação: critérios podem dizer respeito a qualquer modalidade perceptiva.
- **Conceptualização, aprendizagem e abstração (CA):** trata da capacidade de generalizar a partir de exemplos, receber instruções, aprender a partir de demonstrações e acumular conhecimento em diferentes níveis de abstração;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente que um robô ou um humano para gerar diferentes níveis de abstrações, provenientes de pares ou de si mesmos, adquirindo conhecimento incrementalmente construído a partir de conhecimento prévio adquirido?
 - Observação: é uma habilidade que não se limita ao uso de abstrações ou conceitos ou operações aprendidas no passado, mas também como usá-las para completar as tarefas.
- **Raciocínio quantitativo e lógico (RQ):** trata da representação de informação quantitativa ou lógica que está intrínseca à tarefa, bem como a inferência de novas informações a partir delas para realização da tarefa, incluindo probabilidades, contrafactuais ou outras formas de processamento analítico;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente de um robô ou um humano para produzir novas conclusões ou factos a partir de quantidades, fatos lógicos ou regras estabelecidas, detectando inconsistências e falácias?
 - Observação: vai além da simples combinação de regras ou instruções, bem como de processamento de símbolos ou números que não fazem parte da tarefa.
- **Interação sensório-motora (IS):** trata da percepção de coisas, reconhecimento de padrões de diferentes maneiras e manipulação em ambientes físicos ou virtu-

ais com partes do corpo ou outras possibilidades físicas ou virtuais em termos de representações mistas;

- Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente de um robô ou um humano para entender o mundo físico ou virtual ao seu redor, o corpo e a manipulação de objetos a partir de suas propriedades físicas?
 - Observação: pode ser feita em diferentes modalidades, como pessoas cegas ou robôs usando um radar.
- **Navegação (NV):** trata da habilidade de mover objetos ou si mesmo para diferentes posições em rotas apropriadas e seguras e, na presença de outros objetos ou agentes, adaptar essas rotas.
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente de um robô ou um humano para mover objetos ou si mesmo para outro lugar em diferentes escalas usando conceitos básicos para localizações e direções?
 - Observação: pode ser feita de diferentes modalidades e por diferentes abordagens, como marcações, geolocalização, etc.
- **Processamento visual (PV):** trata do processamento visual de informações, reconhecimento de objetos e símbolos em imagens e vídeos, movimento e conteúdo na imagem;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente de um robô ou um humano para reconhecer elementos estáticos ou móveis em imagens ou vídeos?
 - Observação: não considerar a avaliação da consistência do que é visto.
- **Processamento auditivo (PA):** trata do processamento de informações auditivas, como discursos e músicas, mesmo em ambientes barulhentos e em frequências distintas;
 - Questão para definição: Todas as instâncias dessa tarefa demandam necessariamente de um robô ou um humano para reconhecer sons, sinais, alarmes, discursos, melodias, ritmos, etc. específicos?

- Observação: não considera a compreensão completa de frases em discursos ou a percepção subjetiva de harmonias nas músicas.

A construção do índice de inteligência artificial utilizado partiu de uma lista de tarefas e intensidade entre as ocupações desenvolvida por Fernández-Macías e Bisello (2017), resultado do trabalho prévio à abordagem do enquadramento da tese (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY; BISELLO, 2016) citado anteriormente (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Tolan *et al.* (2020) apresentam um resumo da construção da base de dados original do índice que será revisitado nesta seção.

3.1.1 Ocupações e Tarefas

As ocupações foram classificadas de acordo com a *International Standard Classification of Occupations* de 3 dígitos (ISCO-03). No entanto, pela ausência de uma fonte de dados única que contenha todas as tarefas desempenhadas por cada ocupação, os autores utilizaram três fontes: o *European Working Conditions Survey* (EWCS), *OECD Survey of Adult Skills* (PIAAC) e a base de dados da Rede de Informação Ocupacional³ (O*NET). Os surveys com os trabalhadores, EWCS e PIAAC, possuem perguntas, no nível individual dos trabalhadores, a respeito do que eles fazem no trabalho, enquanto a intensidade da tarefa é derivada do tempo que eles gastam em tarefas específicas⁴. Tolan *et al.* (2020) já chamam a atenção para potenciais limitações do uso dos surveys, como erros de mensuração, alta variação entre os respondentes e respostas enviesadas.

Já a base de dados da O*NET possui múltiplas ondas de surveys no nível individual do trabalhador, mas também sobre postos de trabalho, pesquisas com especialistas, entre outras fontes, além de padronizada no nível ocupacional após revisão de especialistas ocupacionais. Aqui, a intensidade da tarefa é derivada de uma variável que mede o que é necessário para desempenhar um trabalho. Ela cobre uma grande parte da lista de tarefas utilizada pelos autores, ainda que necessite de uma análise aprofundada na variação interna dos conteúdos das tarefas dentro das ocupações. Ainda que utilizada amplamente na literatura sobre mercado de trabalho e mudanças tecnológicas (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; FREY; OSBORNE, 2017; GOOS; MANNING; SALOMONS, 2009; WEBB, 2019), ela cobre somente os Estados Unidos – da mesma forma que a EWCS somente a Europa.

³ Occupational Information Network.

⁴ Para uma descrição mais detalhada das perguntas utilizadas, ver Tolan *et al.* (2020, p. 10).

Isso tende a gerar diferenças nas tarefas desempenhadas nas ocupações entre os países em decorrência de diferenças institucionais e socioeconômicas que não foram consideradas no índice (TOLAN *et al.*, 2020). Da mesma forma, a PIAAC também não abrange o Brasil, de forma que as estimativas realizadas pelos autores não possuem referência sobre o mercado de trabalho brasileiro, também não consideradas na análise desenvolvida aqui.

Para tornar as medidas de intensidade das tarefas comparáveis entre as diferentes bases de dados, os autores padronizaram as escalas e os níveis de todas as variáveis. Assim, criaram uma escala $[0,1]$, na qual 0 representa o menor e 1 o maior nível possível de intensidade de trabalho para cada variável. Em uma etapa adicional, calcularam a média das variáveis no nível individual (PIAAC e EWCS) para unificar os dados para a ISCO-03. Por fim, foi gerada uma base de dados com a intensidade de 59 tarefas para 119 ocupações. Seguindo a indicação de Fernández-Macías, Hurley e Bisello (2016) para observar as correlações e Alpha de Cronbach para múltiplas variáveis que tratam de conceitos próximos como forma de verificar a consistência das variáveis derivadas das diferentes fontes, os testes realizados pelos autores para ambas as medidas mostraram valores altos, entre 0,8 e 0,9, indicando a consistência das medidas entre as diferentes fontes de dados (TOLAN *et al.*, 2020).

3.1.2 *Benchmarks* de Inteligência Artificial

Tolan *et al.* (2020, p 11) partem de um conjunto amplo de *benchmarks* de inteligência artificial para estruturar a base que auxiliou na construção do índice, fundamentada em análises próprias e outras publicações como Hernández-Orallo (2017b). Da mesma forma, utilizaram plataformas abertas como a *Papers With Code*⁵, principal repositório de código e resultados de aplicações de *machine learning* e IA sendo “o maior, atualizado, livre e aberto”. Nele estão dados de diversos outros repositórios, como EFF⁶, NLP-progress⁷, SQuAD⁸ e RedditSota⁹. Todos os repositórios utilizados possuem dados de diversas fontes verificadas como publicações e plataformas de código focadas em *machine learning* e IA.

⁵ <https://paperswithcode.com>.

⁶ <https://www.eff.org/es/ai/metrics>.

⁷ <https://github.com/sebastianruder/NLP-progress>.

⁸ <https://rajpurkar.github.io/SQuAD-explorer/>.

⁹ <https://github.com/RedditSota/state-of-the-art-result-for-machine-learning-problems>.

Foram observados os resultados das avaliações para diferentes métricas de desempenho de IA quando disponíveis, tais como tarefas, conjuntos de dados, competições e prêmios. Dentre os domínios de IA observados, estão inclusos visão computacional, reconhecimento de fala, análise de música, tradução automática, resumo de texto, recuperação de informações, navegação e interação robótica, veículos automatizados, jogos, previsão, estimativa, planejamento, dedução automatizada, entre outros:

“Isso garante uma cobertura ampla das tarefas de IA, também fornecendo informações sobre a performance de IA em habilidades cognitivas que vão além da percepção, como a habilidade de planejar e executar ações em tais planos. Observe que a maioria desses *benchmarks* que estamos endereçando são específicos, implicando que seus objetivos são claros e concisos, e que os pesquisadores podem se concentrar no desenvolvimento de sistemas de IA especializados para resolução dessas tarefas. Isso não significa que pesquisadores não possam usar componentes e técnicas de uso mais geral para resolver muitos desses problemas, mas pode ser mais fácil ou mais econômico para os pesquisadores construir um sistema fortemente especializado para a tarefa em questão”¹⁰ (TOLAN *et al.*, 2020, p. 11, tradução nossa)

No fim, foram utilizados 328 *benchmarks* de inteligência artificial distintos que permitiram mensurar sua evolução em diferentes métricas de avaliação¹¹. A partir dessas medidas, a inclusão de tarefas de IA capazes de desempenhar habilidades cognitivas traz uma nova dimensão para as análises do impacto potencial sobre as ocupações.

Hernández-Orallo (2017a) destacam que para avaliar o progresso em algum campo específico da inteligência artificial são necessárias (1) ferramentas de avaliação objetivas para os elementos e os objetos de estudo; (2) avaliar a inovação, ou seja, o que está em construção, como protótipos; e (3) avaliar a disciplina como um todo. De forma geral, os critérios sobre como realizar a avaliação de disciplinas e tarefas é bastante vago, o que gera diversas dificuldades para comparação entre diferentes métricas, diferentes *benchmarks* para a mesma tarefa, entre outras (TOLAN *et al.*, 2020). Além disso, há outras limitações, como a própria falta de continuidade em algumas ferramentas de avaliação.

A alternativa encontrada foi a utilização da intensidade de pesquisa em uma tarefa específica e não taxas de progresso das atividades. De outra forma, os *benchmarks* com

¹⁰ No original: “This ensures a broad coverage of AI tasks, also providing insight into AI performance in cognitive abilities that go beyond perception, such as the ability to plan and perform actions on such plans. Note that most of these benchmarks we are addressing are specific, implying that their goals are clear and concise, and that researchers can focus on developing specialised AI systems for solving these tasks. This does not mean researchers are not allowed to use more general-purpose components and techniques to solve many of these problems, but it may be easier or most cost-effective for the researchers to build a strongly specialised system for the task at hand”.

¹¹ Para uma descrição detalhada dos *benchmarks*, ver a Tabela 4 do Apêndice E em Tolan *et al.* (2020).

tendência de crescimento na produção de pesquisa são aqueles com maior número de pesquisadores e profissionais de inteligência artificial dedicados a eles, ou seja, há um esforço para seu desenvolvimento. Ao mesmo tempo, não é possível afirmar que o esforço leve a um progresso em algum momento. Da mesma forma, essas áreas com maior dedicação são, usualmente, aquelas em que existe uma percepção de que avanços estão ou acontecendo ou em vias de acontecer. Uma consequência seria a menor produção para lidar com problemas que já encontraram solução ou mesmo aqueles que não estão na fronteira do conhecimento (TOLAN *et al.*, 2020).

Para observar o nível de atividade (ou intensidade) do desenvolvimento de inteligência artificial em determinadas áreas, Tolan *et al.* (2020) utilizaram algumas *proxies*. Especificamente, realizaram uma análise quantitativa de dados extraídos do *AI Topics*¹², um arquivo mantido pela Associação para o Avanço da Inteligência Artificial (AAAI)¹³. A *AI Topics* é uma plataforma que agrega documentos coletados de forma automática, especialmente a partir da década de 1940 mas com algumas referências ainda do século XIX. Nela estão disponíveis notícias, conferências, periódicos, entre outros repositórios relacionados de alguma forma à inteligência artificial. No fim, a média normalizada de acessos por documento no *AI Topics* por *benchmark* por ano ao longo de um determinado período indicaria a intensidade de cada um deles. Com isso, foram obtidos os valores para a referência da intensidade com valores que vão de 0 a 1 em cada um dos 328 *benchmarks*, pois são divididos pelo total de documentos. Um ponto importante aqui é entender que uma alta intensidade corresponderia a avanços significativos que podem gerar aplicações no curto prazo.

3.2 Construção dos Dados

3.2.1 Índice de Inteligência Artificial

Após apresentarem os componentes do índice, Tolan *et al.* (2020) apresentam como são integradas as suas três camadas, tarefas, habilidades cognitivas e pesquisa em inteligência artificial. Além disso, a seção traz as adições realizadas para analisar o caso brasileiro. Em primeiro lugar, foi realizada a atribuição dos valores do índice à Classifica-

¹² <https://aitopics.org/search>.

¹³ *Association for the Advancement of Artificial Intelligence*.

ção Brasileira de Ocupações de 2002 (CBO-2002). Por fim, utilizando a CBO-2002, esses valores foram incorporados à Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) com os dados anualizados agregados no nível de CBO-2002 por município em uma série que vai de 2008 a 2019, período para o qual o índice foi calculado anualmente.

Tarefas e Habilidades Cognitivas

Para estabelecer a conexão entre as tarefas e as habilidades cognitivas, em um primeiro momento foi realizado um exercício de atribuição das habilidades cognitivas em cada tarefa por um grupo multidisciplinar de especialistas. Em outras palavras, cada especialista deveria indicar se alguma das habilidades cognitivas era absolutamente necessária para realização de uma tarefa em uma matriz com a lista de tarefas (linhas) e habilidades cognitivas (colunas). Esse processo foi repetido para aumentar a concordância entre os especialistas, ou seja, aumentar a robustez das atribuições (TOLAN *et al.*, 2020). Os autores utilizaram o Método Deplhi (DALKEY; HELMER-HIRSCHBERG, 1962, p 43), que busca “obter o consenso de opinião mais confiável em um grupo de especialistas” e “tenta alcançar isso por meio de uma série de questionários intensivos intercalados com feedback controlado de opinião”.

Dessa forma, em um segundo momento, os especialistas repetiram o exercício, mas agora sabendo os resultados da primeira rodada. As habilidades só estavam relacionadas a uma tarefa se pelo menos dois especialistas indicassem isso, buscando reduzir a sensibilidade a atribuições equivocadas. Por fim, as atribuições de habilidades [1,0] foram ajustadas às tarefas de acordo com sua intensidade em cada uma das ocupações. Dessa forma, o resultado do exercício seria o reflexo a intensidade ocupacional da tarefa nas habilidades atribuídas às tarefas de cada ocupação (TOLAN *et al.*, 2020).

Benchmarks de Inteligência Artificial e Habilidades Cognitivas

Da mesma forma que para tarefas, as 14 habilidades cognitivas foram vinculadas aos dados dos *benchmarks* de inteligência artificial utilizando um grupo de especialistas em IA para assinalar a relação entre as habilidades e os *benchmarks*. Também foi utilizada uma matriz de correspondência, mas agora com as 14 habilidades cognitivas como linhas

e os 328 *benchmarks* como colunas. Caso a habilidade seja absolutamente necessária para resolver o *benchmark*, foi atribuído o valor 1. De outra forma, as correspondências indicam qual o conjunto de habilidades cognitivas necessárias para resolução de um *benchmark*, o que resulta na criação de uma escala de intensidade para indicar quando requerem menos ou mais habilidades (TOLAN *et al.*, 2020).

Partindo do pressuposto de que quanto mais habilidades necessárias maior o esforço ou pesquisa necessárias, o valor atribuído às habilidades foi normalizado. De outra forma, os valores foram normalizados para que as colunas somem 1, gerando uma escala que varia de 0 a 1. Com isso, Tolan *et al.* (2020, p. 15) calcularam a relevância de cada habilidade na matriz de correspondência a partir da soma das linhas. De forma geral, as habilidades dominantes foram Processamento Visual (PV), Atenção e Pesquisa (AP), Compreensão e expressão composicional (CE), Conceptualização, aprendizagem e abstração (CA) e Raciocínio quantitativo e lógico (RQ).

Ocupações, Inteligência Artificial e habilidades

A última fase da construção do índice de impacto de Inteligência Artificial de Tolan *et al.* (2020) parte da lista de ocupações com as 59 intensidades de tarefas e a atribuição ou não das 14 habilidades cognitivas. Nesse processo, cada habilidade cognitiva pode aparecer na mesma ocupação por mais de uma vez em decorrência do número de tarefas a ela associado. Para simplificar esse processo, as informações das tarefas foram agregadas por habilidades. Para evitar que as pontuações não fossem dependentes da disponibilidade de dados sobre as tarefas, uma primeira etapa foi a classificação das variáveis de tarefas relacionadas às habilidades seguindo a estrutura apresentada por Fernández-Macías e Bisello (2020) e, em sequência, criados índices de capacidade de tarefas a partir da média dentro de cada subcategoria de tarefa. Assim, considerando o número de tarefas que possuem relação com uma habilidade cognitiva, os índices de tarefas vinculados à mesma habilidade cognitiva foram somados para cada ocupação. Com isso, foi obtida a intensidade total exigida para cada habilidade cognitiva em cada uma das 119 ocupações a partir da pontuação final.

As pontuações consideram o número de tarefas relacionadas a uma habilidade ponderada pela intensidade de cada tarefa dentro de uma ocupação. Apesar das intensidades

entre as diferentes habilidades cognitivas não serem lineares por derivarem de escalas com alta variação, esse processo permite a comparabilidade. Em primeiro lugar, por indicarem a relevância de cada habilidade dentro de uma ocupação independente da distância dos valores obtidos por ocupação. Além disso, as pontuações para uma mesma habilidade cognitiva ao longo das ocupações estão na mesma escala. Assim, é possível identificar as diferenças dentro da mesma habilidade cognitiva entre as ocupações, mas, mais uma vez, sem considerar as distâncias entre as ocupações (TOLAN *et al.*, 2020).

Quando pensam na pontuação do impacto que a inteligência artificial teria sobre a ocupação, ela deve considerar a relação entre as diferentes habilidades para desempenhar todas as tarefas associadas a ela. Dessa forma, Tolan *et al.* (2020) mostram que duas ocupações que não possuem as mesmas tarefas podem encontrar um mesmo grau de intensidade para uma habilidade cognitiva, ainda que afetadas de formas distintas pela intensidade de pesquisa em IA para essa habilidade em decorrência das tarefas exigirem um número distinto de habilidades ao mesmo tempo. Como exemplo:

“(...) o processamento visual pode ser uma habilidade relevante para uma pessoa que classifica conteúdo online ofensivo. Da mesma forma, o processamento visual pode ser igualmente relevante para cirurgiões, mas também em combinação com a interação sensório-motora. Se considerássemos a intensidade de cada habilidade cognitiva separadamente, isso sugeriria que a alta intensidade de IA no processamento visual com a relativa baixa intensidade sensório-motora afetaria ambas as ocupações igualmente. No entanto, na realidade, o cirurgião seria menos afetado do que a pessoa que classifica conteúdo online porque a alta performance da IA no processamento visual não seria tão alto se o desempenho na interação sensório motora também não fosse alto.”¹⁴ (TOLAN *et al.*, 2020, p 15-16, tradução nossa)

Dessa forma, por mais que determinada habilidade possua uma demanda elevada por ocupações bastante distintas, ela não pode ser considerada de forma isolada. Na verdade, o índice de impacto de inteligência artificial deve considerar as interações entre as diferentes habilidades demandadas para exercício de cada uma das ocupações.

Isso se mostra necessário porque, mais do que observar o impacto da inteligência artificial sobre as ocupações por meio das habilidades, o mais importante é a intensidade

¹⁴ “(.) visual processing may be a very relevant ability for a person classifying offensive online content. Similarly, visual processing may be equally relevant for surgeons but also in combination with sensorimotor interaction. If we considered the intensity of each cognitive ability separately this would suggest that high AI intensity in visual processing but relatively low intensity in sensorimotor interaction would affect both occupations equally. However, in reality the surgeon would be affected less than the person classifying online content because the impact of high AI performance in visual processing would not be that high if performance in sensorimotor interaction would not also be high”.

da pesquisa em IA estar conectada às habilidades cognitivas. Se comparados somente por meio das habilidades, o impacto específico seria o mesmo para toda as ocupações. Assim, para que o índice específico para cada uma das ocupações diga respeito somente a ela, é necessário encontrar a relação entre as pontuações da intensidade das habilidades cognitivas para cada uma delas. Em outras palavras, identificar a “pontuação de impacto da IA específica da habilidade relativa” (TOLAN *et al.*, 2020, p 16). Do ponto de vista prático, isso significa converter a pontuação total de cada habilidade cognitiva para cada ocupação para que a soma das pontuações dentro de cada ocupação seja igual a um. Em outras palavras, qual a proporção de cada uma das habilidades dentro de uma mesma ocupação considerando todas aquelas associadas a ela. Dessa forma, é possível identificar a relação entre as diferentes pontuações de habilidades cognitivas dentro de cada ocupação.

A última integração ao índice é a dos *benchmarks* de IA a partir da relação com as habilidades cognitivas. Isso foi feito a partir da multiplicação das pontuações relativas para os *benchmarks* com a respectiva intensidade de pesquisa em IA para cada uma das habilidades. Em sequência, somam-se os produtos encontrados para cada uma das ocupações. O resultado encontrado aqui indica as ocupações que estão mais propensas ao impacto da pesquisa em IA nas habilidades cognitivas analisadas. Por fim, para facilitar a compreensão, as pontuações foram normalizadas em uma escala que varia de 0 a 1 compondo o índice de impacto de inteligência artificial (TOLAN *et al.*, 2020).

Para a análise aplicada aqui foi utilizado o índice médio anual para cada uma das ocupações, ao longo da série histórica entre 2008 e 2019. Esses valores foram obtidos a partir dos arquivos de replicação de Tolan *et al.* (2020) disponibilizados em repositório do GitHub¹⁵.

Aplicando o índice ao Brasil: cruzamentos com a CBO-2002

O desafio inicial para a utilização do índice para o Brasil diz respeito aos diferentes sistemas de classificação de ocupações. O índice possui correspondência entre as 119 ocupações da ISCO-88¹⁶ e a SOC¹⁷. A princípio isso não seria um problema se existisse uma correspondência oficial completa entre alguma delas e a CBO-2002. No entanto, apesar do

¹⁵ <https://github.com/nandomp/Allabour>.

¹⁶ *International Standard Classification of Occupations* de 1988 da Organização Internacional do Trabalho (OIT).

¹⁷ *Standard Occupational Classification* do U.S. Bureau of Labor Statistics.

Ministério da Economia disponibilizar uma tabela de correspondência entre a CBO-2002 e a ISCO-88, ela é incompleta. Dessa forma, a construção de uma tabela de correspondência completa seguiu quatro etapas:

1. Coleta de tabela incompleta entre CBO-2002 e ISCO-88 disponibilizada pelo Ministério da Economia;
2. Realização de *webscraping* (raspagem de dados na internet) para capturar as correspondências cruzadas disponibilizadas pelo Ministério da Economia que não estão na primeira tabela¹⁸;
3. Utilização de algoritmos correspondência de texto para identificar quais as ocupações que não possuam correspondência exata são as melhores. Esse processo foi realizado em duas etapas:
 - a) Inicialmente entre a CBO-2002 e ISCO-88 para estabelecer as melhores aproximações; e
 - b) Entre CBO-2002 e SOC como (i) *double checking* da correspondência entre CBO-2002 e ISCO-88 ou (ii) para a classificação em si quando não encontrada correspondência satisfatória entre a CBO-2002 e a ISCO-88;
4. Checagem manual de uma amostra dessas novas classificações para garantir a comparabilidade.

Para a execução dos algoritmos de correspondência de texto, foi utilizado o pacote *stringdist* do software R (VAN DER LOO, 2014). O algoritmo utilizado foi a distância de Jaro-Winkler que adiciona um termo de correção à distância de Jaro e pode ser representada por

$$d - l \cdot p \cdot d \quad (1)$$

onde d é a distância de Jaro. Já l é obtido pela contagem de após quantos caracteres ocorre a primeira incompatibilidade entre duas entradas de texto com um valor máximo de quatro. Já o fator p é pré-determinado e usualmente utilizado o valor de 0.1, como aplicada aqui. Após a execução do algoritmo, foram observadas as menores distâncias de uma classificação na CBO-2002 com a ISCO-88 e, posteriormente com a SOC, para identificar qual o nome de ocupação mais similar.

¹⁸ http://www.mteco.gov.br/cbsite/pages/tabua/FiltroConversao_CBO2002_CBO94_CIUO88.jsf.

Dados da RAIS

Os microdados da RAIS foram obtidos utilizando o pacote *basedosdados* para o software R, mantido pela organização “Base dos Dados”¹⁹. Os dados já estão tratados e limpos, sendo que foram anualizados e agregados por CBO-2002 no nível municipal²⁰ para as análises realizadas. Foram obtidos dados sobre o total de pessoas ocupadas e salário médio durante o ano por ocupação, além de informações de identificação como a própria CBO-2002, unidade federativa e código do município do IBGE. Os dados do índice de impacto de inteligência artificial de Tolan *et al.* (2020) foram incorporados a partir da tabela de correspondência gerada entre CBO-2002 e ISCO-88/SOC.

3.3 Predição em séries temporais

Como definem Montgomery, Jennings e Kulahci (2008, p. 2), “uma série temporal é uma sequência de observações em uma variável de interesse orientada pelo tempo ou em sequência cronológica”²¹. De outra forma, são conjuntos de observações sucessivas e ordenadas no tempo para determinada característica, sendo objeto para análises para predição de valores futuros, descrição das séries observadas ou mesmo identificação de ciclos, tendências ou outros movimentos (MORETTIN; TOLOI, 1987). Os dados da variável são obtidos em espaços de tempo igualmente espaçados, como nas aplicações de séries temporais e preditivas (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008). Apesar da variação dos modelos utilizados para os diversos objetivos ao trabalhar com séries temporais, podem ser feitos supondo um modelo de processo gerador e estimando seus parâmetros (MORETTIN; TOLOI, 1987).

As séries temporais podem se diferenciar quanto à forma em que são medidas, discretas ou contínuas, ou quanto ao número de variáveis envolvidas na análise, univariadas ou multivariadas. As séries temporais discretas apresentam as medidas tomadas em pontos específicos do tempo, normalmente em períodos regulares, podendo também ser resultado da amostragem de uma série temporal contínua, como medidas diárias, semanais, mensais,

¹⁹ <https://basedosdados.org/>

²⁰ Como as análises não ocorreram no nível individual, não existiu preocupação com riscos de falácia ecológica.

²¹ No original: “A time series is a time-oriented or chronological sequence of observations on a variable of interest”.

anuais, etc. Já a série temporal contínua possui registros contínuos no tempo para uma variável aleatória, como os dados de um GPS que apresenta a posição determinado objeto ininterruptamente. Um exemplo da diferença entre séries contínuas e discretas é o registro do deslocamento em dias de escrita de uma tese, onde por boa parte do tempo o indivíduo permanece sentado ainda que se desloque em determinados momentos. Na série contínua, em diversos pontos do tempo em que não há deslocamento o valor corresponderia a zero, mas, se transformados em séries discretas, os valores diários agregariam toda a informação relacionada aos deslocamentos durante as 24 horas do dia. Já as séries univariadas e multivariadas se diferenciam pelo número de variáveis aleatórias analisadas, sendo que nas univariadas apenas uma série é analisada enquanto nas multivariadas duas ou mais séries, relacionadas ou não, são analisadas (MORETTIN; TOLOI, 1987).

Quando se fala em modelos, são formas de representar a realidade por meio de uma construção teórica, ou seja, são uma forma de representar o que se analisa dentro da capacidade de compreensão humana e não uma expressão da verdade contida na realidade. Dessa forma, representam apenas características que podem ser estudadas e entendidas e não a realidade de forma plena, ou seja, por mais que um modelo pareça descrever a realidade, ele continua sendo apenas um modelo e não a realidade em si. Nesse sentido, a principal qualidade esperada de um modelo é sua utilidade, sua capacidade de descrever e representar determinado fenômeno com suas principais características e possibilidade de generalização e de padronização de um conceito. Para avaliar o quanto um modelo é bom, deve-se avaliar as hipóteses postuladas em sua construção e o quanto está adequado à aplicação desejada. Especificamente sobre séries temporais, isso está associado às hipóteses para representação de dados em série e se são plenamente atendidas e, caso isso não ocorra, o modelo não se adequa à realidade que se espera representar e perde sua utilidade.

As opções para analisar e descrever séries temporais são diversas, mas, de forma geral, podem ser agregadas em quatro principais grupos: os modelos de decomposição ou modelos estruturais; modelos de alisamento exponencial, como Holt-Winters e Brown; modelos de autorregressão; e modelos Box-Jenkins (ARIMA). Existem diferenças na forma de representar o fenômeno de interesse e a escolha do modelo depende dos objetivos, ferramentas e da própria complexidade da série temporal. Existe uma série de publicações descrevendo os modelos de análises de séries temporais, como Morettin e Tolo (1987), Montgomery, Jennings e Kulahci (2008) e Wei (2006). Além disso, modelos de *machine learning* têm se popularizado na análise e predição de séries temporais como os basea-

dos em redes neurais (FARAWAY; CHATFIELD, 1998; YAN, 2012; ZHANG, 2001) e o *random forest* (CHEN; LI; WANG, 2012; PROBST; BOULESTEIX, 2017; TYRALIS; PAPACHARALAMPOUS, 2017).

3.3.1 Modelos de análise de séries temporais

A divisão de modelos de análise temporais ocorre em dois grupos, metodologias baseadas em modelos – ou modelos estocásticos, e metodologias baseadas em filtros. O primeiro grupo se caracteriza pelo ajuste dos diversos componentes de uma série temporal separadamente de forma que a cada componente é associada um componente irregular com distribuição de probabilidade. De forma geral, permite a incorporação de feitos associados ao fenômeno em análise, tais como o erro amostral em caso de análise de séries produzidas por pesquisas amostrais repetidas. Além disso, possibilita a estimação de intervalos de confiança para os componentes do modelo. Já as metodologias baseadas em filtros não permitem o ajuste dos componentes separadamente, sendo as séries temporais composições de ciclos de tendência, de sazonalidade ou irregulares. A partir de médias móveis em períodos diferentes, os componentes são ajustados e separados na série original, não permitindo a estimação de intervalos de confiança.

É importante destacar que existe um *trade-off* na escolha da metodologia, com ambas possuindo suas vantagens e desvantagens. As metodologias baseadas em modelos estocásticos têm na possibilidade de estimação de intervalos de confiança e na aplicação de testes de ajustes mais rigorosos suas principais vantagens. Por outro lado, existem barreiras financeiras, como a menor disponibilidade de alternativas gratuitas de softwares acessíveis, e uma maior demanda por conhecimento para sua implementação. Já as metodologias baseadas em filtros possuem uma aplicação mais simples e diversos programas gratuitos para sua aplicação. Por outro lado, por não possuir associação dos componentes e distribuições de probabilidade, não permitem a estimação de intervalos e confiança e testes mais rigorosos de ajuste.

3.3.2 ARIMA: Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis

Diversas técnicas de predição partem de alguma variante de suavização exponencial. Estas técnicas pressupõem que os modelos podem representar a soma de componentes determinísticos, modelados em função do tempo, e um componente estocástico (ou aleatório), para o qual se assume que algum ruído aleatório é adicionado ao componente estocástico. Além disso, outro pressuposto importante é que esse ruído aleatório decorre de choques independentes ao processo, a qual é frequentemente violada. Em outras palavras, em muitos casos as observações mostram uma dependência serial, o que torna modelos baseados na suavização exponencial ineficientes e inadequados por não incorporarem essa dependência serial das observações da forma mais efetiva. Uma alternativa que incorpora essa estrutura de dependência são os Modelos Autorregressivos Integrados de Médias Móveis (ARIMA) – ou Modelos Box-Jenkins (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

Montgomery, Jennings e Kulahci (2008) destacam que é importante lembrar que a modelagem estatística traz uma aproximação da relação entre as variáveis de entrada e a variável de saída, uma vez que modelos não representam a relação observada no mundo real de forma completa. Assim, possuem uma dependência das escolhas realizadas pelo pesquisador durante o processo de análise para facilitar a modelagem em si. Dentre esses processos, uma opção que muitas vezes alivia os esforços de uma modelagem é a suposição de linearidade. O ARIMA, no fim, é um modelo baseado em um filtro linear, ou seja, uma operação linear de uma série temporal x_t para outra série temporal y_t para lidar com a suposição de linearidade, de forma que

$$y_t = L(x_t) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \psi_i x_{t-i} \quad (2)$$

onde $t = \dots, -1, 0, 1, \dots$. Com isso, o filtro linear é como um processo que converte o valor de entrada x_t em um resultado y_t e, mesmo não sendo instantânea, envolver todos os valores de entrada – presentes, passados ou futuros – como uma soma com diferentes “pesos” $\{\psi_i\}$ em cada x_t . Além disso, ainda segundo Montgomery, Jennings e Kulahci (2008), o filtro linear da Equação 2 possui como propriedades:

1. Os coeficientes $\{\psi_i\}$ são **invariantes no tempo**, ou seja, não dependem do tempo;

2. É **realizável fisicamente** se $\psi_i = 0$ para $i < 0$ que, em outras palavras, indica que o resultado y_t é uma função linear dos valores de entrada atuais e passados, de forma que $y_t = \psi_0 x_t + \psi_1 x_{t-1} + \dots$;
3. **Estável** se $\sum_{i=-\infty}^{+\infty} |\psi_i| < \infty$.

Em muitos dos casos os processos podem exibir um comportamento homogêneo ao longo do tempo até quando não tenham níveis constantes. De outra forma, em diferentes momentos os dados exibem comportamento semelhante ainda que diferentes do nível médio do processo. Mesmo que o processo apresente uma inclinação não estacionária, em uma série temporal como y_t , podem produzir uma série temporal estacionária caso seja uma série não estacionária homogênea que seja uma diferença de primeira ordem, tal como $w_t = y_t - y_{t-1} = (1 - B)y_t$, ou de diferenças de ordem superior, descrita por $w_t = (1 - B)^d y_t$. É justamente essa série y_t um Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) de ordens p , d e q , um $ARIMA(p, q, d)$, na qual sua d -ésima diferença, representada por $w_t = (1 - B)^d y_t$, produz uma $ARMA(p, q)$ ²² estacionária. Nesse processo, Montgomery, Jennings e Kulahci (2008) indicam que pode se escrever y_t como a soma do processo w_t , a partir do termo integrado, como exemplo, para $d = 1$:

$$\begin{aligned}
 y_t &= \psi_i + y_{t-1} \\
 &= \psi_i + \psi_{t-1} + y_{t-2} \\
 &= \psi_i + \psi_{t-1} + \dots + \psi_1 + y_0
 \end{aligned} \tag{3}$$

E que, dessa forma, o $ARIMA(p, q, d)$ pode ser escrito como:

$$\Phi(B)(B - 1)^2 y_t = \delta + \Theta(B)\varepsilon_t \tag{4}$$

Um ponto importante aqui é entender as propriedades da estacionariedade em uma série temporal que, de forma simples, é a não dependência das propriedades estatísticas com relação ao tempo. De outra forma, séries temporais estacionárias são aquelas que se comportam de forma aleatória ao longo do tempo em torno de uma média. Nesse sentido, séries com tendências ou sazonalidade não são estacionárias pois elas afetam os valores observados na série temporal em momentos distintos. Por outro lado, séries de ruído branco

²² Modelo Autorregressivo de Médias Móveis.

são estacionárias, uma vez que elas parecem consigo mesmas em qualquer momento independente do momento em que é observada (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021).

Assim, seguindo da Equação 4, a partir da diferenciação é possível se obter uma série temporal estacionária $w_t = (1 - B)^2$, de forma que para a maior parte das aplicações a primeira diferenciação ($d = 1$) ou ocasionalmente a segunda diferenciação ($d = 2$) seriam suficientes para alcançar a estacionariedade. Além disso, é possível reduzir uma série não estacionária para uma estacionária utilizando outras transformações que não a diferenciação. Um exemplo é a conversão de séries originais em logaritmo para séries temporais econômicas nas quais a variabilidade aumenta com o aumento do nível médio do processo, mas a porcentagem de mudança nas observações possui independência relativa desse nível (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008).

O processo de identificação do modelo ARIMA adequado demanda alguma experiência e são vários os métodos possíveis para estimar os parâmetros de um modelo identificado provisoriamente, como métodos de momentos, máxima verossimilhança ou mínimos quadrados. Sendo os modelos ARIMA não lineares, eles demandam processos de ajuste não linear, que normalmente são executados pelos próprios pacotes de software, além da escolha do método de estimativa e o método mais adequado a partir das especificações do problema (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2008). Todos os modelos ARIMA utilizados na tese foram obtidos pela utilização dos pacotes *tsibble*, para estruturação de séries temporais (WANG *et al.*, 2021), e algoritmos do *fable* (O'HARA-WILD; HYNDMAN; WANG, 2021) que selecionam as predições dos modelos com menor Critério Bayesiano de Schwarz (BIC) (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2021).

3.3.3 Random Forest

Nas últimas décadas foi observado o crescimento dos métodos de “aprendizado em conjunto” que geram diversos classificadores e agregam seus resultados (LIAW; WIENER, 2002). Dois exemplos estão nas categorias de métodos de *boosting* (SCHAPIRE *et al.*, 1998) e de classificação de árvores (BREIMAN, 1996a). No primeiro, as árvores atribuem pesos extras aos pontos preditos de forma incorreta e no final é feita uma votação ponderada para estabelecer a previsão. No segundo grupo existe uma independência nas árvores

sucessivas, já que os modelos não dependem das árvores anteriores, em um processo de *bootstrap* dos dados, com uma votação por maioria simples definindo a predição.

O algoritmo de *random forests* adiciona uma camada a esses métodos por, além do processo de gerar cada árvore a partir de amostras diferentes dos dados obtidas pelo *bootstrap*, alterar a forma como as árvores de classificação ou regressão são construídas. De outro modo, no processo padrão de construção de árvores cada nó é dividido usando a melhor divisão entre as variáveis selecionadas, enquanto no *random forest* cada nó é dividido escolhendo o melhor preditor dentre um subconjunto de preditores escolhidos de forma aleatória no nó específico. Ainda que seja um tanto contraintuitiva, essa estratégia possui um desempenho bom comparado a outros classificadores, como análise discriminante e redes neurais, sendo robusta ao evitar o *overfitting* (BREIMAN, 2001). Liaw e Wiener (2002) ainda destacam que é uma estratégia amigável por possuir apenas dois parâmetros, o número de variáveis no subconjunto aleatório em cada nó e o número de árvores na floresta, não sendo muito sensível aos valores na maioria dos casos. A aplicação do algoritmo, tanto para classificação quanto para regressão, possui as etapas de:

1. Desenho de n_{tree} amostras de *bootstrap* a partir dos dados originais;
2. Para cada uma das amostras obtidas por *bootstrap*, ele cria uma classificação não podada ou uma árvore de regressão na qual faz uma amostragem aleatória de m_{try} preditores e escolhe a melhor divisão entre essas variáveis em cada um dos nós, e não a escolha da melhor divisão entre todos os preditores;
3. Realiza a predição dos novos dados a partir da agregação das n_{tree} árvores. De outra forma, utiliza a maioria dos votos em classificações e a média em regressões.

Para a estimação do erro a partir dos dados de treinamento, Breiman (2001) indica a previsão dos dados que não estão na amostra de *bootstrap* – os dados “out-of-bag” (OOB)²³, em cada uma das iterações, a partir das árvores desenvolvidas a partir da amostra do *bootstrap*. Em uma segunda etapa, a agregação das predições dos dados OOB seria possível calcular a taxa de erro, chamada de taxa de erro OOB, sendo ela bastante precisa quando o número de árvores é suficiente – caso contrário ela pode possuir uma inclinação positiva (BYLANDER, 2002).

²³ Para uma discussão mais aprofundada sobre erro OOB, ver Breiman (1996b) e Wolpert e Macready (1999)

Do ponto de vista prático, o pacote *randomForest* para o software R realiza uma classificação quando a variável resposta é um fator e uma regressão quando é contínua, além de um aprendizado sem supervisão quando o tipo de variável não é especificada. Ademais, existem outros pontos práticos a serem considerados na aplicação da análise a ser desenvolvida, que trata de variáveis contínuas. Serão destacados, aqui, apenas dois, quais sejam, (1) a demanda por um maior número de árvores para um desempenho à medida que o número de preditores aumenta; (2) apesar da sugestão de testar diferentes especificações para o número de árvores, o resultado normalmente não possui grandes mudanças.

4 A inteligência artificial e o mercado de trabalho formal no Brasil

Como discutido anteriormente, a inteligência artificial tem se aproximado do cotidiano em decorrência do rápido avanço tecnológico em termos de computação, uma vez que cada vez mais aplicações baseadas em algoritmos que recebem e produzem informações personalizadas ficam disponíveis. Além de aplicações como GPS com indicação de melhor trajetos ou indicação de filmes, séries e músicas a partir das escolhas prévias do usuário, diversas áreas profissionais têm integrado ferramentas baseadas em inteligências artificiais para otimizar os serviços prestados.

O presente capítulo da tese retoma os dois pontos de grande incerteza na literatura indicados na introdução: os impactos sobre o mercado de trabalho e sobre a desigualdade de renda. De forma mais específica, o capítulo busca responder uma questão mais modesta: (1) quais são as ocupações com maior impacto potencial do avanço da inteligência artificial no mercado de trabalho formal brasileiro? Nesse sentido, tem com objetivos (1) apresentar uma fotografia do mercado de trabalho formal no Brasil e (2) as ocupações sob maior risco de retração no mercado de trabalho formal nos curto e médio prazos considerando o impacto potencial da inteligência artificial.

Ainda que a inteligência artificial seja percebida como a próxima TUG (TRAJTENBERG, 2019) com potencial de uso generalizado e aplicável à maioria dos setores econômicos (BRESNAHAN; TRAJTENBERG, 1995), existiriam diferenças na velocidade e no viés de qualificação desse progresso. Essas diferenças, por sua vez, estariam associadas ao aumento da desigualdade salarial, assim como ocorreu com outros processos de inovação tecnológica (AGHION; HOWITT; VIOLANTE, 2002). Dessa forma, as transformações no mercado de trabalho e as possíveis compensações de perdas geradas por essas novas tecnologias colocariam novos desafios para os formuladores e implementadores de políticas públicas (GOOLSBEE, 2019).

As últimas décadas foram acompanhadas de diversos debates sobre o impacto de novas tecnologias sobre o mundo do trabalho, sendo a *Routine-Biased Technological Change*, uma abordagem focada em tarefas desempenhadas pelos trabalhadores, dominante na economia do trabalho (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; ZILIBOTTI, 2001; AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2008; AUTOR, 2013). Mais recentemente, diversos pesquisadores buscaram

alternativas à essa abordagem que fossem capazes de integrar novas dinâmicas introduzidas pela inteligência artificial e que se diferenciavam dos processos passados de mudanças tecnológicas, tentando identificar qual o desenvolvimento atual e potencial da inteligência artificial e quais as ocupações mais vulneráveis à substituição na Europa e nos Estados Unidos (BRYNJOLFSSON; ROCK; SYVERSON, 2017; BRYNJOLFSSON; MITCHELL; ROCK, 2018; TOLAN *et al.*, 2020; WEBB, 2019). No Brasil também foram empreendidos alguns esforços para integrar os possíveis impactos das novas tecnologias, se aproximando do grupo de trabalho mais recente por focar mais na composição das ocupações, com a integração das tarefas relacionadas a elas, e não mais nas tarefas de forma isolada (ALBUQUERQUE *et al.*, 2019; KUBOTA; MACIENTE, 2019; MACIENTE, 2016; MACIENTE; RAUEN; KUBOTA, 2019).

Os resultados para a Europa e os Estados Unidos parecem indicar uma correlação positiva forte entre os índices de impacto de inteligência artificial, que mensuram o quanto uma ocupação é afetada, e a distribuição de renda do trabalho. De outra forma, as ocupações com maiores remunerações são aquelas mais impactadas pelas novas tecnologias. Mas, por outro lado, a expectativa para o Brasil é um tanto diferente. Considerando as diferenças na estrutura econômica, como menor produtividade, menor custo do trabalho e grande desigualdade de renda do trabalho, é esperada uma correlação mais tímida entre as variáveis. Posto de outra forma, é esperada uma relação mais concentrada no topo da distribuição de renda, em ocupações que demandam maior escolarização e especialização.

No entanto, antes de seguir este caminho, é importante entender os desdobramentos esperados pela adoção de novas tecnologias sobre o mercado de trabalho. Dessa forma, a primeira das quatro sessões após a introdução retoma as principais hipóteses da literatura sobre os impactos da tecnologia e da automação sobre o mercado de trabalho. Em sequência, são apresentados os dados e métodos utilizados para o (i) cruzamento entre os indicadores de impacto esperado da inteligência artificial e o mercado de trabalho brasileiro; e (ii) a sumarização dos dados do mercado de trabalho formal brasileiro considerando o índice de inteligência artificial. A terceira sessão apresenta os principais resultados, precedendo algumas considerações.

4.1 Automação, Inteligência Artificial e trabalho

O uso generalizado *potencial* é uma característica bastante marcante das TUGs, ainda que diversas delas coexistam ao mesmo tempo, sendo salientada pela literatura que trata do vínculo entre crescimento econômico e os incentivos para o desenvolvimento de novas tecnologias específicas. As TUGs seriam tecnologias facilitadoras, uma vez que trazem oportunidades e não são soluções finais, de forma que seu uso se disseminaria pela economia e teria, como resultado, ganhos generalizados (BRESNAHAN; TRAJTENBERG, 1995). Os processos de automação, apesar de constantes, geram temor popular mesmo que novas tecnologias tendam a gerar complementaridade e não a substituição do trabalho humano (HANSON, 2001). Da mesma forma, muitos avanços tecnológicos importantes estão associados a processos de automação, sem que isso tenha ocasionado o fim do trabalho (ACEMOGLU; RESTREPO, 2019).

A principal hipótese apresentada pela literatura sobre a relação do trabalho com a inteligência artificial traz as demissões potenciais como concentradas local e temporalmente, assim como ocorrera nos processos de mecanizações agrícola e fabril (AGRAWAL; GANS; GOLDFARB, 2019a). No entanto, sempre que processos de inovação tecnológica de grande magnitude estão em desenvolvimento, são retomados os questionamentos sobre se “dessa vez é diferente?”. Nesse sentido, o desenvolvimento tecnológico tem representado a alteração futura das características do emprego, mas não seu fim (MOKYR; VICKERS; ZIEBARTH, 2015), de forma que novas ocupações surgem enquanto outras ficam obsoletas. No entanto, a superestimação dos efeitos negativos dessas mudanças tende a ser comum em decorrência da chamada “ansiedade tecnológica” (ANTON *et al.*, 2020). Historicamente, os desenvolvimentos tecnológicos geraram impactos sobre a produtividade tendo na elevação do padrão de vida como consequência (ATAACK; MARGO; RHODE, 2019; AUTOR, 2015; AUTOR; SALOMONS, 2018). Ainda assim, processos amplos de inovação trazem questionamentos acerca de um maior impacto e uma maior importância da nova tecnologia comparada aos processos passados (AUTOR; SALOMONS, 2018; EUROFOUND, 2018; MOKYR; VICKERS; ZIEBARTH, 2015; PRATT, 2015).

A relação entre os processos de automação e o mercado de trabalho tende a ser complexa pelo impacto gerado sobre suas dinâmicas, composição e produtividade (ANTON *et al.*, 2020). As novas tecnologias podem deslocar mão-de-obra ao substituírem o traba-

lhador em determinadas tarefas no chamado “efeito substituição”. Por outro lado, podem gerar novas ocupações relacionadas ao próprio processo de deslocamento ou mesmo complementando tarefas já existentes em um “efeito produtividade” (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; ACEMOGLU; RESTREPO, 2018a; ACEMOGLU; RESTREPO, 2018b; AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003; AUTOR, 2015). Esse processo, no longo prazo, tende a gerar um efeito produtividade maior como resultado do aumento do custo do capital gerado pelos processos de automação, uma vez que estes levariam a um maior acúmulo de capital a um ponto em que seu preço como fator de produção atinja um nível de estado estacionário (ACEMOGLU; RESTREPO, 2019).

Para gerar um entendimento sobre o como o uso da inteligência artificial pode afetar o mercado de trabalho é necessário dar um passo atrás e identificar na literatura sobre os impactos de mudanças tecnológicas de forma mais genérica. A principal abordagem utilizada para entender esses processos nas últimas décadas tinha como foco o conteúdo das tarefas dos empregos (ACEMOGLU; AUTOR, 2011; AUTOR, 2015; BARBIERI *et al.*, 2020; FERNÁNDEZ-MACÍAS; ARRANZ-MUÑOZ, 2020). Autor, Levy e Murnane (2003) são os responsáveis pela principal hipótese relacionada a essa literatura, segundo a qual as novas tecnologias teriam impacto sobre as tarefas de rotina. Um resultado decorrente seria que, como em outros períodos de mudança e automação de tarefas, surgiriam novas ocupações para complementar essas atividades em decorrência de uma maior demanda por tarefas não rotineiras para as quais não existiria tecnologia disponível para substituição.

O foco nas tarefas é resultado da busca por uma maior parcimônia do objeto de análise, uma vez que trata especificamente do que seria ou não substituído pela nova tecnologia no mundo do trabalho. A *Routine-Biased Technological Change* classifica os empregos de acordo com a presença ou não de tarefas de rotina, não considerando as habilidades necessárias para a ocupação de forma mais genérica (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY, 2016). No entanto, as tarefas de rotina estariam concentradas no centro da distribuição de habilidades no mercado de trabalho (ACEMOGLU; AUTOR, 2011), estando associado a um processo de polarização das ocupações, ou seja, os empregos se concentrariam em vagas ou de baixa ou de alta qualificação enquanto aquelas de média qualificação são reduzidas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020).

Esse processo de polarização está diretamente associado à discussão acerca da importância do impacto que novas tecnologias geram no mercado de trabalho. Especificamente, toda uma literatura acadêmica sobre tema tem na transformação relacionada

às Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) como grande responsável pela geração de mercados assimétricos (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY, 2016). A abordagem de tarefas não possui capacidade explicativa para o crescimento da polarização do trabalho, bem como outras abordagens que buscam entender as complementaridades entre habilidades dos trabalhadores e as novas tecnologias, como a *Skills-Biased Technological Change* (KATZ; MURPHY, 1992; KATZ; AUTOR, 1999). Mesmo passando por algum refinamento, como a distinção entre abstração e complexidade de tarefas (AUTOR; KATZ; KEARNEY, 2006; AUTOR; HANDEL, 2013; GOOS; MANNING; SALOMONS, 2009; GOOS; MANNING; SALOMONS, 2010), a *Routine-Biased Technological Change* é insuficiente para entender processos mais recentes no mundo do trabalho. A polarização, por exemplo, estaria menos relacionada a processos de mudanças tecnológicas e mais relacionada a fatores político-institucionais, como desregulamentações de mercados de trabalho e mudanças nos níveis de salário-mínimo (FERNÁNDEZ-MACÍAS; HURLEY, 2016).

Ainda que em um contexto de polarização do trabalho, com influências institucionais e políticas, é importante estabelecer uma diferenciação entre tarefas e, posteriormente, das ocupações. Nesse sentido, processos de descentralização de autoridade e de delegação de responsabilidades, os quais geram maior autonomia aos trabalhadores, é um processo de mudança de organização do trabalho associado à polarização (CAROLI; REENEN, 2001). A hipótese da *Skills Biased Organisational Change* indica que a produtividade só é afetada pela tecnologia quando acompanhada por uma mudança organizacional profunda, vista como requisito para inovação, de forma que essas mudanças organizacionais modernas geram complementaridades à atuação de trabalhadores mais qualificados (CARD; DINARDO, 2002; CAROLI; REENEN, 2001).

Além das diferenças dos perfis organizacionais do trabalho, diferentes habilidades são demandadas por cada tipo de tarefa, seja em termos qualitativos ou quantitativos. Uma tarefa pode necessitar de habilidades mais simples ou mais complexas, bem como de habilidades bastante específica ou mais genéricas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). A escolha por quem realizará uma tarefa está associada às vantagens comparativas entre humanos e máquinas, uma vez que o trabalho é considerado como um dos insumos dentro do processo econômico (AUTOR, 2013; FERNÁNDEZ-MACÍAS; ARRANZ-MUÑOZ, 2020). Mesmo que em um momento inicial o humano possua vantagem sobre a máquina, as tarefas ganham possibilidade de automação à medida em que são formalizadas e codificadas, chegando o momento em que o custo da utilização da máquina fica

abaixo do custo humano para desempenhar tarefas de rotina (AUTOR, 2013). De outra forma, o trabalho humano é utilizado até o momento em que o custo do insumo capital seja menor do que do insumo trabalho em decorrência de processos de codificação das tarefas, ponto em que a substituição pela máquina é vantajosa.

Em adição, além do processo de mudança nas vantagens comparativas entre capital e trabalho para desempenhar determinada tarefa, deve-se considerar aspectos sociais e culturais associados ao trabalho em si. Mesmo que insuficiente para entender o impacto dos processos de automação no mercado de trabalho, a incorporação dos componentes sociais e culturais auxilia a compreender a formação da demanda por trabalho. Isso ocorre, primeiramente, porque a ideia de substituição plena do trabalho humano pela máquina pode ser ilusória, pelo menos até o surgimento de uma inteligência artificial geral, sendo, portanto, dependente da tecnologia disponível e dos custos e se limitando a desempenhar tarefas específicas (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Mesmo quando considerados os robôs industriais mais avançados, o efeito esperado é de um aumento contínuo da produtividade dos demais trabalhadores – e não a substituição completa, uma vez que ainda são entendidos como ferramentas de trabalho bastante avançadas (AGHION; JONES; JONES, 2018).

Uma limitação adicional está associada a esse processo de complementariedade, uma vez que, pela agência real dos humanos, existe um impacto sobre a organização para maximização da eficiência técnica a partir da cooperação entre os trabalhadores (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Historicamente, a cooperação entre trabalhadores foi obtida de diferentes formas, de uma coerção explícita nos primórdios do capitalismo industrial a práticas de recursos humanos de confiança e de consentimento ativo (HEISIG; LITTEK, 1995), demandando mão-de-obra capacitada para supervisão, gestão e controle dos trabalhadores (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Dessa forma, mesmo tarefas desempenhadas em ocupações que aparentam uma pureza técnica necessitam desses processos sob uma perspectiva social do trabalho (GREEN, 2013).

Além disso, deve-se considerar que as tarefas não são executadas de forma isolada, mas agrupadas em empregos e, conseqüentemente, em ocupações. Dessa forma, é preciso entender que tarefas são unidades de trabalho no processo produtivo ou na prestação de serviços, enquanto as ocupações são unidades de demanda sob as perspectivas das empresas e dos trabalhadores (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). Os empregos também devem ser entendidos como parte da estrutura social da organização produtiva

em cada contexto, o que significa que o acesso a poder social, recursos e oportunidades é desigual (COHEN, 2013; COHEN, 2016; GRANT; FRIED; JUILLERAT, 2011; PARKER; MORGESON; JOHNS, 2017).

Um último aspecto é a influência que as estruturas de consumo possuem sobre as estruturas de produção e de prestação de serviços, a qual carrega aspectos das sociedades nas quais o trabalho ocorre. Como consequência, mesmo economias com desenvolvimento econômico similar possuem diferentes composições nas estruturas organizacionais e de tarefas. Por exemplo, sociedades com modelos de bem-estar social-democratas tinham como objetivo a expansão da provisão de serviços sociais públicos e a redução de ocupações manuais e mal remuneradas, enquanto sociedades que seguiram um modelo orientado pelo mercado seguiram um caminho oposto, com resultados distintos tanto em sua organização social quanto no próprio processo produtivo (ESPING-ANDERSEN, 1999). Diferentes estruturas sociais, dessa forma, geram padrões de mudanças estruturais no emprego distintas, como a redução da importância de tarefas manuais não rotineiras em economias que adotaram um modelo social-democrata, com uma melhora estrutural da composição do mercado de trabalho, quando comparados àqueles que optaram por um modelo orientado ao mercado, com uma polarização (OESCH; PICCITTO, 2019).

Dessa forma, existe um ganho analítico na incorporação de aspectos técnicos e sociais à abordagem de tarefas, uma vez que ao incorporar diferentes vetores que impactam o trabalho é possível ganhar precisão na compreensão de como as tarefas e as estruturas de demanda nos processos de produção e de prestação de serviços são afetadas. Quando se pensa na mensuração que as mudanças que a adoção da inteligência artificial pode gerar sobre o mercado de trabalho, o entendimento dos aspectos técnicos das tarefas dentro das ocupações em associação com aqueles relativos à própria organização do trabalho é uma etapa fundamental.

Sob uma perspectiva comparada, diversos trabalhos sobre o impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho sobre a Europa e os Estados Unidos objetivaram desenvolver índices capazes de agregar a influência de elementos que vão além das tarefas que compõem as ocupações em si (BRYNJOLFSSON; MITCHELL; ROCK, 2018; TOLAN *et al.*, 2020; WEBB, 2019). Essa seria a principal diferença em comparação aos trabalhos sobre o Brasil, mesmo que, de certa forma, exista uma aproximação com a abordagem destacada na tese (FERNÁNDEZ-MACÍAS; BISELLO, 2020). De um lado, existem pesquisas desenvolvidas a partir do conteúdo das ocupações, especialmente seus as-

pectos cognitivos, a partir de dados mais gerais da O*Net (KUBOTA; MACIENTE, 2019; MACIENTE, 2016; MACIENTE; RAUEN; KUBOTA, 2019) ou aplicando as *job-zones*, também da O*Net, para entender a composição e os aspectos cognitivos das ocupações (ALBUQUERQUE *et al.*, 2019). De outra forma, as pesquisas desenvolvidas sobre o Brasil incorporaram a discussão de aspectos cognitivos relacionados à processos de automação do trabalho, mas, ainda, não incorporaram o efeito das mudanças relacionadas à ampliação do uso da inteligência artificial.

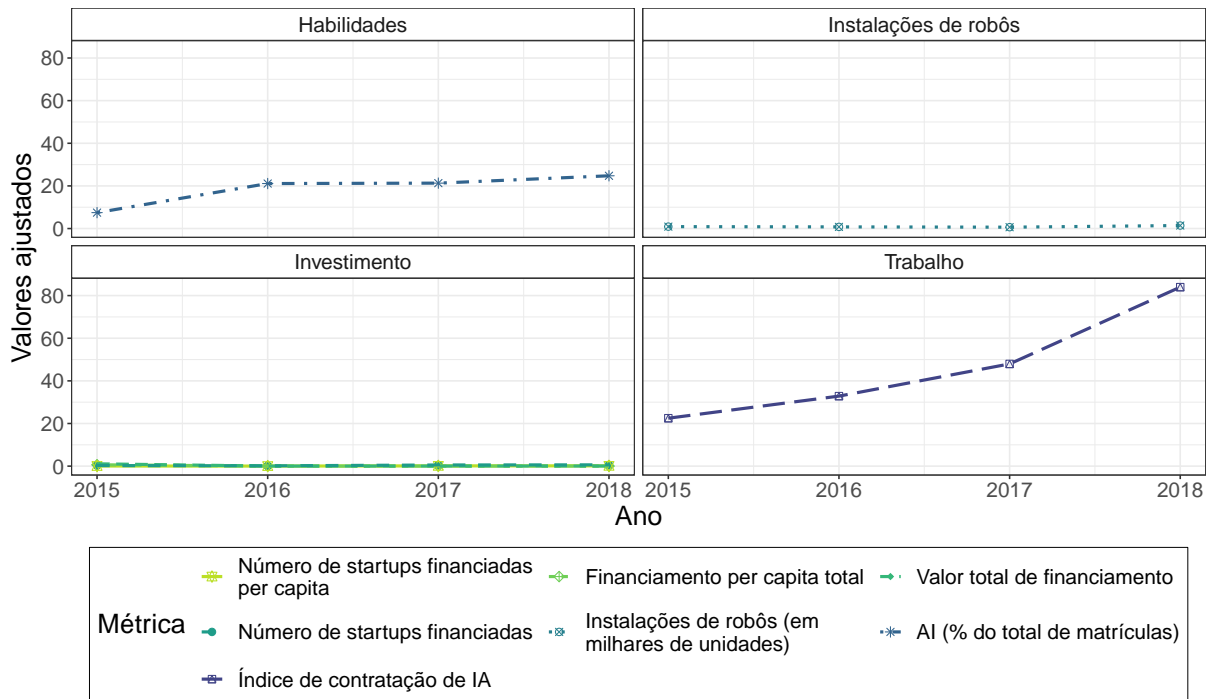
4.1.1 O que esperar para o Brasil?

Na observação os dados do Relatório do Índice de Inteligência Artificial¹ (ZHANG *et al.*, 2019), mantido pela Universidade de Stanford, o caso brasileiro chama a atenção por um comportamento que foge do padrão. Os aspectos relacionados à oferta de inteligência artificial, como o investimento em pesquisa de inteligência artificial ou a instalação de robôs estão entre as menores do mundo, todos muito próximos a 0 em uma escala padronizada que varia de 0 a 100, conforme a Figura 2. Por outro lado, a formação de profissionais associados à inteligência artificial teve um crescimento considerável no período analisado, indicando uma possível demanda represada.

No entanto, o crescimento da utilização de inteligência artificial no mundo do trabalho é o que mais chama a atenção na Figura 2, aumentando em aproximadamente quatro vezes. Assim, tem-se um cenário em que existe demanda por profissionais com formação relacionada a campos de inteligência artificial e o emprego de inteligência artificial em si ao mesmo tempo em que não existam grandes investimentos (uso de capital) para desenvolvimento de tecnologias próprias ou mesmo uma ampla utilização de robôs nos processos produtivos. Quando observado em perspectiva comparada, o alto emprego de inteligência artificial no mundo do trabalho no Brasil fica mais evidente, como na Figura 3, que apresenta os 9 países com maior “taxa de contratação” de inteligência artificial dentre os 36 analisados. Ainda que todos apresentem um grande crescimento, Cingapura e Brasil saem dos menores para os maiores patamares, em existindo investimento em um dos casos e em outro não.

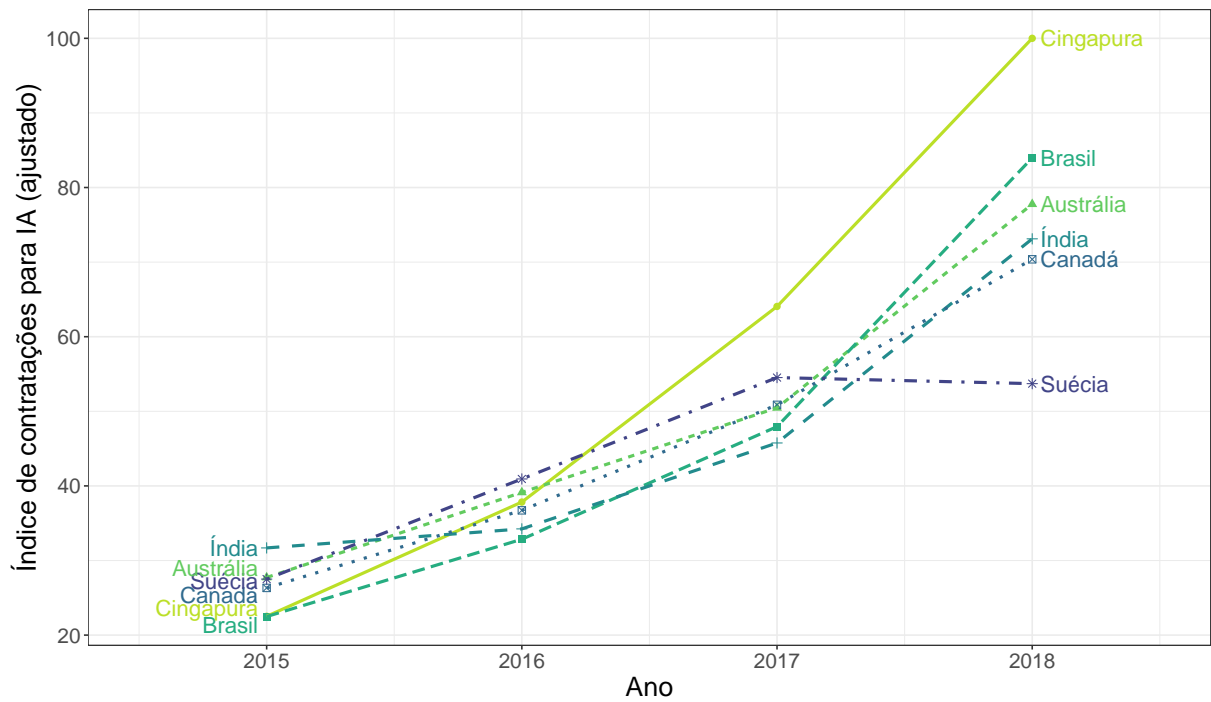
¹ The 2019 AI Index Report.

Figura 2 – Medidas de aspectos da Inteligência Artificial para o Brasil (Índice ajustado, 2015-2018)



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados de Zhang *et al.* (2019).

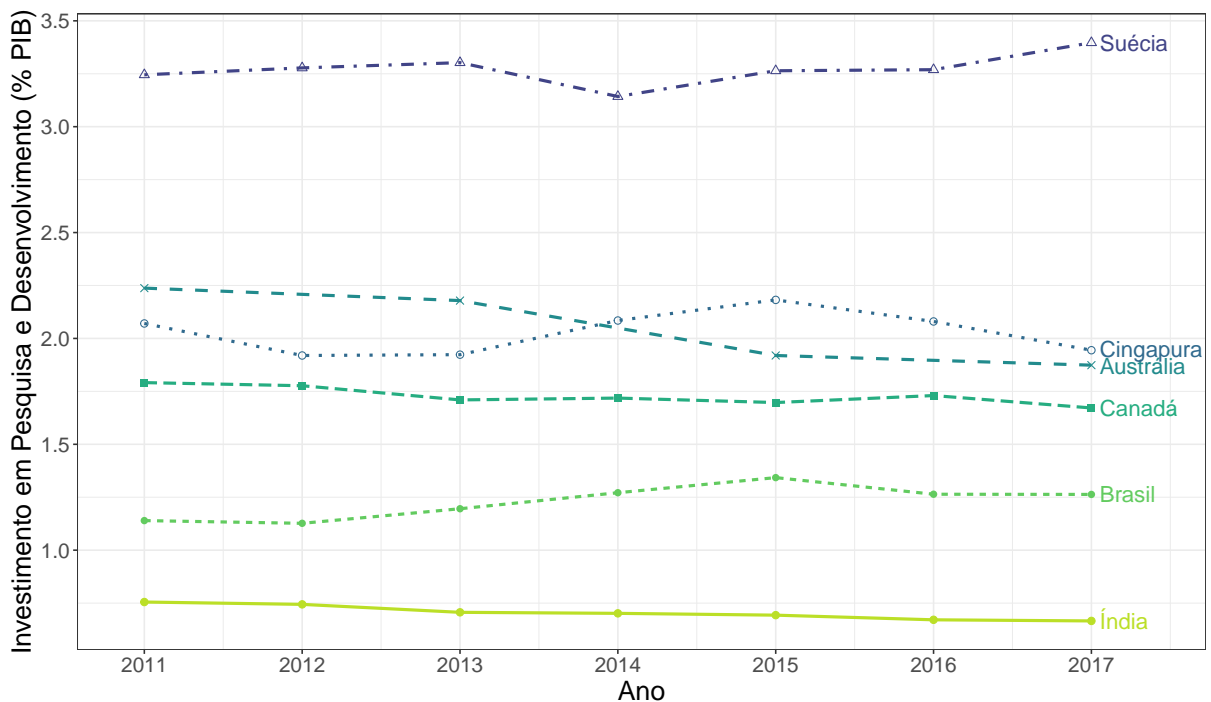
Figura 3 – Contratação de Inteligência Artificial para os seis países com maior pontuação (Índice ajustado, 2018)



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados de Zhang *et al.* (2019).

Em um primeiro passo, foi observado o nível de investimento em pesquisa e desenvolvimento de forma comparada em busca de informações complementares. Entre 2011 e 2017, é possível dividir os países da Figura 3 em três grupos a partir das informações da Figura 4. Em um primeiro, a Suécia aparece sozinha com investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento que superam os 3% do PIB por toda a série. Em um nível intermediário, apesar de algumas alterações nas tendências, Cingapura, Austrália e Canadá estão entre 1.5 e 3% do PIB, oscilando entre 1.75 e 2.25% do PIB. Por fim, um grupo formado por Brasil e Índia estão abaixo do 1.5%, com investimentos entre 1 e pouco mais de 1.25% para o primeiro e abaixo de 0.75% para a segunda.

Figura 4 – Investimento em pesquisa e desenvolvimento para os seis países com maior pontuação em contratação de inteligência Artificial (% PIB, 2011-2017)

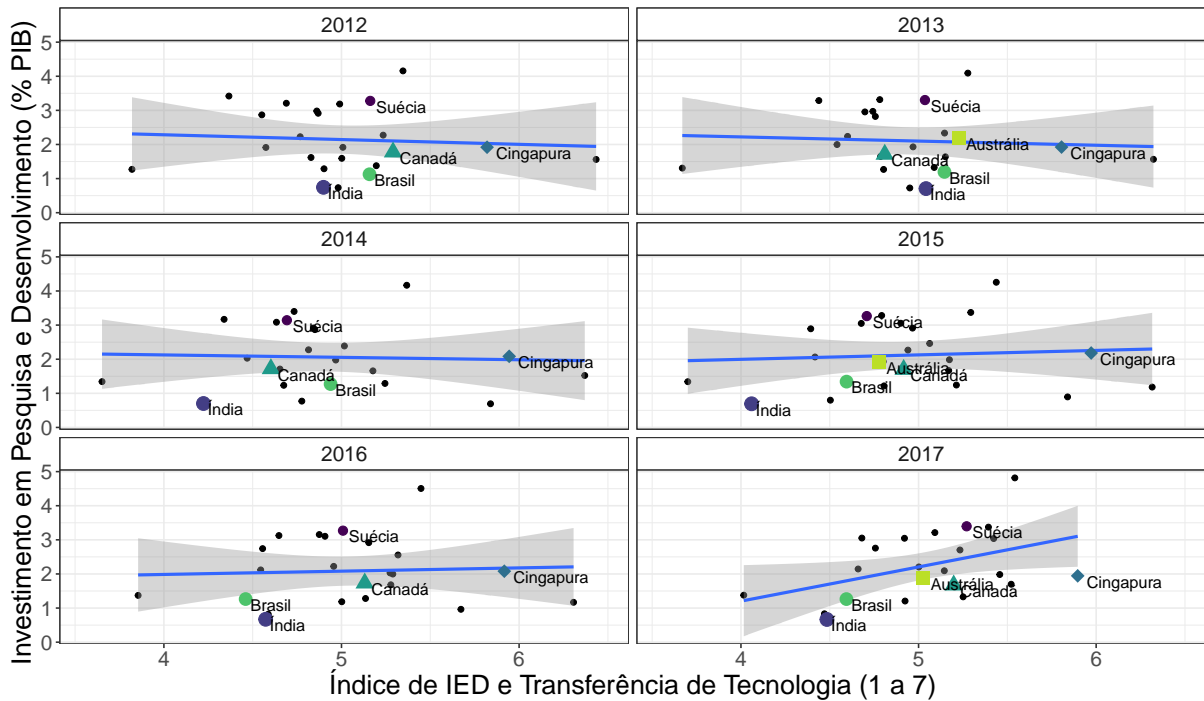


Fonte: Elaboração própria a partir de dados do Banco Mundial (2017).

Por mais contraintuitivo que possa parecer à primeira vista, a Suécia, mesmo com os maiores investimentos em Pesquisa e Desenvolvimento é, dentre esses países, aquele com menor índice ajustado de contratação de inteligência artificial apesar de experimentar um crescimento próximo a 100% durante o período. Por outro lado, Brasil e Índia experimentaram um crescimento muito maior mesmo com os menores níveis de investimento em Pesquisa e Desenvolvimento. As duas tendências aparentemente contraditórias podem estar relacionadas ao baixo custo da mão-de-obra (fator trabalho), principalmente

quando comparado ao investimento em tecnologias desenvolvidas no exterior. Nesse sentido, setores específicos estariam substituindo trabalhadores com maior escolaridade e especialização (mais caros) por tecnologias de inteligência artificial.

Figura 5 – Investimento em pesquisa e desenvolvimento e índice de Investimento Estrangeiro Direto e Transferência de Tecnologia (Países do Relatório do Índice de Inteligência Artificial, 2012-2017)



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do Banco Mundial (2017) (Investimento em Pesquisa) e Fórum Econômico Mundial (2016) (Índice de Investimento Estrangeiro Direto e Transferência de Tecnologia).

Nesse sentido, os investimentos diretos associados à transferência de tecnologia poderiam estar associados a essa mudança. Para observar essa possível relação, foram cruzados dados de investimento pesquisa e desenvolvimento com os de investimento estrangeiro direto e transferência de tecnologia para todos os países analisados pelo *IA Index Report*, conforme Figura 5. De forma geral, nota-se que, para maior parte do período, os seis países com maior emprego de inteligência artificial no mercado de trabalho estão concentrados no centro da distribuição. De outra forma, em uma perspectiva comparada eles estão centralizados na dispersão tanto para o investimento em pesquisa quanto para a transferência de tecnologia. No entanto, nota-se uma separação dos três grupos diferenciados anteriormente nos últimos quadros da figura, especialmente de Brasil e Índia que apresentam valores baixos para ambos os indicadores. Por sua vez, Cingapura apresenta

níveis elevados de investimento estrangeiro direto e transferência de tecnologia mesmo com um nível intermediário de investimento em pesquisa e desenvolvimento.

Certamente existem fatores não observados que influenciam a relação com o nível do emprego de inteligência artificial no mercado de trabalho, como a própria composição desses mercados de trabalho a partir das ocupações, o que altera a influência da adoção dessas tecnologias. Nesse cenário, a hipótese de maior custo da adoção das novas tecnologias em comparação à utilização de trabalho humano ganha maior força. Ela encontra respaldo na literatura acadêmica sobre os efeitos dos processos de robotização, tanto sobre países de forma isolada quanto comparando países com diferentes níveis de desenvolvimento econômico, uma vez que os resultados divergem entre si. Ainda que não trate da inteligência artificial em si, mas de um processo de automação específico, essas análises encontraram efeitos nulos (GRAETZ; MICHAELS, 2018), negativos (BORJAS; FREEMAN, 2019; CARBONERO; ERNST; WEBER, 2018) e positivos (DE BACKER *et al.*, 2018; DAHLIN, 2019; KLENERT; FERNÁNDEZ-MACÍAS; ANTON, 2020), sendo possível dizer que são sensíveis tanto aos contextos quanto as métodos e modelos aplicados.

4.2 Métodos e Dados

Do ponto de vista metodológico, o capítulo parte da abordagem de Tolan *et al.* (2020) que aplicam a taxonomia desenvolvida em Fernández-Macías e Bisello (2020) para desenvolver um Índice de Inteligência Artificial. Para a construção do índice, os autores passaram por três camadas: (1) tarefas, (2) habilidades cognitivas e (3) pesquisa em inteligência artificial. De forma sintética, os autores mapearam 59 tarefas genéricas para 14 habilidades cognitivas e avaliaram uma lista de 328 *benchmarks* de inteligência artificial associadas a essas tarefas para avaliarem o progresso dessas técnicas². Os arquivos para replicação são públicos e disponibilizados por um dos autores³ com os quais foi possível checar que não existem grandes diferenças com outros índices, como de Brynjolfsson, Mitchell e Rock (2018) e de Webb (2019).

Um dos desafios para a utilização do índice para o Brasil, como debatido na subseção 3.2.1, são os diferentes sistemas de classificação de ocupações. O índice possui corres-

² Para uma explicação mais completa do índice, retomar o Capítulo 3.

³ Os arquivos do projeto estão disponíveis em repositório do GitHub

pondências entre a ISCO-88⁴ e a SOC⁵, mas não existe uma correspondência oficial com a CBO-2002⁶. Para a construção de uma tabela de correspondência entre as classificações foram seguidas três etapas: (1) coleta de tabela incompleta entre CBO-2002 e ISCO-88 disponibilizada pelo Ministério da Economia; (2) *webscraping* para capturar correspondências disponibilizadas pelo Ministério da Economia que não estão na primeira tabela; e (3) algoritmos de correspondência de texto em duas etapas a partir da nomenclatura de (a) CBO-2002 e ISCO-88 e (b) CBO-2002 e SOC como *double checking* das correspondências entre CBO-2002 e ISCO-88 ou quando não encontrada correspondência satisfatória.

A partir dessa tabela foi construída uma matriz aplicando o índice de inteligência artificial para a CBO-2002, além da divisão do índice de acordo com o tipo de habilidade cognitiva e uma subdivisão em mais três categorias⁷:

- Habilidades Sociais
 - Emoção e autocontrole (EC)
 - Modelagem mental e interação social (MS)
 - Metacognição e avaliação de confiança (MC)
 - Comunicação (CO)
- Habilidades orientadas a objeto
 - Compreensão e expressão composicional (CE)
 - Planejamento e tomada de decisão e ação sequencial (PD)
 - Processos de memória (PM)
 - Atenção e pesquisa (AP)
 - Conceptualização, aprendizagem e abstração (CA)
 - Raciocínio quantitativo e lógico (RQ)
- Habilidades físicas
 - Interação sensório-motora (IS)
 - Navegação (NV)
 - Processamento visual (PV)
 - Processamento auditivo (PA)

⁴ International Standard Classification of Occupations de 1988 da Organização Internacional do Trabalho (OIT).

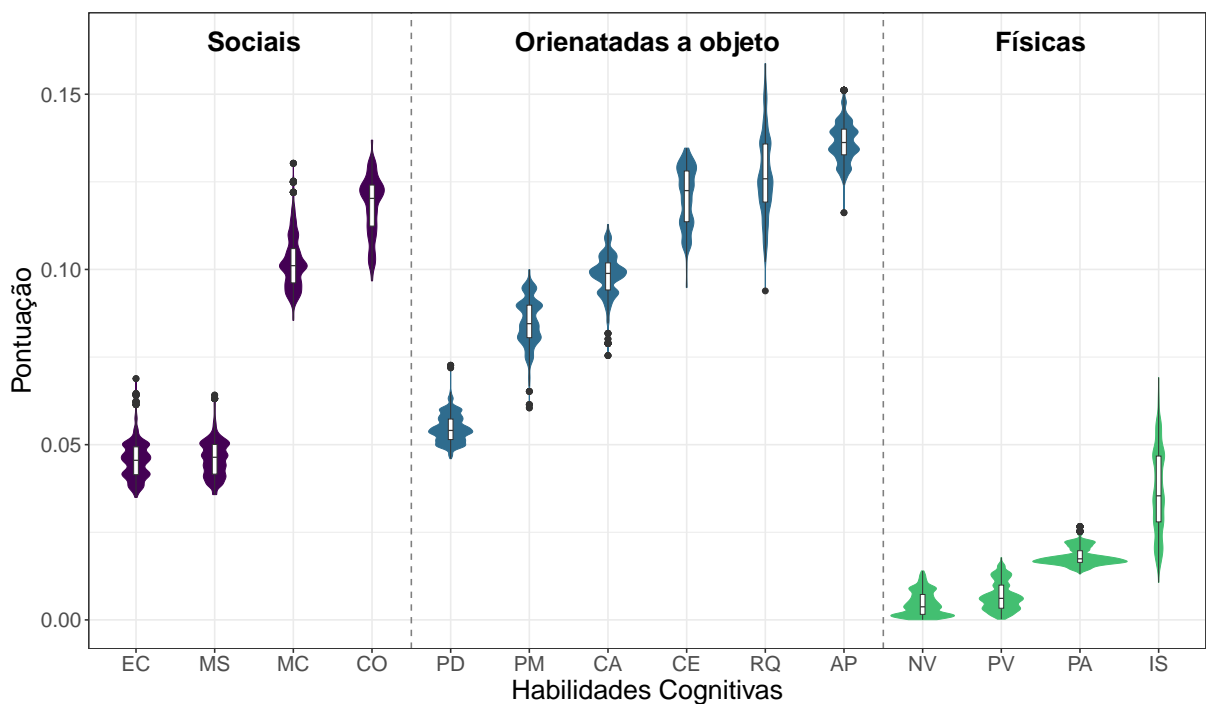
⁵ Standard Occupational Classification do U.S. Bureau of Labor Statistics dos EUA.

⁶ Classificação Brasileira de Ocupações de 2002.

⁷ Para uma explicação mais completa de cada uma das 14 habilidades cognitivas, ver a Seção 3.1

Por fim, para integração dos dados relativos ao mercado de trabalho formal no Brasil, foi integrada uma série da RAIS anualizada que vai de 2008 a 2019, anos para os quais existe o índice de inteligência artificial. A distribuição das pontuações específicas para cada habilidade cognitiva considerando a CBO-2002 é observada na Figura 6. De forma geral, vemos que as habilidades com menor pontuação são aquelas ligadas às habilidades físicas, para as quais existe um menor desenvolvimento de inteligência artificial. Entre as habilidades sociais e as habilidades orientadas a objeto, os maiores valores estão em habilidades mais automatizáveis.

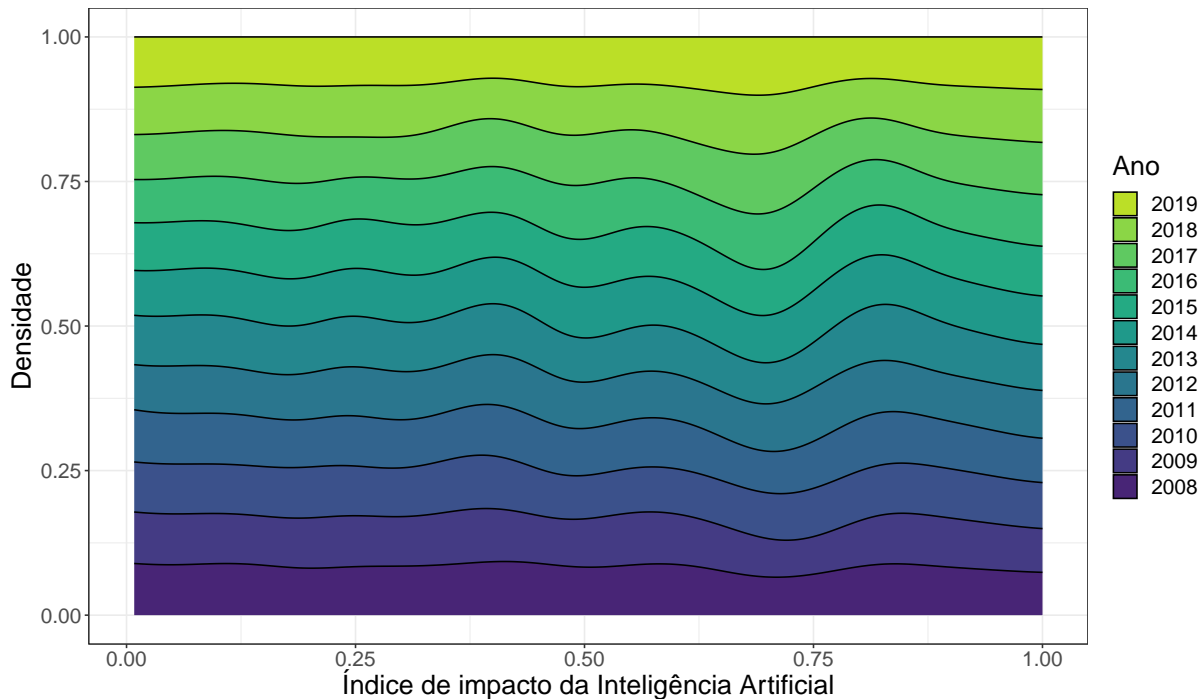
Figura 6 – Pontuação média para as habilidades cognitivas no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)



Fonte: Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

Quando observado a distribuição do índice de inteligência artificial em si para toda a série, dois padrões são observados, conforme a Figura 7. O primeiro é uma distribuição com alguma uniformidade ao longo de todo o índice para cada ano. No entanto, a partir de 2009 nota-se um afunilamento de pontuações média-altas (entre 0.6 e 0.8) em detrimento de um alargamento de pontuações altas (acima de 0.8).

Figura 7 – Distribuição do índice de impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho formal no Brasil (2008-2019)



Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2008-2019).

4.3 Resultados

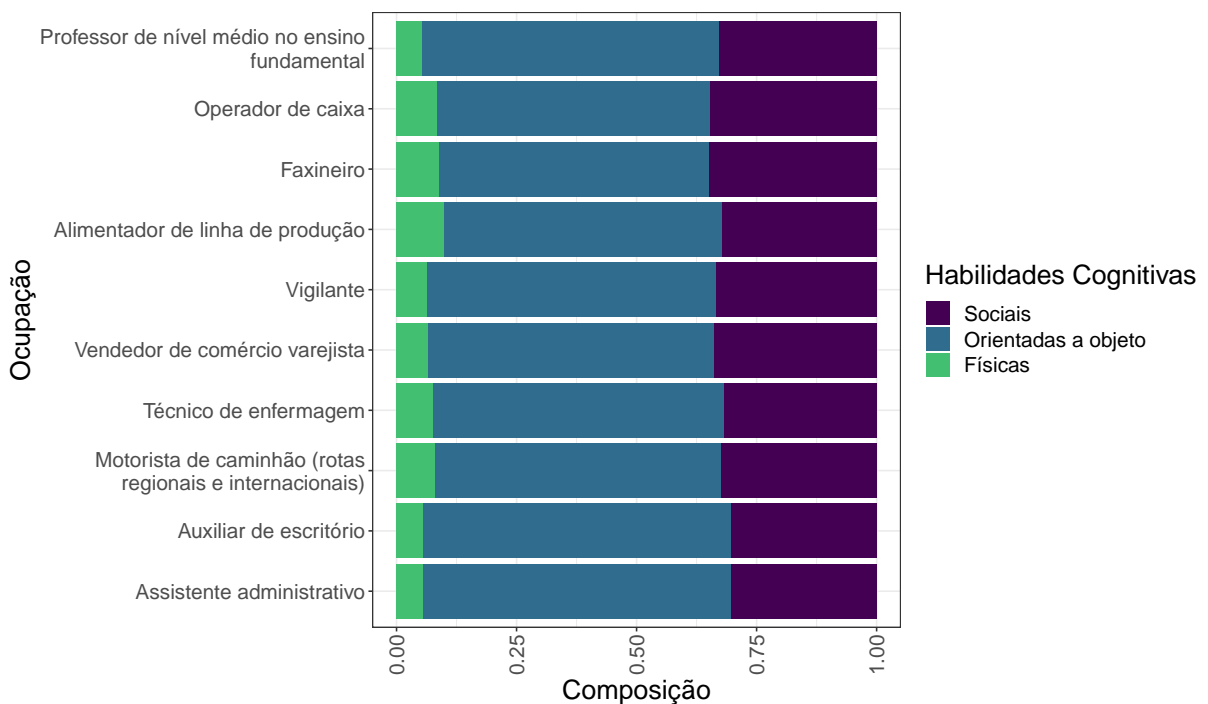
A partir do índice de inteligência artificial de Tolan *et al.* (2020), foi realizada uma análise descritiva de alguns pontos importantes relacionados ao mercado de trabalho formal brasileiro com os microdados da RAIS de 2008 a 2019. Em um primeiro momento foram observadas as ocupações com maior número de pessoas empregadas; em um segundo momento, o inverso, observando as ocupações com maior probabilidade de aplicação de inteligência artificial; por fim, buscou-se entender a relação entre a probabilidade de substituição por inteligência artificial e a distribuição de renda do trabalho. É importante, aqui, destacar que a probabilidade de substituição por inteligência artificial está relacionada a aspectos técnicos, não considerando, por exemplo, o *trade-off* existente entre o custo do trabalho e o custo do capital para a substituição.

O primeiro passo para entender a relação entre o índice de inteligência artificial e as ocupações mais recorrentes em 2019 diz respeito à participação dos grupos de habilidades cognitivas de cada uma das ocupações e é apresentada na Figura 8. Os resultados encontrados vão, de forma geral, ao encontro dos resultados da Figura 6. A participação

das habilidades físicas é minoritária, variando entre, aproximadamente, 5,2 a 10%. Já as habilidades orientadas a objeto são as com maior participação no índice de inteligência artificial para as principais ocupações em 2019, indo de 56,1 a 64%. Por fim, as habilidades sociais também possuem uma participação importante, de 30,3 a 35%.

Aqui são representadas as porcentagens relacionadas aos aspectos substituíveis para cada uma das habilidades cognitivas, de forma que a soma corresponde a 1. De início chamam a atenção a impossibilidade atual de substituição das tarefas relacionadas à Navegação (NV), próxima a zero. Isso é esperado, uma vez que as habilidades de Navegação estão entre aquelas com menor probabilidade de substituição.

Figura 8 – Composição do índice de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas das dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

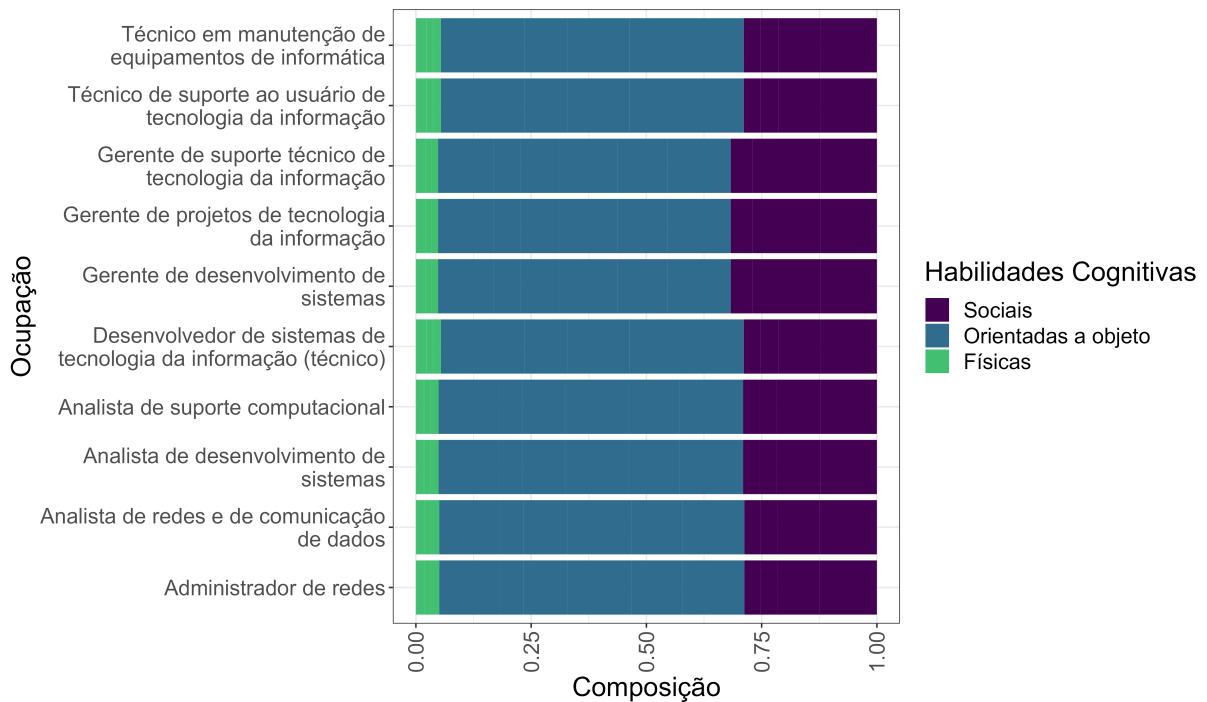


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS 2019.

Dentre as demais habilidades, o comportamento segue próximo ao observado na Figura 6. As ocupações sociais correspondem à aproximadamente 20% da probabilidade de substituição por inteligência artificial para as ocupações quando excluída a Metacognição e avaliação de confiança (MC) que oscila de 10 a 12%. Da mesma forma, as habilidades orientadas a objeto correspondem por cerca de 50% da probabilidade de substituição por inteligência artificial para as ocupações, com destaque para Atenção e pesquisa (AP) e

Conceptualização, aprendizagem e abstração (CA). Por fim, as habilidades físicas possuem participação pequena, com a Interação sensorio-motora (IS) sendo o aspecto mais provável de substituição.

Figura 9 – Composição do índice de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas das dez principais ocupações relacionadas às Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

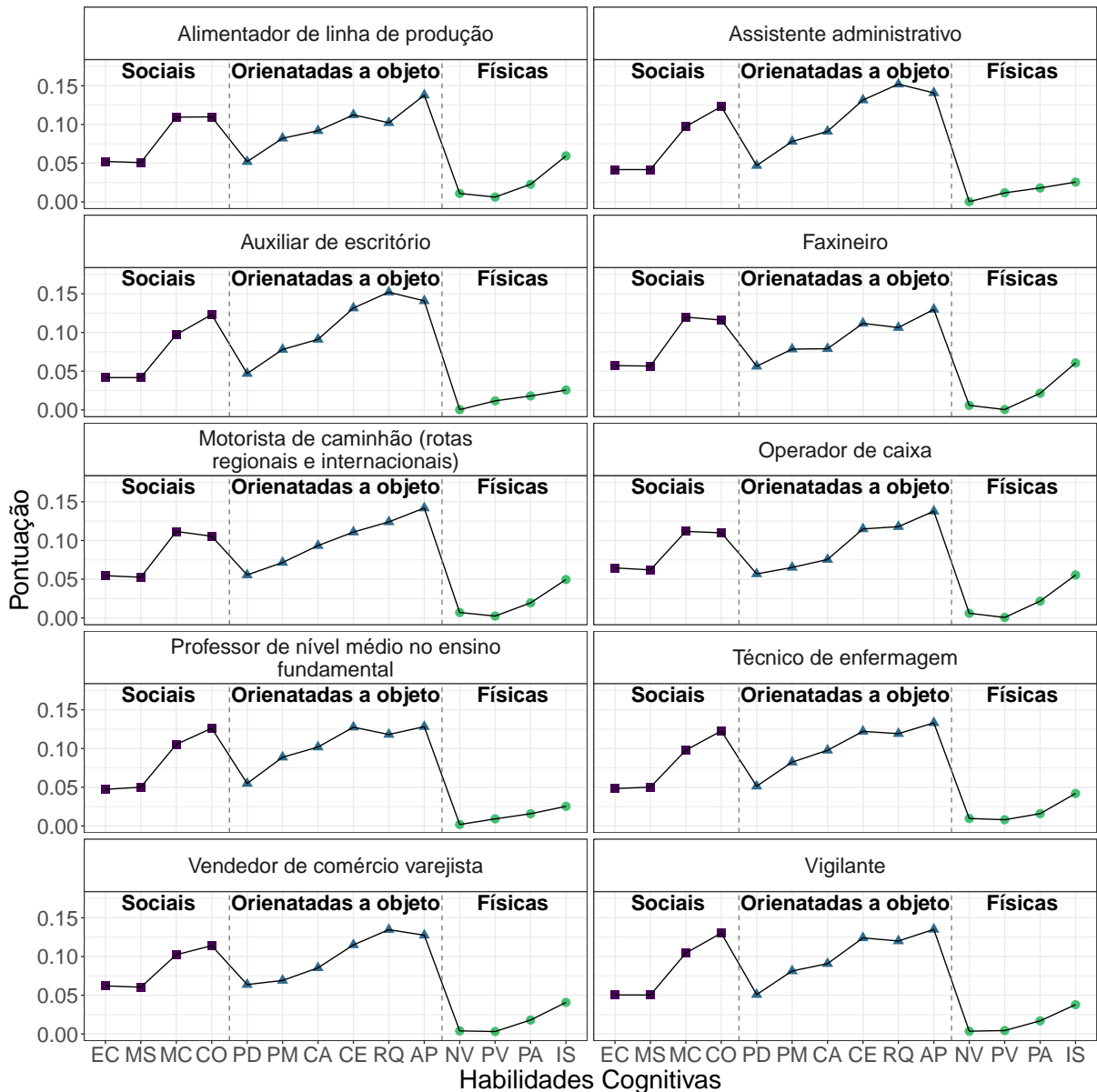


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS 2019.

Comparativamente, quando selecionadas as dez ocupações relacionadas às Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) com maior ocorrência na RAIS 2019⁸, o cenário é um tanto diferente como mostra a Figura 9. A participação das habilidades físicas é ainda menor, enquanto as orientadas a objeto são mais importantes. No primeiro grupo, os maiores índices estão próximos a 5%, enquanto no segundo, variam de 63,5 a 66,1%. Para as habilidades sociais, por sua vez, variam de 28,8 a 31,7%. Sendo as habilidades orientadas a objeto aquelas com maior desenvolvimento de inteligência artificial, surgem indícios de que essas ocupações são mais propensas à substituição por essas tecnologias.

⁸ A seleção de ocupações TIC foi feita a partir da segunda edição do “Guia de Funções de Tecnologia da Informação e Comunicação no Brasil” da Brasscom (Associação das Empresas de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) e de Tecnologias Digitais) lançado em 2017 e disponível em <https://brasscom.org.br/wp-content/uploads/2017/08/brasscom-guia_de_funcoes_de_tic_2a_edicao-2017.pdf>.

Figura 10 – Distribuição do índice de impacto de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas para as dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

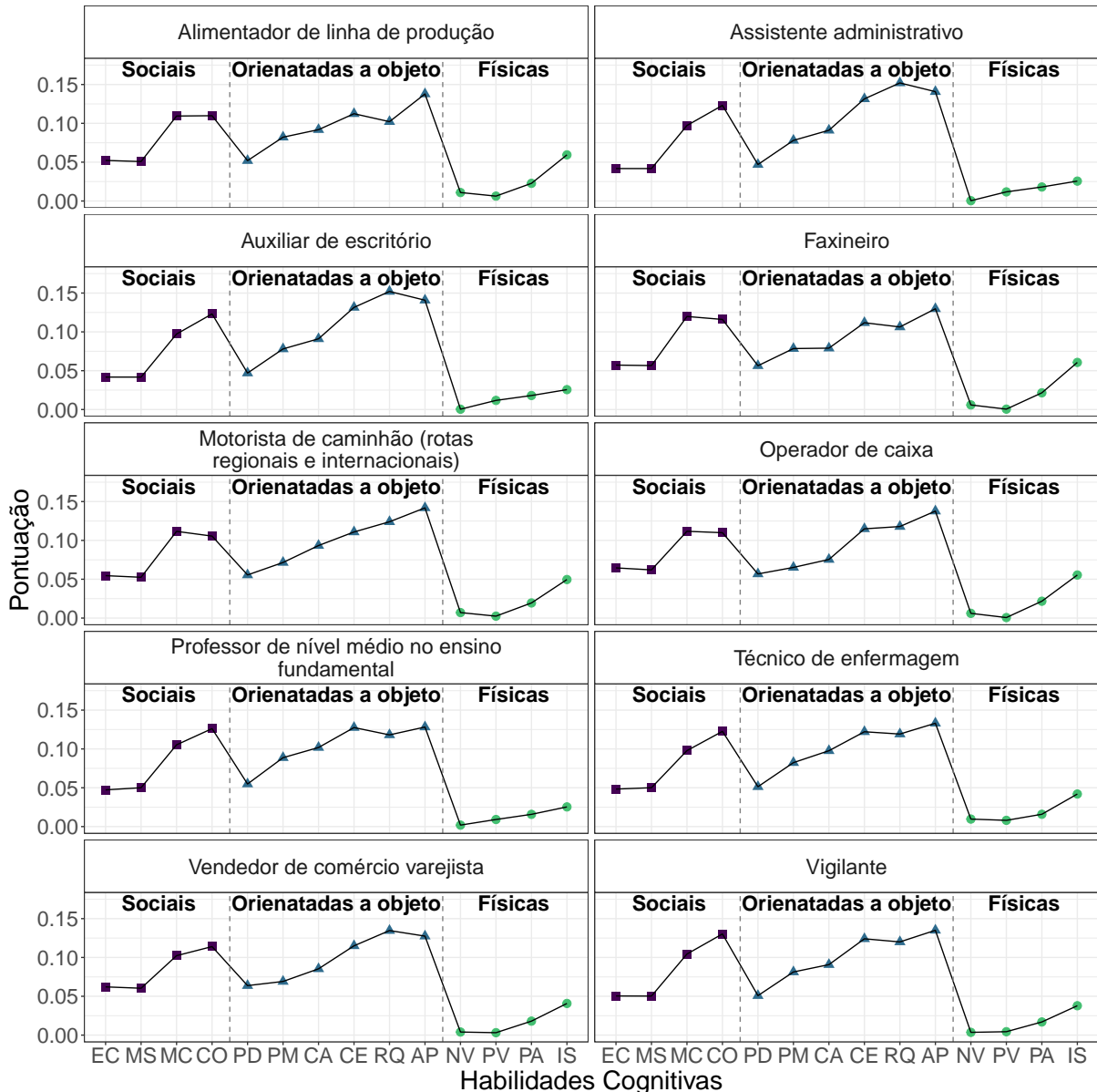


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS 2019.

No entanto, ao observar a composição da probabilidade por habilidade cognitiva oferece um cenário insuficiente para pensar em um possível processo de substituição do trabalho humano por inteligência artificial para essas ocupações. Uma alternativa é apresentada na Figura 10, na qual são especificadas cada uma das habilidades cognitivas para as dez ocupações selecionadas. Parece possível identificar alguns padrões, como uma maior pontuação em Comunicação (CO) para ocupações que necessitam lidar com pessoas de forma mais intensa, como Assistente Administrativo, Auxiliar de escritório, Operador

de Caixa, Professor de nível médio no ensino fundamental, Técnico de Enfermagem e Vendedor de comércio varejista.

Figura 11 – Distribuição do índice de impacto de inteligência artificial por grupo de habilidades cognitivas para as dez principais ocupações de Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC) no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)



Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS 2019.

Da mesma forma, ocupações ligadas a tarefas em que habilidades cognitivas físicas são mais presentes, como Faxineiro e Motorista de caminhão (rotas regionais e internacionais), possuem um componente de Interação sensorio-motora (IS) um pouco mais elevada, assim como vendedores de comércio varejista e Vigilante. Por fim, Assistente Administrativo, Auxiliar de Escritório, Operador de Caixa, Professor de nível médio no

ensino fundamental, Técnico de enfermagem e Vendedor de comércio varejista possuem um componente de habilidades orientadas a objeto mais elevado, especialmente Compreensão e expressão composicional (CE), Raciocínio quantitativo e lógico (RQ) e Atenção e pesquisa (AP). Tais pontuações indicam que existe, de forma clara, uma relação entre o que se espera das tarefas nessas ocupações e a composição do índice de inteligência artificial.

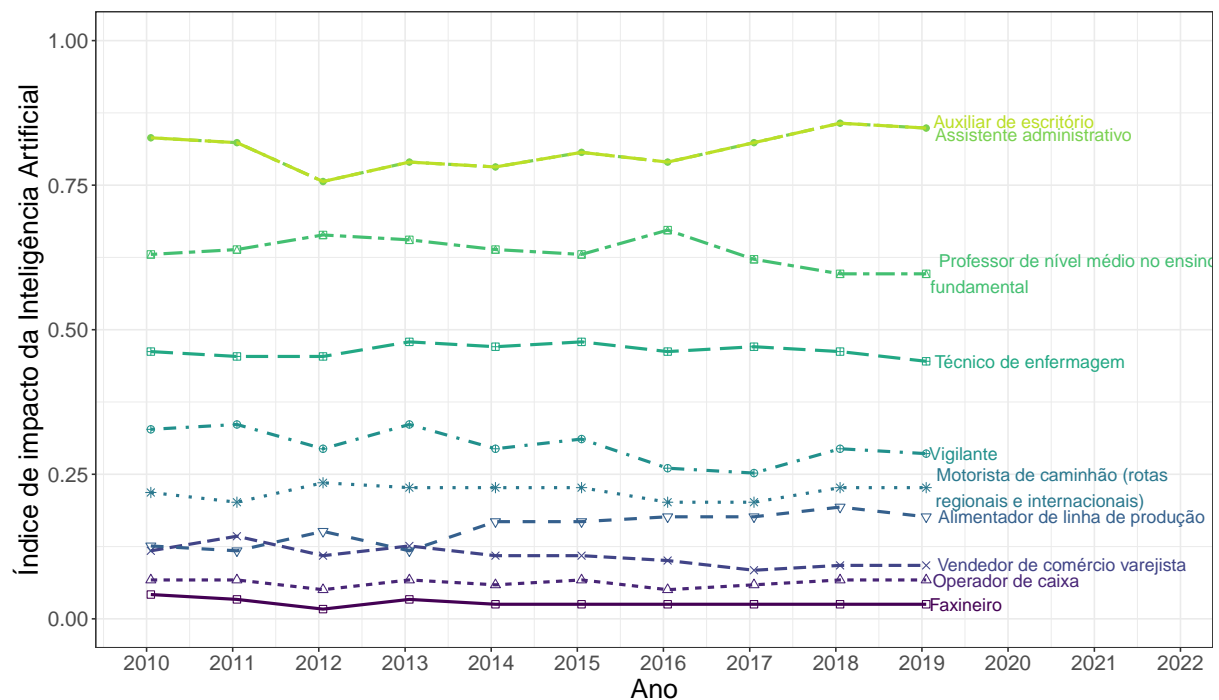
Já na Figura 11, a composição do índice para as principais ocupações TIC seguem para outra direção. As habilidades físicas estão sempre em patamares abaixo dos padrões observados para as ocupações com maior número de vínculos na RAIS 2019. Especificamente, a Interação sensório-motora (IS) que se destacava como importante para as ocupações da Figura 10, possui baixa influência na composição do índice para as ocupações TIC. Por outro lado, as habilidades sociais das ocupações TIC ficam um pouco abaixo em Emoção e autocontrole (EC) e Modelagem mental e interação social (MS), mas que já possuíam baixos valores no grupo geral, enquanto a Comunicação (CO) está sempre com valores mais elevados. No entanto, como esperado, os valores associados às habilidades orientadas a objeto são aquelas com valores mais altos de forma consistente, mas especialmente Compreensão e expressão composicional (CE), Processos de memória (PM), Conceptualização, aprendizagem e abstração (CA).

Agora que foram apresentadas as composições dos índices para cada uma das ocupações mais comuns de forma geral e nas ocupações TIC para a RAIS 2019 é possível dar um segundo passo. Após confirmar que os indicadores representam de forma satisfatória as tarefas desempenhadas pelas ocupações, espera-se que as probabilidades de substituição pela inteligência artificial também apresentem alguma correspondência. Como a inteligência artificial também tem na capacidade de desempenhar tarefas cognitivas, diferentemente dos robôs tradicionais focados apenas em tarefas rotineiras, espera-se que os maiores índices estejam relacionados às ocupações com maior participação de habilidades sociais e orientadas a objetos. Outro fator que leva a essa suposição é o menor nível de desenvolvimento de inteligências artificiais com habilidades físicas, como carregar objetos ou identificando espaços e rotas.

A Figura 12 apresenta a série do índice de inteligência artificial para as dez ocupações mais comuns entre 2010 e 2019. Nela, duas das ocupações possuem um índice baixo (menor ou igual a 0.2) durante toda a série, faxineiro e vendedor de comércio varejista. Para a primeira é clara a relação das tarefas com habilidades ligadas às habilidades físicas

menos desenvolvidas em termos de inteligência artificial. Já vendedores de comércio varejista possuem um componente de interação com pessoas muito importante, mas, também, necessitam de habilidades físicas. Por exemplo, seria necessário o desenvolvimento de inteligência artificial capaz de interagir com clientes, identificar os produtos que procuram, buscar nos estoques e processar os pagamentos. Para algumas das tarefas é possível pensar em tecnologias existentes, mas para outras não.

Figura 12 – Índice de impacto de inteligência artificial para as dez principais ocupações o mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

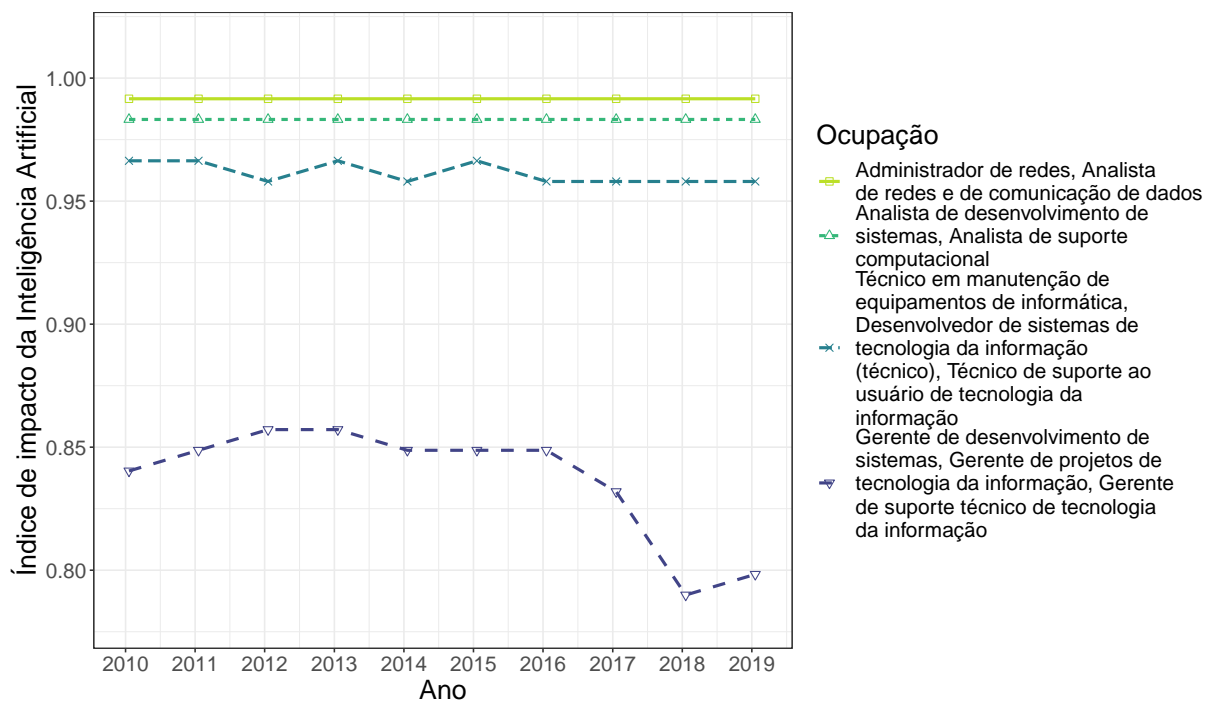


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

Já alimentadores de linha de produção, vigilantes e motoristas de caminhão possuem um claro componente de habilidades físicas, ficando como probabilidade média-baixa (acima de 0.2 até 0.4). Além disso, alimentadores de linha de produção estão mais associados a processos de robotização tradicional. Operadores de caixa e técnicos de enfermagem estão classificados majoritariamente como de probabilidade média (acima de 0.4 até 0.6). As três ocupações possuem tarefas que estão associadas a habilidades físicas, mas em menor intensidade quando comparadas às anteriores, mas, por outro lado, possuem componentes de habilidades sociais e orientadas a objetos consideráveis. Professores de nível médio no ensino fundamental possuem uma probabilidade média-alta (acima de 0.6 até 0.8), com componentes de habilidades sociais e orientadas a objeto elevadas. Pode-se

pensar que, assim como técnicos de enfermagem, é uma ocupação que lida com serviços direcionados a pessoas e pode sofrer alterações em suas tarefas no futuro, não ocorrendo o efeito substituição, mas o complementaridade. Ao necessitar de maior especialização para complementar as tarefas da inteligência artificial, é possível imaginar cenário de redução na demanda por esses profissionais de menor nível escolar. Por fim, auxiliares de escritório e assistentes administrativos realizam tarefas para as quais já é possível identificar inteligência artificial e são ocupações majoritariamente ligadas a habilidades cognitivas sociais e, especialmente, orientadas a objeto.

Figura 13 – Índice de impacto de inteligência artificial para as dez principais ocupações TIC no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

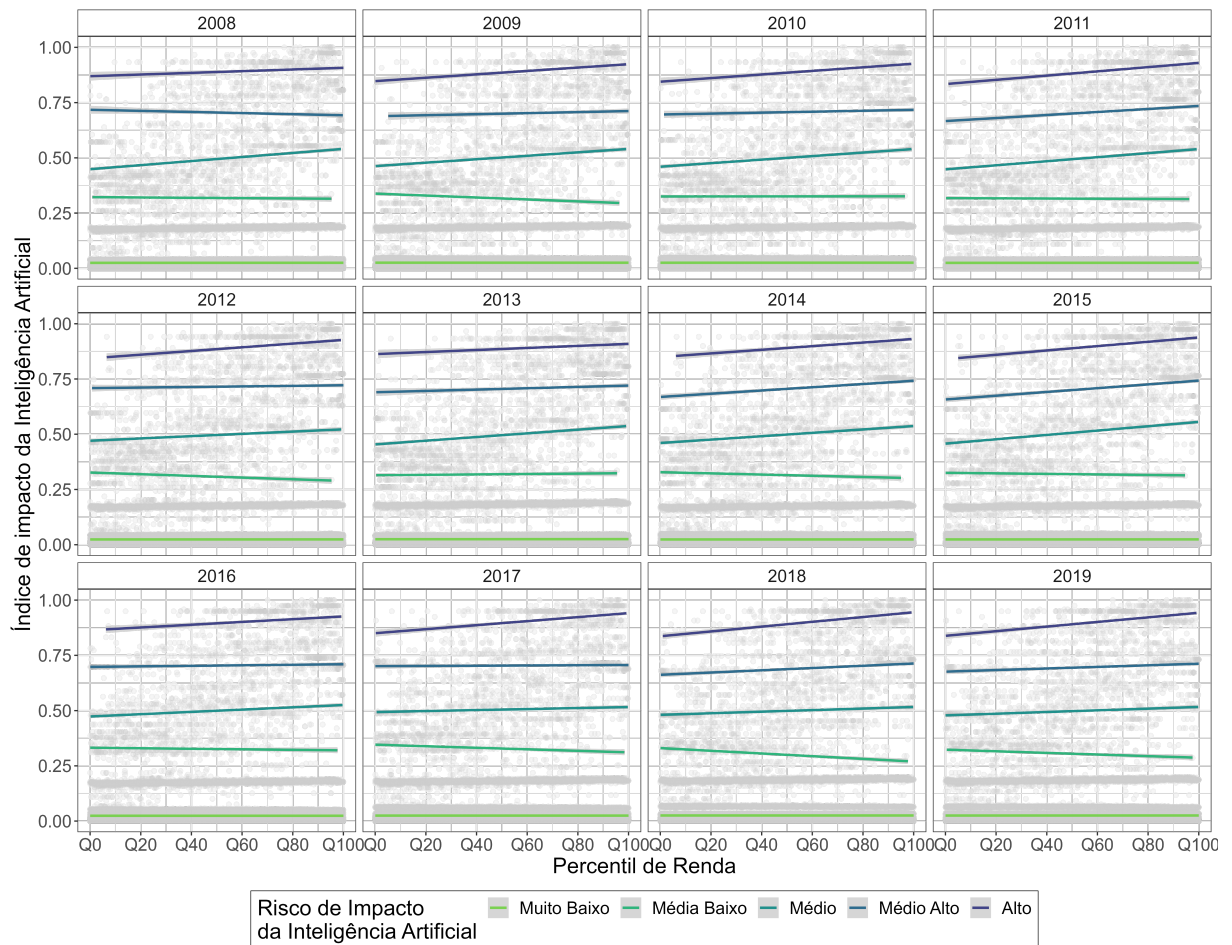


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

As expectativas quanto aos índices de inteligência artificial para as principais ocupações TIC, em decorrência da composição dos índices possuírem componentes orientadas a objeto relevantes, são confirmadas pela Figura 13. As ocupações mais operacionais, como Administrador de redes, Analista de redes e de comunicação de dados, Analista de desenvolvimento de sistemas e Analista de suporte computacional possuem valores próximos a 1 durante toda a série, sendo ocupações altamente ameaçadas pela inteligência artificial. Apesar de possuírem alguma variação ao longo da série, ocupações técnicas, como Desenvolvedor de sistemas de tecnologia da informação (técnico) e Técnico de suporte

ao usuário da tecnologia da informação, também possuem índices sempre superiores a 0,95. Por fim, ainda que os índices dos cargos de gerência em TIC estejam em patamares elevados durante toda a série, ficam bastante abaixo das operacionais, principalmente nos últimos anos da série.

Figura 14 – Correlação entre os percentis de renda e o índice de impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho formal no Brasil por nível de risco (2008-2019)



Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2008-2019).

Feitas as verificações a partir das ocupações mais comuns na RAIS 2019, o próximo passo é identificar se existe algum tipo de relação entre os valores do índice de inteligência artificial e a distribuição de renda. Para isso, foi utilizada a classificação da probabilidade de substituição por inteligência artificial nas cinco categorias já mencionadas: baixa, média-baixa, média, média-alta e alta. A partir disso, foi observado se existe alguma correlação entre essa probabilidade e a posição da renda média na distribuição de renda do trabalho na RAIS para a série de 2008 a 2019.

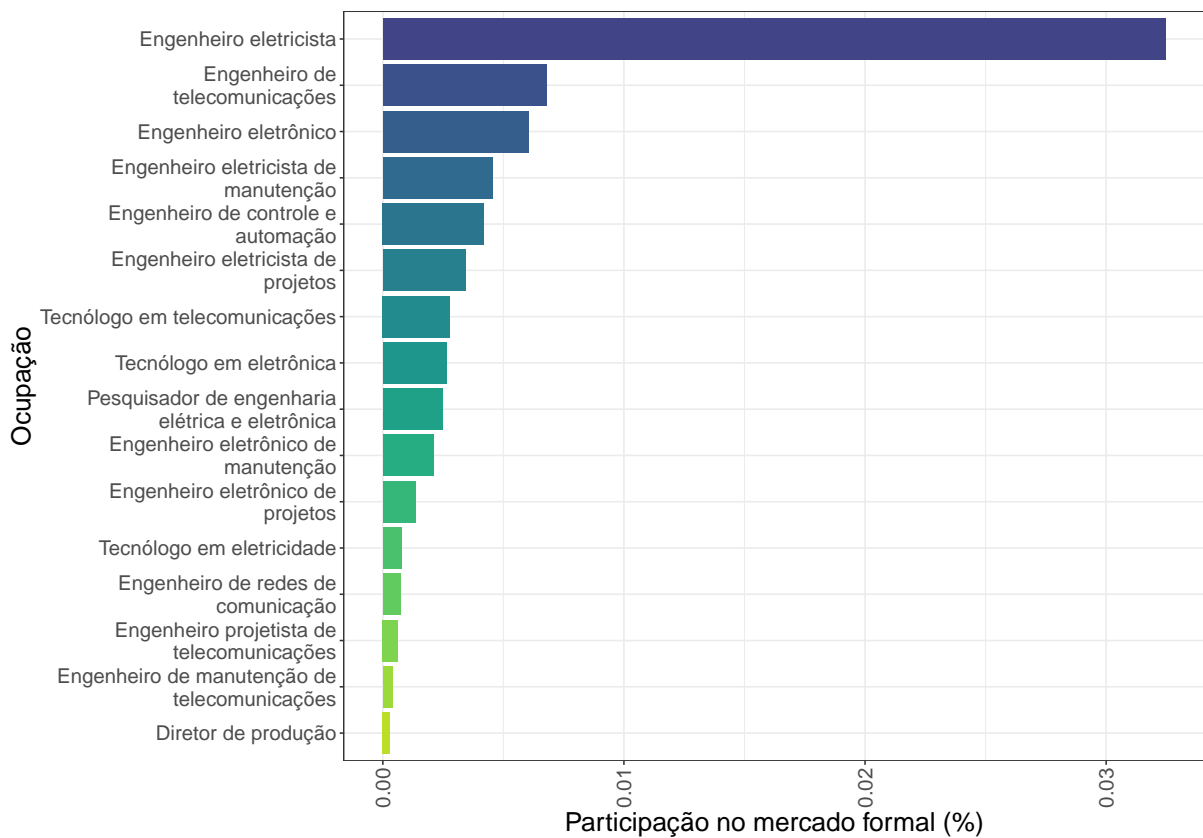
A opção pela posição na distribuição de renda e não pela renda nominal se dá por um fator estatístico. Como a distribuição de renda do trabalho no Brasil é bastante concentrada em seu início e assimétrica no sentido do topo da distribuição com valores elevados, a variância tende a gerar ruídos e distorções na análise. Para minimizar esse problema poder-se-ia optar por alternativas, como a transformação da renda em logaritmos. No entanto, a posição da renda média na distribuição é muito mais compreensível e de fácil interpretação.

Da mesma forma, optou-se por segmentar a probabilidade de substituição por inteligência artificial em cinco níveis e não calcular a correlação para toda a distribuição. Como é possível observar na Figura 14, a maior parte das ocupações está concentrada na categoria “baixa” probabilidade e distribuída por todo o eixo de renda. Quando observadas as demais categorias, é possível identificar padrões específicos para o comportamento, como, por exemplo, o crescimento da concentração de pontos no topo da distribuição de renda à medida que o índice de inteligência artificial se eleva, mesmo que não ocorra de forma uniforme ao longo da série.

Os resultados apresentados na Figura 14 mostram, justamente, que para a categoria “baixa” não existe nenhuma correlação entre as duas variáveis. Por sua vez, a categoria “média-baixa” possui uma inclinação negativa por quase toda a série, ainda que moderada. A categoria “média” possui uma relação positiva por todo o período de 2008 a 2015, mas, no entanto, ela perde efeito a partir de 2016. Isso pode estar associado a (1) processos de polarização do mercado de trabalho e, principalmente, (2) mudanças do mercado de trabalho ocasionadas pela crise econômica que levou à eliminação de postos de trabalho de qualificação intermediária (MACIENTE; RAUEN; KUBOTA, 2019). A categoria “média-alta” oscila bastante ao longo da série, sendo negativa no início da série, se tornando positiva com pico em 2015, mas perdendo efeito assim como ocorre para a categoria “média”. Por fim, as ocupações que pertencem à categoria “alta” possuem uma relação positiva ao longo de toda a série, o que é esperado uma vez que são aquelas associadas a uma maior especialização.

Essa tendência de maior especialização fica ainda mais evidente na Figura 15. Ela apresenta todas as ocupações com índice de inteligência artificial acima de 0.99 em 2019, ou seja, bem próximos a seu valor máximo. São ocupações que exigem especialização e formação superior, sendo tecnólogo o nível educacional mais baixo dentre elas. Outro ponto que indica essa necessidade de especialização é a baixa presença dessas ocupações

Figura 15 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as ocupações com Índice de Inteligência artificial acima de 0.99 (2019)

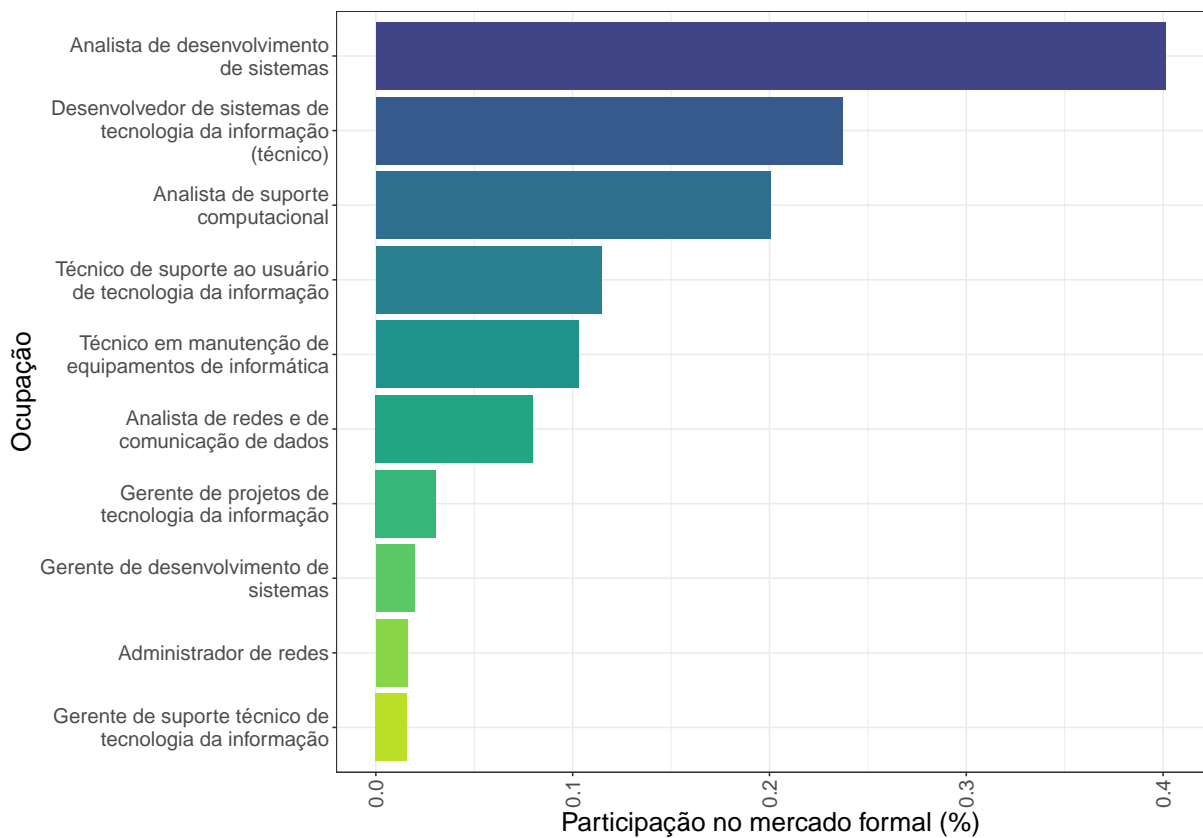


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

dentro do mercado formal brasileiro. Ao mesmo tempo, chama a atenção a presença de ocupações relacionadas a infraestrutura e manutenção, seja residencial ou industrial, o que pode indicar que são setores com risco mais alto de substituição das ocupações existentes.

Chama a atenção, no entanto, a participação do mercado de trabalho formal das dez principais ocupações TIC. Como visto, são ocupações com índices que também são bastante elevados, mas sua participação é bastante superior àquelas observadas na Figura 15. Enquanto nela todas as ocupações estavam abaixo de 0,01% exceto por Engenheiro eletricista que está pouco acima de 0,03%, todos patamares muito baixos. Estas dezoito ocupações totalizavam 0,07% do mercado trabalho formal brasileiro em 2019, correspondendo a aproximadamente 33 mil trabalhadores. Como mostra a Figura 16, as ocupações do setor TIC compõem uma parcela muito mais significativa do mercado de trabalho formal, com as três principais ocupações entre 0,2 e 0,4%. Estas dez ocupações correspondem a 1,22% do mercado de trabalho formal em 2019 ou aproximadamente 572 mil trabalhadores. Por mais que sejam de alto risco em relação à inteligência artificial, cor-

Figura 16 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as dez principais ocupações TIC no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)

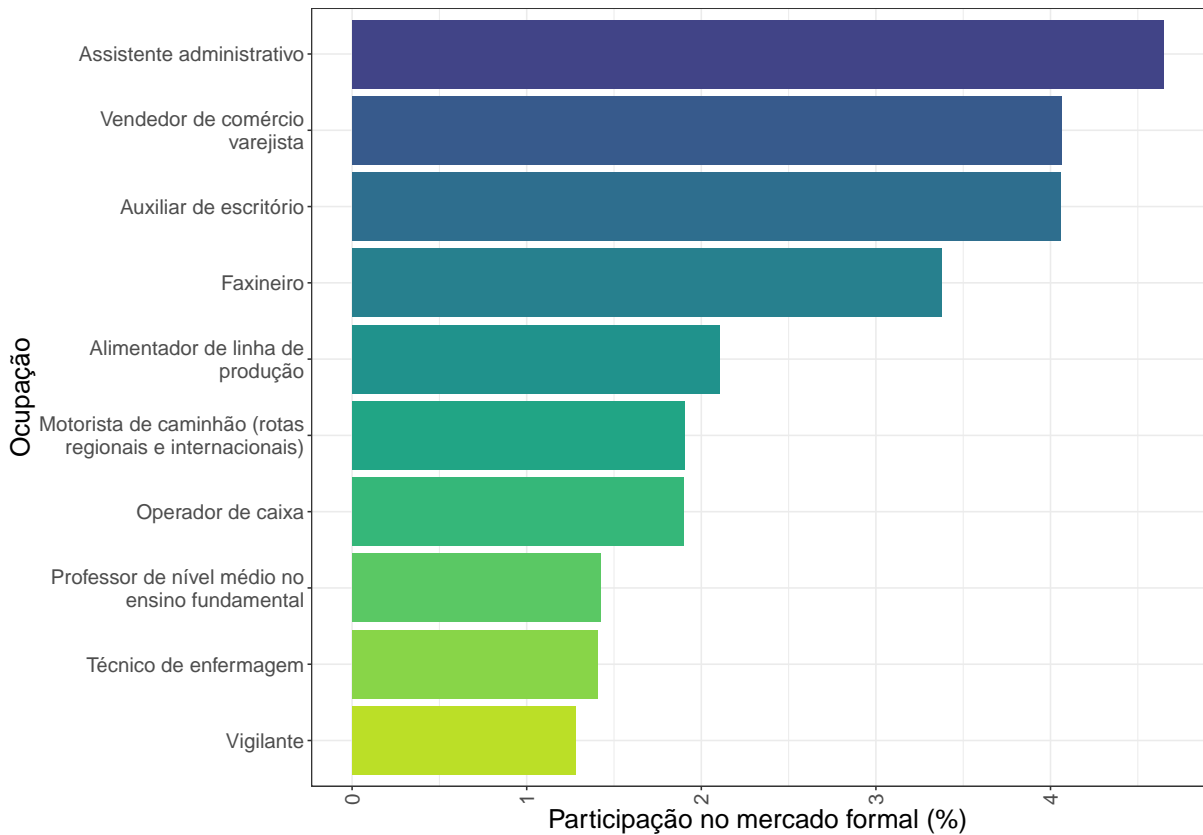


Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

respondem a 1,3% do mercado de trabalho formal em 2019 ou 600 mil trabalhadores. A principal questão aqui está relacionada a associada a uma parcela com maior especialização e expectativa de maior renda ameaçada pela incorporação da IA no trabalho. Essas ocupações deixariam de existir ou mudariam o tipo de tarefa e habilidades necessárias para sua execução? Por agora, seriam somente palpites pouco informados.

No entanto, essa discussão é importante para colocar em perspectiva frente a ocupações que sofrem menor risco pela inteligência artificial, notadamente as dez mais comuns na RAIS de 2019. Como é possível observar na Figura 17, os níveis agora são muito superiores aos observados nos grupos de maior especialização técnica e escolaridade vistos anteriormente, indo de 1,3 a 4,6%. De outra forma, a décima ocupação mais recorrente no mercado de trabalho formal corresponderia a aproximadamente todas as vinte e oito ocupações analisadas anteriormente. Colocando de forma ainda mais clara, essas dez ocupações representam mais de 26% do mercado de trabalho formal ou 12,3 milhões de trabalhadores. Isso vai ao encontro da hipótese de que a inteligência artificial tende a

Figura 17 – Participação no mercado de trabalho formal brasileiro para as dez principais ocupações no mercado de trabalho formal brasileiro (2019)



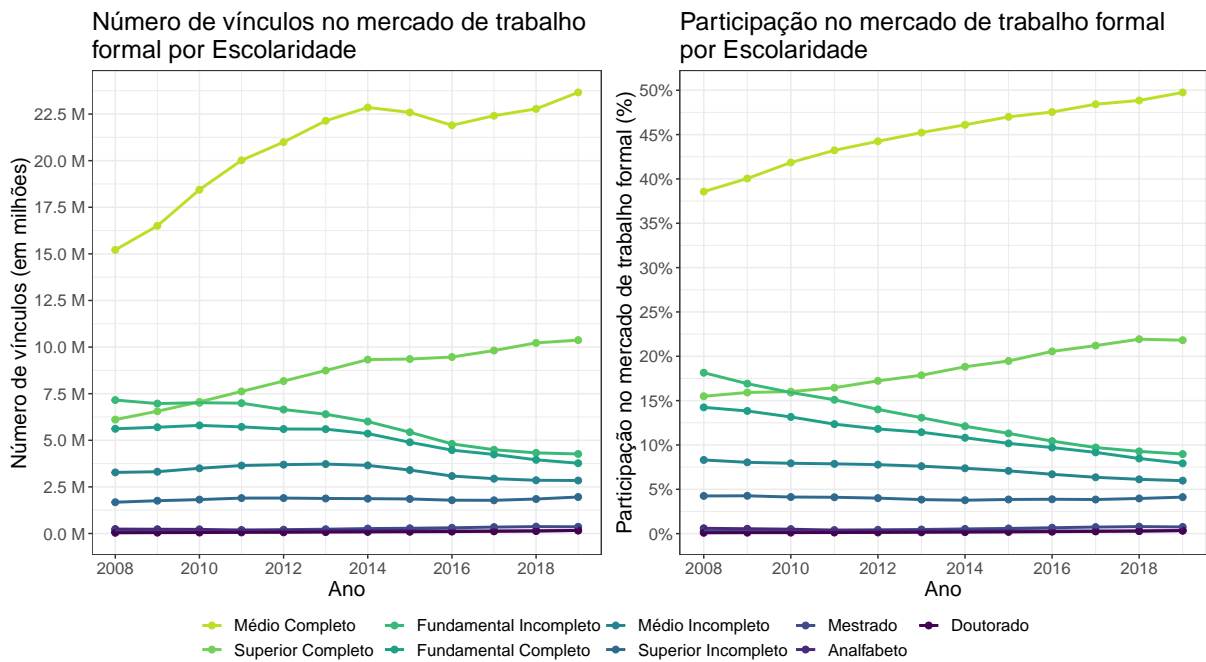
Fonte: Elaboração própria a partir de Tolan *et al.* (2020) e microdados da RAIS (2019).

afetar a desigualdade especialmente pelo topo da distribuição de renda, onde estão as ocupações mais especializadas e escolarizadas, em decorrência de ganhos concentrados especialmente de uma parcela pequena destes ou de outros grupos, enquanto a maior parte dos trabalhadores está em ocupações menos qualificadas.

Considerando essa tendência de maior impacto quanto maiores especialização e escolaridade, qual seriam as expectativas para as projeções sobre o impacto do desenvolvimento da Inteligência Artificial sobre o mercado de trabalho formal brasileiro? A partir do maior impacto do índice de inteligência artificial sobre ocupações mais especializadas, a observação da escolaridade na composição do mercado de trabalho formal brasileiro durante o período é um aspecto importante.

Conforme a figura 18, o mercado de trabalho formal no Brasil é predominantemente formado por trabalhadores com Ensino Médio Completo. Durante o período observado, o aumento de vínculos de trabalhadores com Ensino Médio Completo saltou de pouco mais de 15.2 milhões para mais de 23.6 milhões, proporcionalmente saindo de 38.5%

Figura 18 – Distribuição da escolaridade no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2019)



para quase 50%. Profissionais com Ensino Superior Completo também passaram por um salto considerável, saindo de 6.1 para 10.3 milhões de vínculos, um salto na composição proporcional de 15.5% para 21.2%. Por outro lado, contratações de profissionais com Ensino Fundamental Completo ou Incompleto despencaram durante a série com uma tendência mais acentuada após 2014 com a deflagração da crise econômica. Nesse período, o número de vínculos com profissionais de Ensino Superior Incompleto também passou por uma queda. Por sua vez, trabalhadores altamente qualificados (mestrado e doutorado) ou com nenhuma qualificação (analfabetos) sempre foram uma parcela muito pequena do mercado de trabalho formal por razões distintas.

A partir disso, duas hipóteses principais podem ser especuladas. A primeira é que as ocupações de menor escolaridade foram aquelas que sofreram um maior impacto da crise econômica pós-2014 (MANNI; MENEZES FILHO; KOMATSU, 2017). Mesmo os vínculos com Ensino Médio completo, majoritários no mercado de trabalho formal brasileiro, passaram por uma queda após 2014 se recuperando a partir de 2017 – o que não se observa para os outros níveis de escolaridade abaixo do Ensino Superior Completo. Esses trabalhadores migrariam para o mercado informal no qual se tornam mais vulneráveis aos impactos da crise e com maior dificuldade de recuperação dos rendimentos durante

o período. Isso vai ao encontro do que fora observado por Lameiras e Vasconcelos (2018) sobre a composição do mercado de trabalho a partir dos dados da PNAD Contínua durante o período de crise. No entanto, também observam que uma parcela considerável da população com ensino superior completo não exerce ocupações compatíveis com a sua escolaridade.

Por outro lado, e mais importante para a investigação relacionada aos impactos da inteligência artificial sobre o mercado de trabalho formal, o crescimento dos vínculos em ocupações com maior qualificação e, conseqüentemente, maiores ocupações com maiores valores no índice de inteligência artificial.

4.4 *O que é possível dizer?*

Sendo o Brasil um dos países que mais tem ampliado a utilização de inteligência artificial no mercado de trabalho, é necessário pensar nos impactos de médio e longo prazo. Um primeiro passo é entender a composição e a exposição do mercado de trabalho formal no Brasil e os riscos que o emprego da inteligência artificial traz para os postos de trabalho. O capítulo buscou explorar alguns pontos ao analisar os microdados da RAIS entre 2008 e 2019 incorporando o índice de impacto de inteligência artificial desenvolvido por Tolan *et al.* (2020).

De forma geral, os resultados corroboram as expectativas. Primeiramente, ocupações com maior qualificação e especialização são mais suscetíveis à inteligência artificial. Essa é uma novidade quando comparada aos processos de automação de ocupações anteriores, focadas em ocupações de média qualificação. Além disso, a hipótese apresentada encontra algum respaldo nos dados. Quando observada a relação entre o índice de inteligência artificial e a distribuição de renda, ela aparece somente nos grupos de maior risco. Como a renda do trabalho no Brasil está concentrada na base da distribuição, o custo do trabalho é reduzido mesmo para muitas ocupações que estão em posições elevadas da distribuição de renda. Mais importante, quando a probabilidade de substituição é baixa, o custo do trabalho tende a ser menor do que o custo do capital, não gerando incentivos para a substituição. Por outro lado, dentre as ocupações com maior recorrência na RAIS 2019, apenas duas figuram entre aquela com probabilidade alta de substituição e, ainda que correspondam a aproximadamente a 4,09 milhões de trabalhadores, não estão

próximas do topo da distribuição das remunerações. Muito disso está relacionado com a própria estrutura do mercado de trabalho brasileiro, dominado por ocupações de baixa qualificação e especialização.

5 O que esperar para o mercado de trabalho e a desigualdade de renda do trabalho?

No capítulo final da tese serão apresentados os resultados dos modelos preditivos relacionados ao impacto da Inteligência Artificial no mercado de trabalho formal brasileiro. Os dados da série da RAIS anualizados foram agrupados por CBO-2002 em cada município utilizando o pacote para R *basedosdados* com informações sobre número de vínculos e média do salário, além da incorporação do índice de impacto de inteligência artificial.

Quando se fala no impacto da inteligência artificial no mercado de trabalho formal, de forma ampla, está relacionado ao número total de vínculos durante a série. Já quanto à desigualdade de renda do trabalho, o caminho seguido é da predição do valor médio da renda média por CBO-2002 em cada um dos municípios ponderado pelo respectivo número de vínculos. Nesse processo, contudo, a ordem de estimação das predições passa por (1) índice de impacto de inteligência artificial para cada CBO-2002; (2) remuneração média para cada CBO-2002 incorporando as diferenças entre os municípios; (3) predição do número de vínculos considerando a CBO-2002 em cada município; e (4) estimação do índice de Gini a partir de (2) e (3).

Assim, o capítulo está dividido em quatro seções. Na primeira são resumidos os procedimentos realizados para as predições. Na segunda, são apresentados os resultados da predição do número de vínculos formais para uma série que vai de 2020 a 2035. Já na terceira seção são apresentados os resultados relativos à predição do nível de desigualdade de renda do trabalho. Por fim, encerrando o capítulo, são feitas algumas considerações e conclusões.

5.1 Predições de série temporal

As predições foram realizadas a partir de duas abordagens distintas. A primeira foi a um Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA)¹. Em sua aplicação foram utilizados os pacotes *tsibble* (WANG *et al.*, 2021) e *fable* (O'HARA-WILD; HYNDMAN; WANG, 2021) para R. Os dados foram preparados como um objeto *tsibble* (série temporal para o *tydir*) e, utilizando os algoritmos do *fable*, as predições foram realizadas selecionando os modelos com menor Critério Bayesiano de Schwarz (BIC) seguindo Hyndman e Athanasopoulos (2021) para as séries temporais múltiplas. Estes modelos fo-

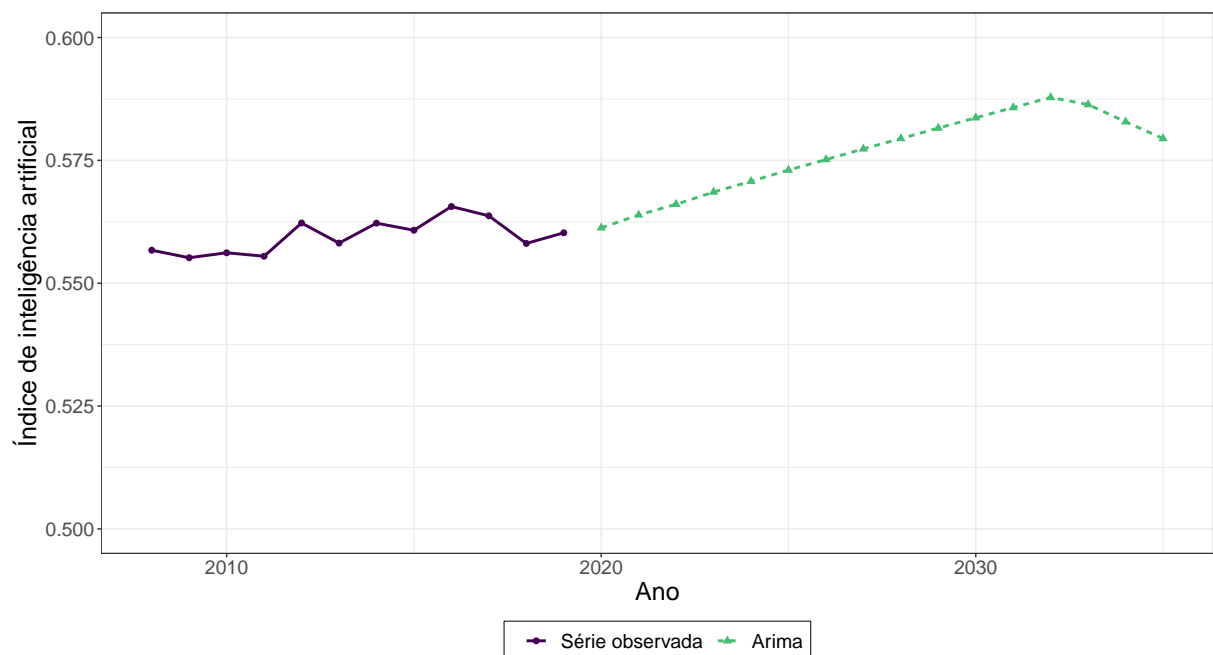
¹ Para uma explicação detalhada sobre ARIMA, ver a Seção 3.3.2.

ram utilizados para predição, entre 2020 e 2035, de (1) índice de impacto de inteligência artificial; (2) médias salariais por CBO-2002 em cada município; e (3) número de vínculos por CBO-2002 em cada município.

Também foi utilizada uma abordagem alternativa para a predição de dados sobre o número de vínculos por CBO-2002 em cada município brasileiro para o período de 2020 a 2035, o “random forest”. Trata-se de um algoritmo baseado em múltiplas árvores de classificação, sendo que para estimação de um novo objeto é necessário colocar o valor de entrada em cada uma das árvores. Cada uma dessas árvores retorna uma estimação e cada uma delas “vota” para aquele resultado. No fim, a “floresta” opta pela classificação com maior número de votos entre todas suas árvores². Do ponto de vista da aplicação, foi utilizado o algoritmo de *machine learning* “Random Forest” de Breiman e Clutler para regressão utilizando o pacote *randomforest* para R (LIAW; WIENER, 2002).

Aqui, para os valores de entrada do índice de impacto de inteligência artificial serão utilizadas as predições obtidas por meio do modelo ARIMA.

Figura 19 – Valor médio do índice de impacto de inteligência artificial (2008-2035)



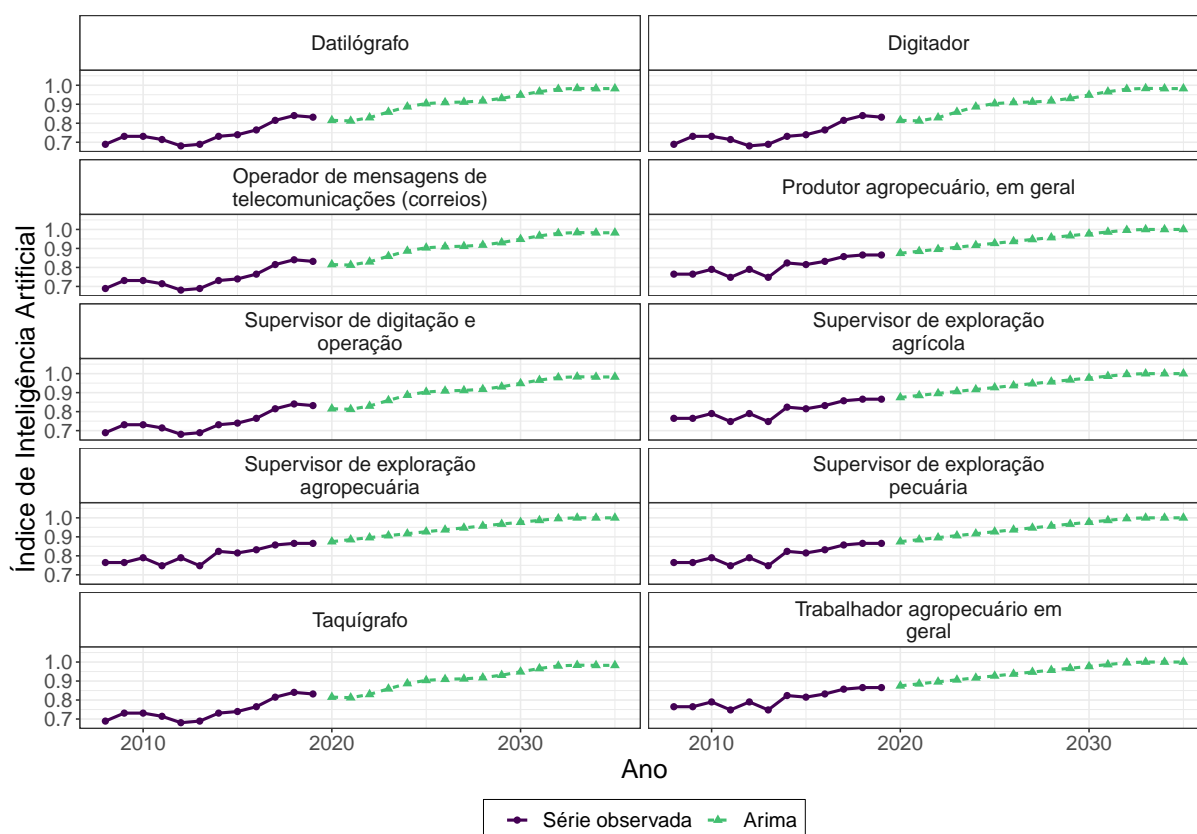
Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e do modelo ARIMA univariado para 2020 a 2035.

A predição do número de vínculos formais para o mercado de trabalho formal ocorreu com a utilização de ambas as técnicas. Tanto no ARIMA quanto no *random*

² Para uma explicação mais detalhada sobre o “random forest”, ver a Seção 3.3.3.

Forest foi incorporada apenas uma variável externa, o índice de impacto de inteligência artificial. Dessa forma, foi necessária a realização das predições para os valores do índice quanto da média salarial em cada um dos anos para os quais realizamos a modelagem. Para isso foi aplicada um ARIMA univariada, a qual incorpora somente a variação anual da série entre 2008 e 2019. Conforme a Figura 19 é possível observar que a média do índice entre as CBOs varia em positivamente, ainda que no final da série a tendência se reverta. Isso indicaria que, no curto prazo, o interesse e o desenvolvimento de tecnologias de inteligência artificial tenderia a aumentar, com o processo podendo ser revertido no médio prazo.

Figura 20 – Ocupações com índice de inteligência artificial predito acima de 0.98 (2035)



Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e do modelo ARIMA univariado para 2020 a 2035.

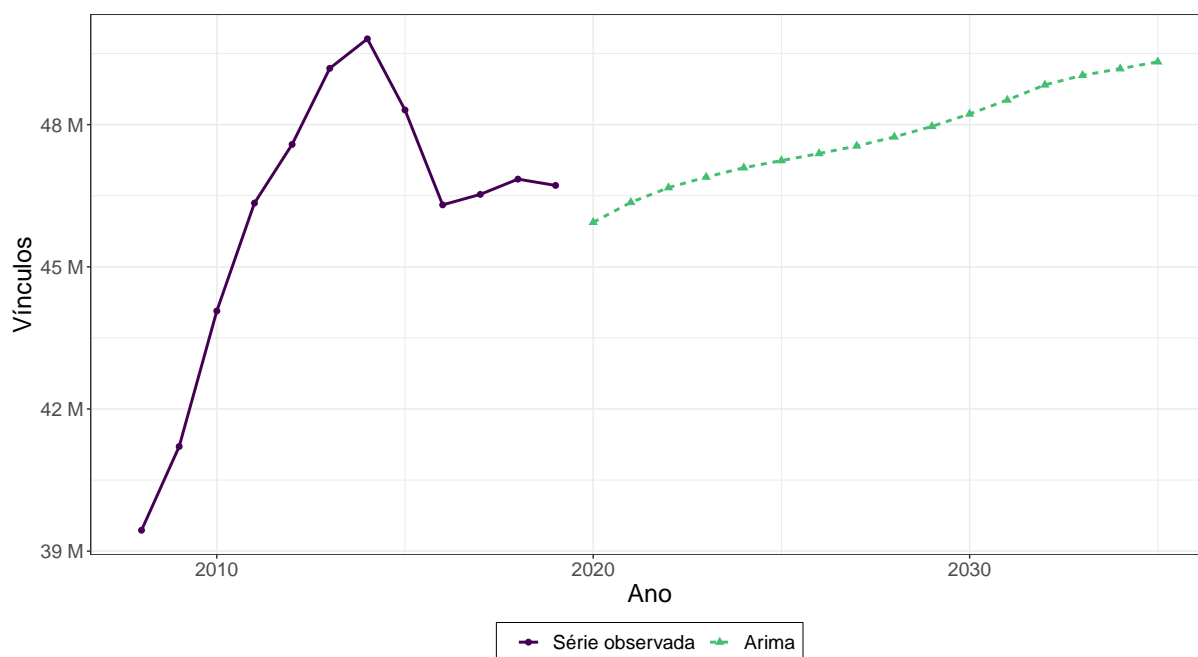
Além disso, uma tarefa interessante é observar se as ocupações mais ameaçadas são as mesmas para o período final da série observada até 2019. As ocupações apresentadas na Figura 15, com as ocupações com índice de impacto de inteligência artificial acima de 0.99 para 2019, continuam diversas ocupações relacionadas a tarefas mais ligadas a engenharias e graduações tecnológicas. Já nas predições para 2035, observando as 10 ocu-

pações com maior índice (acima de 0.98), as ocupações estão ligadas ao campo e tarefas rotineiras, de menor demanda por ensino formal e especialização, conforme a Figura 20. Analisando de forma agregada, é um tanto precipitado afirmar que o período de transição e de desenvolvimento de tecnologias ocorreria no curto prazo e que, no final do período de predição, ter-se-ia um maior “investimento” para ocupações com remuneração mais baixa em decorrência da redução dos custos para substituição, ainda que seja um efeito esperado.

5.2 Número de vínculos formais

A partir das predições do índice de impacto de inteligência artificial, foi realizada a aplicação de modelos ARIMA e *random forest* com a inclusão de uma variável externa, justamente o índice. Os resultados apresentados pela Figura 21, é possível observar dois cenários um tanto distintos.

Figura 21 – Número de vínculos no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)

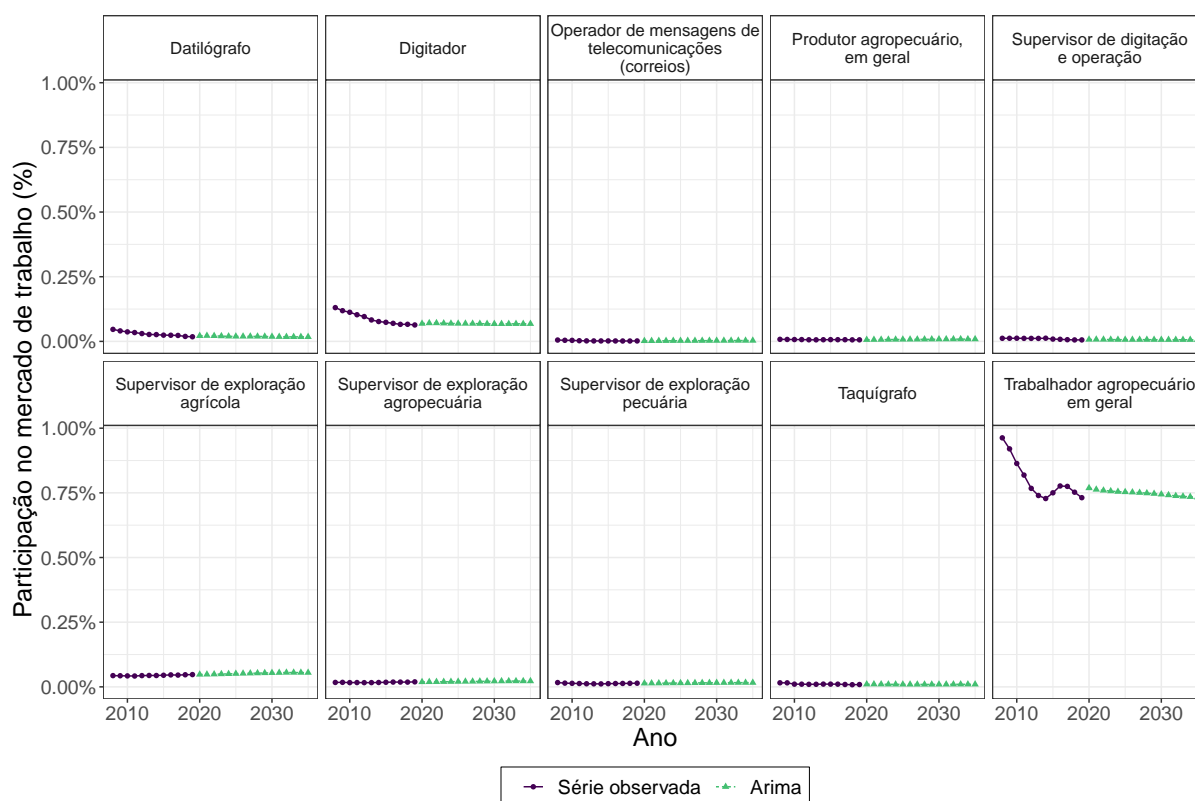


Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado de 2020 a 2035.

Para o modelo ARIMA, é observada uma tendência de recuperação contínua do nível de emprego no período entre 2020 e 2035 para os níveis prévios à retração do mercado formal de trabalho durante a recessão iniciada em meados da década de 2010. Em uma

curva suavizada, as variações partem de um nível mais baixo em 2020 quando comparado a 2019, mesmo sem incorporar variáveis relacionadas à pandemia, e uma recuperação já a partir de 2022. No final da série, em 2035, o número de vínculos estaria próximo ao observado na máxima histórica de 2014. Já as previsões para o modelo *random forest*, como na Figura 25 no Apêndice A, não apresentam uma tendência clara, uma vez que a incorporação de apenas uma variável externa limita a atuação do algoritmo. No entanto, apesar de alguns períodos de queda acelerada, o número de vínculos permanece, na maior parte do período, próximo ao observado no ano de 2019, chegando a superar a máxima histórica em 2024.

Figura 22 – Índice de impacto da inteligência artificial sobre as dez ocupações mais recorrentes nas projeções para a RAIS em 2035

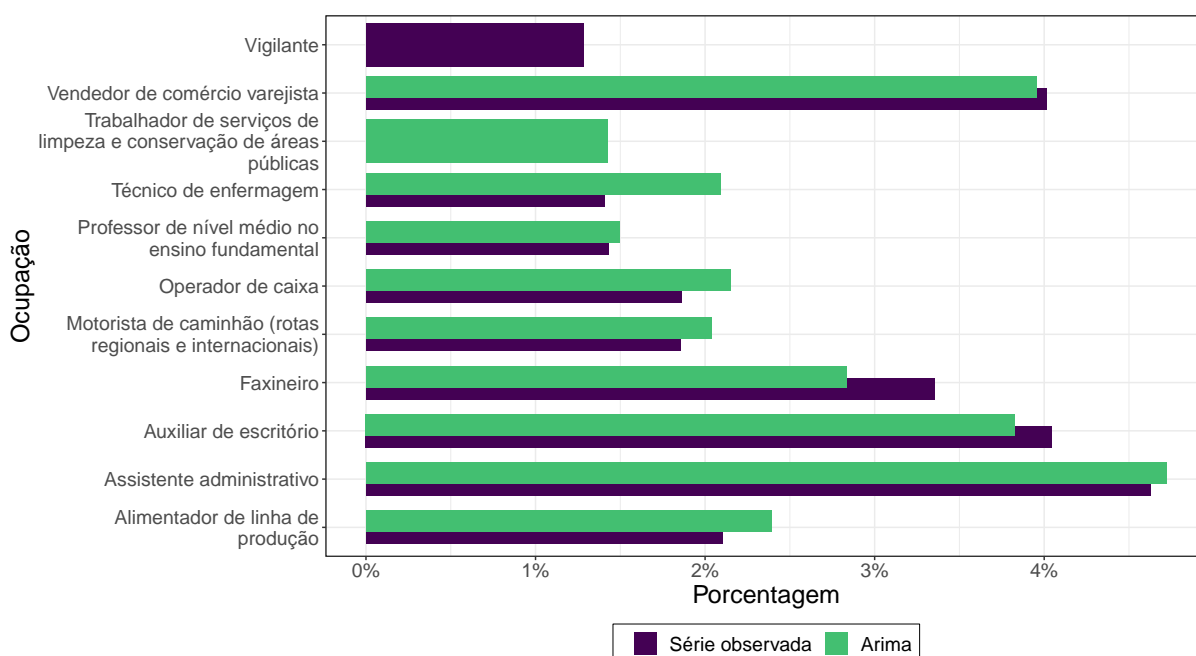


Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado de 2020 a 2035.

Uma alternativa para checagem dos modelos é a observação da proporção das ocupações com maior índice de impacto de inteligência artificial no final da série predita, como na Figura 22. A série com as previsões do ARIMA seguem uma tendência muito mais suavizada comparando-a com o período anterior, enquanto para as do *random forest* existem variações consideráveis já no início da série, especialmente para a ocupação “Tra-

balhador agropecuário em geral”, conforme a Figura 26 no Apêndice A. De certa forma, isso indica a dificuldade do modelo em prever o nível de emprego para as ocupações de forma isolada e, como consequência, em prever o nível de forma agregada. Um segundo ponto que deve ser ressaltado é a baixa participação das ocupações que estariam mais suscetíveis à substituição no final da série predita. Exceto pelos “Trabalhadores agrícolas em geral”, a participação das demais ocupações no mercado de trabalho formal é residual. Dessa forma, mesmo que ocorrendo a substituição dessas ocupações pela automação, o impacto agregado sobre o mercado de trabalho formal brasileiro seria baixo.

Figura 23 – Participação das dez ocupações mais recorrentes por modelo no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)



Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado de 2020 a 2035.

Em uma última análise dos dados de predição do mercado de trabalho formal, foram selecionadas as dez ocupações mais recorrentes a partir (1) da série observada pela RAIS, (2) da série predita pelo ARIMA e (3) da série predita pelo *random forest*. A possível dificuldade de modelagem dos dados pelo *random forest* sem a incorporação de múltiplas variáveis aparece mais uma vez na Figura 27 no Apêndice A. A proporção das ocupações mais recorrentes é muito mais baixa do que na série observada e no ARIMA. Em adição, diversas das ocupações diferem daquelas observadas no final da série da RAIS. Por fim, por mais que as ocupações previstas pelo modelo estejam ligadas à provisão de

serviços, diversas delas já mostram sinais de arrefecimento e/ou possibilidade próxima de substituição por tecnologias existentes.

Já o ARIMA aparenta uma melhor medida da tendência, com a incorporação de boa parte das ocupações anteriores à predição, mostrando redução ou tendência, ao mesmo tempo que traz uma nova ocupação ligada a serviços – “Trabalhador de serviços de limpeza e conservação de áreas públicas”, enquanto “Vigilante” não figuraria mais nessa seleção. De forma geral, o modelo mantém aquelas ocupações como ligadas a habilidades cognitivas com menor desenvolvimento de tecnologias e com baixo investimento para tal por possuírem um baixo custo de trabalho. A ampliação da participação de “Técnicos de enfermagem”, por exemplo, faz sentido por ser uma profissão mais ligada a cuidados pessoais. Por outro lado, quando observado o crescimento de “Alimentador da linha de produção”, pode-se pensar em possíveis mudanças no próprio perfil da ocupação com a aplicação de novas tecnologias associadas à inteligência artificial, como a Internet das Coisas Industrial (IIoT³).

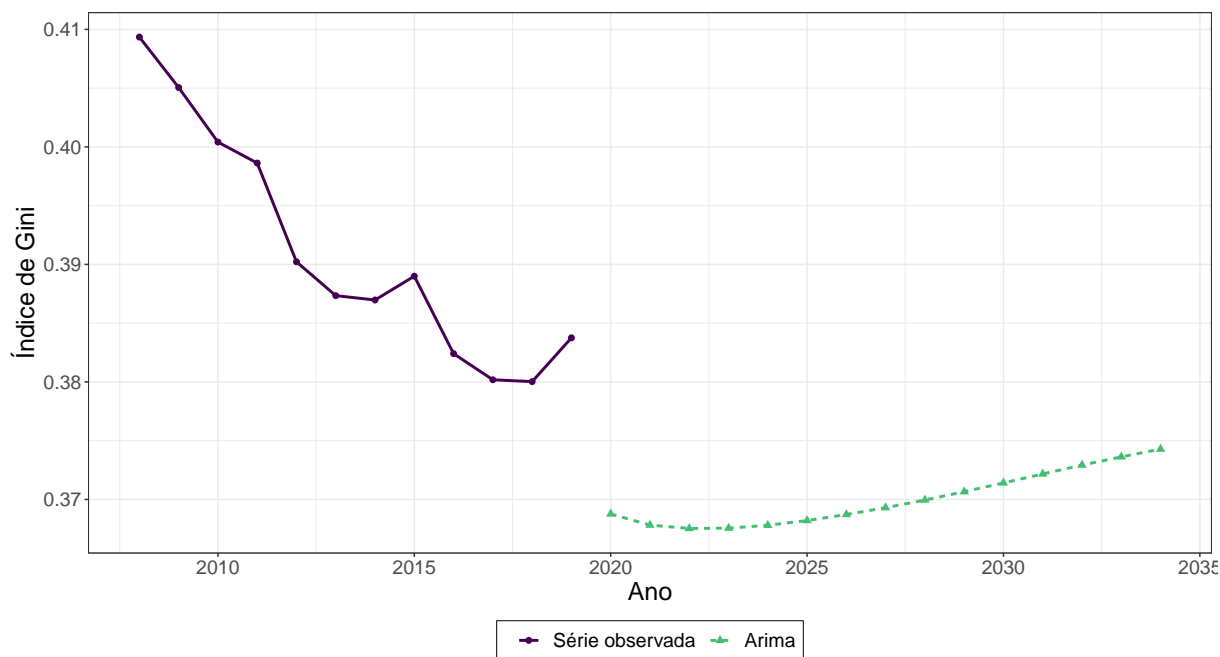
Ainda que ambos os modelos indo ao encontro da hipótese da tese, que o nível de emprego não seria afetado negativamente no Brasil, o ARIMA parece ter um poder preditor mais qualificado. Apesar disso, para verificação da segunda hipótese, de aumento da desigualdade de renda do trabalho, ambos os modelos serão considerados, mas com uma maior cautela quando utilizado o *random forest*.

5.3 Desigualdade na renda do trabalho: Índice de Gini

Por fim, uma última etapa entre as predições diz respeito à desigualdade da renda do trabalho. Para isso foram calculadas, usando um ARIMA com uma variável externa – índice de impacto de inteligência artificial – as médias salariais para cada uma das ocupações em cada um dos municípios brasileiros. Uma vez que todos os modelos utilizaram o número de vínculos por CBO-2002 em cada município, foi aplicado um cálculo atribuindo pesos para cada ocupação em cada município que corresponde ao número de vínculos preditos. Existe uma pequena perda de precisão por não ser calculado a partir da renda de cada trabalhador individualmente, mas é uma boa aproximação do cenário possível.

³ Abreviação para o termo em inglês, mais popularizado, *Industrial Internet of Things*.

Figura 24 – Índice de Gini para a renda do trabalho no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)



Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado de 2020 a 2035.

A Figura 24 apresenta os resultados para um período de 15 anos além do observado a partir da série da RAIS tanto utilizando o número de vínculos preditos pelo ARIMA quanto pelo *random forest*. Chama a atenção, em um primeiro momento, o descolamento da predição realizada a partir do número de vínculos preditos pelo *random forest*, conforme a Figura 28 do Apêndice A. Uma explicação para isso é a dificuldade já mencionada do modelo prever com precisão o número de vínculos relativos a cada uma das ocupações. Dessa forma, quando aplicado um índice que pondera as médias salariais pelo número de pessoas ocupadas que recebe aquele valor, é importante que esse número seja o mais fiel possível. Segundo essas estimativas, a desigualdade da renda do trabalho teria um salto gigantesco já em 2020 e seguiria aumentando com pequenas variações durante toda a série predita.

Já para o ARIMA é observado um patamar mais baixo para 2020, o que, por si, já demonstra que as aproximações realizadas pelo índice de Gini com pesos é, de fato, uma aproximação e não representa fielmente o que seria observado no mundo real. No entanto, outro ponto chama a atenção aqui: uma tendência quase constante do aumento da desigualdade que se amplia nos anos finais da série quando, também, o número de vínculos

teria um aumento maior. Dessa forma, sabendo que se trata de uma aproximação e que o período em que os vínculos tendem a aumentar mais, é possível supor que a tendência de aumento da desigualdade não é uma hipótese descartável em decorrência da ampliação do uso da inteligência artificial.

5.4 *O que é possível dizer?*

O presente capítulo da tese buscou apresentar os resultados para duas diferentes técnicas de predição, o ARIMA e o *random forest*. De forma geral, ao utilizar o índice de impacto da inteligência artificial como variável externa, ambos os modelos mostraram resultados na mesma direção apesar de diferentes em magnitude. Em parte, isso decorre das limitações impostas pela capacidade computacional, dado que análises incorporando um número muito maior de variáveis externas – importante especialmente para o *random forest*, que demandaria um servidor dedicado, poderiam auxiliar a refinar os resultados.

Mesmo assim, é importante salientar que tanto o número de vínculos quanto a desigualdade da renda do trabalho seguiram tendências de alta, apesar das diferenças no momento de partida. Também é importante ressaltar que os resultados indicam as predições em que eventos externos, como a pandemia e seus impactos sobre o emprego, não interfeririam nessas relações. No entanto, as direções sempre positivas vão ao encontro das hipóteses propostas pela tese. Com uma tendência de aumento do nível do emprego, é possível dizer que a expectativa do impacto da inteligência artificial sobre o nível de emprego não é negativa, ainda que não seja possível estabelecer uma relação causal com os aspectos intrínsecos ao mercado de trabalho formal brasileiro. Por outro lado, as expectativas quanto ao aumento da desigualdade devem ser consideradas como uma possibilidade real.

6 Conclusões

A percepção da inteligência artificial como próxima TUG traz diversos questionamentos sobre seus impactos na sociedade. A presente tese buscou entender o potencial impacto que a disseminação dessas novas tecnologias teria sobre o mercado de trabalho formal e a desigualdade de renda do trabalho no Brasil. Para isso, foi necessário retomar as discussões sobre os impactos da tecnologia sobre o trabalho de forma mais ampla. Mesmo que em processos de grande inovação tecnológica no passado não tenham decretado o “fim do trabalho”, sempre surgem questionamentos se dessa vez é diferente em decorrência das chamadas ansiedades tecnológicas.

A partir de toda uma linha de pesquisa sobre mercado de trabalho e inovação tecnológica, foi possível trilhar um caminho que permitisse identificar qual a melhor forma de ter esse entendimento. As principais correntes estão associadas a análises que consideram o conteúdo das tarefas relacionadas aos empregos. Seja pela *Skills-Biased Technological Change*, que buscava entender as relações de complementaridades entre trabalho e tecnologia, quanto pela *Routine-Biased Technological Change*, que busca identificar quais tarefas de rotina são passíveis de substituição por automação, eram necessários alguns pontos adicionais, mesmo com os refinamentos dessas teorias.

As estruturas organizacionais, tanto sociais quanto do próprio trabalho, são peça fundamental nesse quebra-cabeça. As mudanças tecnológicas têm afetado a forma como o trabalho é realizado e algumas transformações foram aceleradas nos últimos anos, como a adoção de modelos remotos ou híbridos. No entanto, é válido ressaltar que a forma como esses processos ocorrem difere mesmo em contextos socioeconômicos similares, sendo essas estruturas fundamentais para auxiliar a entender em diferentes velocidades e formas. De forma mais direta: o contexto importa.

Dessa forma, para a classificação de tarefas a partir de uma perspectiva que incorpore não somente o conteúdo da tarefa em si, foi proposta a utilização de uma abordagem que combine o conteúdo da tarefa baseado no tipo de trabalho utilizado, no tipo de transformação decorrente do processo e das habilidades necessárias para isso. No primeiro grupo a diferenciação é feita entre tarefas físicas, manuais e sociais. No segundo, entre métodos, ou a forma em que o trabalho é organizado para realização das tarefas, e ferramentas, ou

o tipo de tecnologia empregada. Com isso, tem-se um enquadramento mais claro do que é ou não passível de automação.

Em adição, partindo dos processos de computadorização como referência, a literatura mais recente sobre mercado de trabalho e IA trazem uma ressalva importante para indicar o potencial da IA como um novo paradigma do trabalho. Em um primeiro momento, questionam se o desenvolvimento tecnológico, como em transformações passadas, levaria ao aumento da produtividade, tendo como consequência a elevação dos salários e do nível de emprego. Pela possibilidade dessas novas tecnologias realizarem tarefas manuais com maior destreza ou mesmo tarefas cognitivas em combinação com a robotização, um cenário um tanto diferente se mostra possível. Em um cenário de substituição do trabalho, as novas tecnologias de automação reduziriam a participação do trabalho no processo produtivo, aumentando mais a produtividade do que os salários e nível de emprego.

Mesmo com a incorporação de outros elementos relacionados a processos de automação, robotização e plataformização do trabalho, ainda é bastante difícil incorporar elementos relacionados à inteligência artificial em análises. Uma alternativa é proposta por Tolan *et al.* (2020) com um índice de impacto de inteligência artificial que incorpora três camadas, tarefas, habilidades cognitivas e pesquisa em inteligência artificial. Com isso, mapeiam quais habilidades cognitivas são necessárias para desempenhar algumas dezenas de tarefas genéricas, como a pesquisa em inteligência artificial tem tratado do desenvolvimento de tecnologias que possam executar essas tarefas e, por fim, como as ocupações agregam essas tarefas. Com isso acabam por sintetizar em um índice que varia de 0 a 1 o impacto potencial da inteligência artificial para mais de uma centena de ocupações.

A incorporação desse índice a uma série de doze anos da RAIS permite entender a vulnerabilidade das ocupações no Brasil de forma desagregada, como, por exemplo, quais seriam as mais vulneráveis e o quão ameaçadas estão aquelas com maior proporção entre o total da massa de trabalhadores formais. Nesse processo, foram empregadas duas técnicas para predição de séries temporais, quais sejam, ARIMA e *random forest*. A primeira é um método de uso bastante difundido para predição de séries temporais, especialmente considerando que foram utilizadas médias móveis em toda a análise. Já a segunda carrega uma relação com o próprio tema por ser um algoritmo de *machine learning*, ainda que os principais ganhos de sua utilização sejam limitados pelo número de variáveis aplicadas.

Quando as análises trataram do caso brasileiro, as expectativas consideravam aspectos econômicos desse contexto. Em primeiro lugar, questões como uma baixa produti-

vidade do trabalho bem como seu menor custo, além da desigualdade já presente na renda do trabalho, poderiam levar a uma menor correlação entre o impacto da inteligência artificial e o mercado de trabalho. Em outras palavras, uma concentração do impacto no topo da distribuição em ocupações que demandariam maior escolarização e especialização. Nesse sentido, o número de vínculos não teria uma redução considerável, indo de encontro à ideia do fim do emprego, enquanto a desigualdade de renda do trabalho poderia aumentar.

Os resultados dos microdados da RAIS dão força a essas expectativas. Em um primeiro momento, pela alta concentração de vínculos em tarefas que não possuíam um índice de impacto de inteligência artificial elevado. Os grupos que apresentavam maior correlação entre a renda e essa “ameaça” eram, justamente, das ocupações no topo da distribuição de renda. Sendo a renda do trabalho concentrada na base da distribuição, os incentivos para a substituição do trabalho por capital são limitados. Deve-se ressaltar, também, que o mercado de trabalho formal no Brasil é dominado por ocupações de baixa qualificação e especialização, o que converge com a hipótese de não substituição por possuírem salários baixos.

Quando realizadas as predições, as expectativas apresentadas no início da tese se fortaleceram ainda mais. Em primeiro lugar, pelo aumento do número de vínculos em ambos os modelos aplicados. Em segundo lugar, pela tendência de alta do índice de Gini utilizando as predições de vínculos como ponderadoras para ambos os modelos. De outra forma, apesar de contraintuitivas, tanto a não substituição do trabalho pela automação de inteligência artificial quanto o aumento da desigualdade de renda do trabalho são hipóteses que devem ser consideradas em análises futuras sobre o Brasil.

Sabendo das limitações das abordagens e das técnicas utilizadas nas análises, alguns pontos dariam maior robustez aos achados da tese. Em primeiro lugar, o desenvolvimento de técnicas para predição de ocupações que deixariam de existir ou que surgiriam em decorrência do uso da inteligência artificial. Essa é uma ideia bastante ambiciosa e necessita de muito desenvolvimento teórico e técnico para aplicação. Os ganhos analíticos seriam grandes, uma vez que as técnicas empregas consideram apenas as ocupações existentes no presente e, uma das consequências, é prever o número de vínculos para cada uma delas mesmo que em um momento futuro elas desapareça; da mesma forma, como em todo processo de inovação, novas ocupações surgirão e não são incorporadas aqui.

Além disso, a incorporação de um número maior de variáveis externas poderia ajudar a refinar as previsões, especialmente na aplicação de métodos de *machine learning*. O rápido desenvolvimento em termos de software e computação na nuvem podem tornar atrativos para pesquisadores no futuro aplicarem as mesmas técnicas utilizadas aqui incorporando um número bem maior de variáveis que poderiam gerar melhores previsões. A utilização de dados agregados por ocupação em cada município traz ganhos para a análise e reduz a demanda computacional, mas ela ainda é bastante elevada e não foi viabilizada a utilização de servidores físicos ou remotos nessa pesquisa. Medidas mais precisas poderiam aumentar a força das hipóteses que já encontraram respaldo na utilização de apenas uma variável externa, a de maior interesse aqui, que era o índice de impacto de inteligência artificial sobre as ocupações.

Por fim, foi utilizado um índice de impacto de inteligência artificial que emula as tarefas relacionadas às ocupações em outras regiões que não o Brasil. Ainda que isso traga ganhos importantes, especialmente por poder associar o desenvolvimento das tecnologias de IA ao trabalho, é uma aproximação que possui diferenças entre o que é realizado por trabalhadores nas mesmas ocupações aqui e na Europa ou nos Estados Unidos. A replicação do método de forma completa para o Brasil permitiria estimativas mais precisas para o índice, o que geraria resultados com maior confiabilidade. No entanto, é um processo que demanda muitos recursos financeiros e humanos, uma vez que é necessária a aplicação de um survey de ampla escala sobre as tarefas desempenhadas pelos trabalhadores brasileiros em todas as ocupações.

No entanto, deve-se ressaltar a contribuição realizada pela tese ao trazer resultados contraintuitivos para as expectativas da literatura comparada, mas especialmente focada em economias desenvolvidas e com mercados de trabalhos com características bastante distintas. Dessa forma, é importante prospectar em que contextos a replicação dos modelos apresentados geraria resultados similares. De forma geral, trata-se de mercados de trabalho com alta participação de ocupações de baixa qualificação e baixo custo do trabalho. Além disso, por mais que não incorporada na análise, a alta taxa de informalidade no mercado de trabalho é outro aspecto com potencial relevância.

Referências¹

- ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In: CARD, D.; ASHENFELTER, O. (Ed.). Elsevier, 2011, (Handbook of Labor Economics, v. 4). p. 1043 – 1171. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169721811024105>>. Citado 13 vezes nas páginas 17, 18, 20, 24, 25, 28, 29, 31, 37, 42, 51, 68 e 71.
- ACEMOGLU, D.; LELARGE, C.; RESTREPO, P. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France. *AEA Papers and Proceedings*, v. 110, p. 383–88, May 2020. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/pandp.20201003>>. Citado na página 26.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. Low-Skill and High-Skill Automation. *Journal of Human Capital*, v. 12, p. 204 – 232, 2018. Disponível em: <<https://www.journals.uchicago.edu/doi/full/10.1086/697242>>. Citado 3 vezes nas páginas 24, 25 e 71.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*, v. 108, n. 6, p. 1488–1542, June 2018. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20160696>>. Citado 3 vezes nas páginas 24, 25 e 71.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, v. 13, n. 1, p. 25–35, 12 2019. ISSN 1752-1378. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/cjres/rsz022>>. Citado 8 vezes nas páginas 17, 18, 20, 23, 36, 37, 70 e 71.
- ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, The University of Chicago Press Chicago, IL, v. 128, n. 6, p. 2188–2244, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1086/705716>>. Citado na página 26.
- ACEMOGLU, D.; ZILIBOTTI, F. Productivity Differences. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 116, n. 2, p. 563–606, 05 2001. ISSN 0033-5533. Disponível em: <<https://doi.org/10.1162/00335530151144104>>. Citado 5 vezes nas páginas 17, 20, 31, 42 e 68.
- AGHION, P.; HOWITT, P.; VIOLANTE, G. General Purpose Technology and Wage Inequality. *Journal of Economic Growth*, v. 7, n. 4, p. 315–45, 2002. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:kap:jecgro:v:7:y:2002:i:4:p:315-45>>. Citado 3 vezes nas páginas 17, 22 e 68.
- AGHION, P.; JONES, B. F.; JONES, C. I. Artificial Intelligence and Economic Growth. In: _____. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, 2018. p. 237–282. Disponível em: <<http://www.nber.org/chapters/c14015>>. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 73.
- AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. *Prediction machines: the simple economics of artificial intelligence*. Cambridge, US: Harvard Business Press, 2018. Citado na página 17.

¹ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023.

AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. Economic Policy for Artificial Intelligence. *Innovation Policy and the Economy*, v. 19, p. 139–159, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1086/699935>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 70.

AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. (Ed.). Book. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, 2019. Disponível em: <<http://www.nber.org/books/agra-1>>. Nenhuma citação no texto.

ALBUQUERQUE, P. H.; SAAVEDRA, C. A. P. B.; MORAIS, R. L. de; ALVES, P. F.; PENG, Y. *Na era das máquinas, o emprego é de quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil*. Brasília, 2019. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10419/211408>>. Citado 3 vezes nas páginas 17, 69 e 75.

ANTON, J.-I.; KLENERT, D.; FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; BRANCATI, M. C. U.; ALAVERAS, G. *The labour market impact of robotisation in Europe*. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/laedte/202006.html>>. Citado 4 vezes nas páginas 24, 25, 26 e 70.

ARNTZ, M.; GREGORY, T.; ZIERAHN, U. *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries*. Paris, 2016. (OECD Social, Employment, and Migration Working Papers, 189). Disponível em: <<https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/5j1z9h56dvq7-en>>. Citado na página 37.

ATAK, J.; MARGO, R. A.; RHODE, P. W. “Automation” of Manufacturing in the Late Nineteenth Century: The Hand and Machine Labor Study. *Journal of Economic Perspectives*, v. 33, n. 2, p. 51–70, May 2019. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.33.2.51>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 70.

AUTOR, D. The “task approach” to labor markets: an overview. *Journal for Labour Market Research*, v. 46, n. 3, p. 185–199, 2013. Disponível em: <https://EconPapers.repec.org/RePEc:spr:jlabsr:v:46:y:2013:i:3:d:10.1007_s12651-013-0128-z>. Citado 12 vezes nas páginas 17, 18, 20, 31, 32, 33, 36, 42, 43, 68, 72 e 73.

AUTOR, D.; SALOMONS, A. Is Automation Labor Share–Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share. *Brookings Papers on Economic Activity*, v. 49, n. 1 (Spring), p. 1–87, 2018. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:bin:bpeajo:v:49:y:2018:i:2018-01:p:1-87>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 70.

AUTOR, D. H. Wiring the Labor Market. *Journal of Economic Perspectives*, v. 15, n. 1, p. 25–40, March 2001. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.15.1.25>>. Citado na página 31.

AUTOR, D. H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, v. 29, n. 3, p. 3–30, September 2015. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.3.3>>. Citado 4 vezes nas páginas 24, 25, 70 e 71.

AUTOR, D. H.; HANDEL, M. J. Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. *Journal of Labor Economics*, v. 31, n. S1, p. S59–S96, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1086/669332>>. Citado 4 vezes nas páginas 18, 29, 36 e 72.

AUTOR, D. H.; KATZ, L. F.; KEARNEY, M. S. The Polarization of the U.S. Labor Market. *American Economic Review*, v. 96, n. 2, p. 189–194, May 2006. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/000282806777212620>>. Citado 7 vezes nas páginas 17, 20, 29, 31, 42, 68 e 72.

AUTOR, D. H.; KATZ, L. F.; KEARNEY, M. S. Trends in U.S. Wage Inequality: Revising the Revisionists. *The Review of Economics and Statistics*, v. 90, n. 2, p. 300–323, 2008. Disponível em: <<https://doi.org/10.1162/rest.90.2.300>>. Citado 5 vezes nas páginas 17, 20, 31, 42 e 68.

AUTOR, D. H.; LEVY, F.; MURNANE, R. J. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 118, n. 4, p. 1279–1333, 11 2003. ISSN 0033-5533. Disponível em: <<https://doi.org/10.1162/003355303322552801>>. Citado 13 vezes nas páginas 17, 18, 20, 24, 25, 28, 29, 31, 36, 37, 42, 68 e 71.

BALSMEIER, B.; WOERTER, M. Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction. *Research Policy*, v. 48, n. 8, p. 103765, 2019. ISSN 0048-7333. The Digital Transformation of Innovation and Entrepreneurship. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733319300733>>. Citado na página 26.

Banco Mundial. *World development indicators 2017*. Washington, DC: The World Bank, 2017. Disponível em: <<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/26447>>. Citado 2 vezes nas páginas 77 e 78.

BARBIERI, L.; MUSSIDA, C.; PIVA, M.; VIVARELLI, M. Testing the Employment and Skill Impact of New Technologies. In: _____. *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics*. Cham: Springer International Publishing, 2020. p. 1–27. ISBN 978-3-319-57365-6. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_1-1>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 71.

BLINDER, A. S. How Many US Jobs Might be Offshorable? *World Economics*, v. 10, n. 2, p. 41–78, April 2009. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/a/wej/wldecn/376.html>>. Citado na página 30.

BORJAS, G. J.; FREEMAN, R. B. From Immigrants to Robots: The Changing Locus of Substitutes for Workers. *RSF: The Russell Sage Foundation Journal of the Social Sciences*, v. 5, n. 5, p. 22–42, 2019. ISSN 2377-8253. Disponível em: <<https://www.rsfjournal.org/content/5/5/22>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

BRAMUCCI, A.; CIRILLO, V.; EVANGELISTA, R.; GUARASCIO, D. Offshoring, industry heterogeneity and employment. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2017. ISSN 0954-349X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0954349X17301790>>. Citado na página 30.

BRAVERMAN, H. *Labor and Monopoly Capital: The Degradation of Work in the Twentieth Century*. NYU Press, 1998. ISBN 9780853459408. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/j.ctt9qfrkf>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 41.

BREIMAN, L. Bagging predictors. *Machine learning*, Springer, v. 24, n. 2, p. 123–140, 1996. Citado na página 65.

BREIMAN, L. Out-of-bag estimation. Technical report, Statistics Department, University of California Berkeley ..., 1996. Citado na página 66.

BREIMAN, L. Random forests. *Machine learning*, Springer, v. 45, n. 1, p. 5–32, 2001. Citado na página 66.

BRESNAHAN, T. F.; TRAJTENBERG, M. General purpose technologies ‘Engines of growth’? *Journal of Econometrics*, v. 65, n. 1, p. 83 – 108, 1995. ISSN 0304-4076. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/030440769401598T>>. Citado 5 vezes nas páginas 17, 22, 23, 68 e 70.

BRYNJOLFSSON, E.; MITCHELL, T.; ROCK, D. What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings*, v. 108, p. 43–47, May 2018. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/pandp.20181019>>. Citado 5 vezes nas páginas 17, 45, 69, 74 e 79.

BRYNJOLFSSON, E.; ROCK, D.; SYVERSON, C. *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics*. [S.l.], 2017. (Working Paper Series, 24001). Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w24001>>. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 69.

BYLANDER, T. Estimating generalization error on two-class datasets using out-of-bag estimates. *Machine learning*, Springer, v. 48, n. 1, p. 287–297, 2002. Citado na página 66.

CARBONERO, F.; ERNST, E.; WEBER, E. *Robots worldwide the impact of automation on employment and trade*. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ilo/ilowps/995008793402676.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

CARD, D.; DINARDO, J. E. Skill-Biased Technological Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles. *Journal of Labor Economics*, v. 20, n. 4, p. 733–783, 2002. Disponível em: <<https://doi.org/10.1086/342055>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 72.

CAROLI, E. New technologies, organizational change and the skill bias: what do we know? In: PETIT, P.; SOETE, L. (Ed.). *Technology and the future of European employment*. Edward Elgar Publishing, 2001. p. 259–292. Disponível em: <<https://hal.inrae.fr/hal-02828798>>. Citado na página 30.

CAROLI, E.; REENEN, J. V. Skill-Biased Organizational Change? Evidence from A Panel of British and French Establishments. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 116, n. 4, p. 1449–1492, 11 2001. ISSN 0033-5533. Disponível em: <<https://doi.org/10.1162/003355301753265624>>. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 72.

CHEN, J.; LI, M.; WANG, W. Statistical uncertainty estimation using random forests and its application to drought forecast. *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi, v. 2012, 2012. Citado na página 62.

CHIACCHIO, F.; PETROPOULOS, G.; PICHLER, D. *The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach*. Brussels, 2018. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10419/207001>>. Citado na página 26.

COHEN, L. E. Assembling Jobs: A Model of How Tasks Are Bundled Into and Across Jobs. *Organization Science*, v. 24, n. 2, p. 432–454, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1287/orsc.1110.0737>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 74.

COHEN, L. E. Jobs as Gordian knots: A new perspective linking individuals, tasks, organizations, and institutions. In: *The structuring of work in organizations*. Emerald Group Publishing Limited, 2016. p. 22–59. Disponível em: <<https://doi.org/10.1108/S0733-558X20160000047013>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 74.

CRAGLIA, M.; ANNONI, A.; BENCZUR, P.; BERTOLDI, P.; DELIPETREV, B.; PRATO, G. D.; FEIJOO, C.; FERN'ANDEZ-MAC'IAS, E.; GÓMEZ, E.; PORTELA, M. I.; JUNKLE, H. *Artificial Intelligence: A European Perspective*. Seville, 2018. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/iptwpa/jrc113826.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 42.

DAHLIN, E. Are Robots Stealing Our Jobs? *Socius: Sociological Research for a Dynamic World*, v. 5, p. 1–14, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/2378023119846249>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

DALKEY, N. C.; HELMER-HIRSCHBERG, O. *An Experimental Application of the Delphi Method to the Use of Experts*. Santa Monica, CA: RAND Corporation, 1962. Citado na página 55.

DAUTH, W.; FINDEISEN, S.; SÜDEKUM, J.; WÖßNER, N. *German Robots - The Impact of Industrial Robots on Workers*. [S.l.], 2017. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:cpr:ceprdp:12306>>. Citado na página 26.

DE BACKER, K.; DESTEFANO, T.; MENON, C.; SUH, J. R. Industrial robotics and the global organisation of production. 2018. Disponível em: <<https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/dd98ff58-en>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

DOMINI, G.; GRAZZI, M.; MOSCHELLA, D.; TREIBICH, T. Threats and opportunities in the digital era: Automation spikes and employment dynamics. *Research Policy*, p. 104137, 2020. ISSN 0048-7333. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733320302122>>. Citado na página 26.

ESPING-ANDERSEN, G. *Social foundations of postindustrial economies*. Oxford University Press, 1999. Disponível em: <[doi:10.1093/0198742002.001.0001](https://doi.org/10.1093/0198742002.001.0001)>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 74.

EUROFOUND. *Game changing technologies: Exploring the impact on production processes and work*. Luxembourg, 2018. (Publications Office of the European Union). Citado 2 vezes nas páginas 24 e 70.

FARAWAY, J.; CHATFIELD, C. Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the air line data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, v. 47, n. 2, p. 231–250, 1998. Disponível em: <<https://rss.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/1467-9876.00109>>. Citado na página 62.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; ARRANZ-MUÑOZ, J.-M. Occupations and the recent trends in wage inequality in Europe. *European Journal of Industrial Relations*, v. 26, n. 3, p. 331–346, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/0959680119866041>>. Citado 4 vezes nas páginas 25, 32, 71 e 72.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; BISELLO, M. *Measuring The Content and Methods of Work: a Comprehensive Task Framework*. [S.l.], 2017. Citado na página 51.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; BISELLO, M. *A Taxonomy of Tasks for Assessing the Impact of New Technologies on Work*. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/laedte/202004.html>>. Citado 25 vezes nas páginas 19, 20, 21, 27, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 36, 37, 39, 40, 41, 42, 43, 45, 51, 56, 71, 72, 73, 74 e 79.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; GÓMEZ, E.; HERNÁNDEZ-ORALLO, J.; LOE, B. S.; MARTENS, B.; MARTÍNEZ-PLUMED, F.; TOLAN, S. *A multidisciplinary task-based perspective for evaluating the impact of AI autonomy and generality on the future of work*. 2018. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1807.02416>>. Citado na página 41.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; HURLEY, J. Routine-biased technical change and job polarization in Europe. *Socio-Economic Review*, v. 15, n. 3, p. 563–585, 09 2016. ISSN 1475-1461. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/ser/mww016>>. Citado 5 vezes nas páginas 27, 28, 30, 71 e 72.

FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; HURLEY, J.; BISELLO, M. *What Do Europeans Do at Work? A Task-based Analysis: European Jobs Monitor 2016*. [S.l.]: Publications office of the European Union, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 51 e 52.

FRANK, M. R.; AUTOR, D.; BESSEN, J. E.; BRYNJOLFSSON, E.; CEBRIAN, M.; DEMING, D. J.; FELDMAN, M.; GROH, M.; LOBO, J.; MORO, E.; WANG, D.; YOUN, H.; RAHWAN, I. Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 116, n. 14, p. 6531–6539, 2019. Disponível em: <<https://www.pnas.org/doi/abs/10.1073/pnas.1900949116>>. Citado na página 45.

FREY, C. B.; OSBORNE, M. A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, v. 114, p. 254 – 280, 2017. ISSN 0040-1625. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162516302244>>. Citado 3 vezes nas páginas 36, 37 e 51.

Fórum Econômico Mundial. The global competitiveness report 2016–2017. In: WORLD ECONOMIC FORUM. [S.l.], 2016. Citado na página 78.

GOOLSBEE, A. Public Policy in an AI Economy. In: _____. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, 2019. p. 309–316. Disponível em: <<http://www.nber.org/chapters/c14030>>. Citado 3 vezes nas páginas 17, 22 e 68.

GOOS, M.; MANNING, A.; SALOMONS, A. Job Polarization in Europe. *American Economic Review*, v. 99, n. 2, p. 58–63, May 2009. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.99.2.58>>. Citado 5 vezes nas páginas 18, 29, 36, 51 e 72.

GOOS, M.; MANNING, A.; SALOMONS, A. *Explaining Job Polarization in Europe: The Roles of Technology, Globalization and Institutions*. [S.l.], 2010. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:cep:cepdp:dp1026>>. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 72.

GRAETZ, G.; MICHAELS, G. Robots at Work. *The Review of Economics and Statistics*, v. 100, n. 5, p. 753–768, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1162/rest_a_00754>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

GRANT, A.; FRIED, Y.; JUILLERAT, T. L. Work matters: Job design in classic and contemporary perspectives. In: ZEDECK, S. (Ed.). *APA handbook of industrial and organizational psychology*. [S.l.]: American Psychological Association, 2011. (APA handbooks in psychology, v. 1. Building and developing organization), p. 417–453. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 74.

GREEN, F. *Skills and Skilled Work: An Economic and Social Analysis*. Oxford University Press, 2013. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:oxp:obooks:9780199642854>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 73.

HANSON, R. *Economic growth given machine intelligence*. [S.l.], 2001. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 70.

HEISIG, U.; LITTEK, W. Trust as a Basis of Work Organisation. In: _____. *The New Division of Labour*. Berlin, Boston: De Gruyter, 1995. p. 17–56. ISBN 9783110890747. Disponível em: <<https://www.degruyter.com/view/book/9783110890747/10.1515/9783110890747.17.xml>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 73.

HERNÁNDEZ-ORALLO, J. Evaluation in artificial intelligence: from task-oriented to ability-oriented measurement. *Artificial Intelligence Review*, Springer, v. 48, n. 3, p. 397–447, 2017. Citado na página 53.

HERNÁNDEZ-ORALLO, J. *The Measure of All Minds: Evaluating Natural and Artificial Intelligence*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 46 e 52.

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd. ed. Melbourne: OTexts, 2021. Disponível em: <[OTexts.com/fpp](https://www.otexts.com/fpp)>. Citado 2 vezes nas páginas 65 e 98.

JÄGER, A.; MOLL, C.; LERCH, C. Analysis of the impact of robotic systems on employment in the European Union—Update. *Policy Report, European Commission*, 2016. Citado na página 26.

KATZ, L. F.; AUTOR, D. H. Changes in the Wage Structure and Earnings Inequality. In: ASHENFELTER, O. C.; CARD, D. (Ed.). Elsevier, 1999, (Handbook of Labor Economics, v. 3). p. 1463 – 1555. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1573446399030072>>. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 72.

KATZ, L. F.; MURPHY, K. M. Changes in Relative Wages, 1963–1987: Supply and Demand Factors. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 107, n. 1, p. 35–78, 02 1992. ISSN 0033-5533. Disponível em: <<https://doi.org/10.2307/2118323>>. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 72.

KAUTZ, T.; HECKMAN, J. J.; DIRIS, R.; WEEL, B. t.; BORGHANS, L. *Fostering and Measuring Skills: Improving Cognitive and Non-cognitive Skills to Promote Lifetime Success*. Paris, 2014. (OECD Education Working Papers, 110). Disponível em: <https://www.oecd-ilibrary.org/education/fostering-and-measuring-skills_5jxsr7vr78f7-en>. Citado na página 38.

KLENERT, D.; FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; ANTON, J.-I. *Do robots really destroy jobs? Evidence from Europe*. [S.l.], 2020. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/laedte/202001.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 79.

KOCH, M.; MANUYLOV, I.; SMOLKA, M. *Robots and Firms*. [S.l.], 2019. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:aah:arhec:2019-05>>. Citado na página 26.

KUBOTA, L. C.; MACIENTE, A. N. Propensão à automação das tarefas ocupacionais no Brasil. *Radar (Ipea)*, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), n. 61, p. 23–27, 2019. Disponível em: <<http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/10127>>. Citado 3 vezes nas páginas 17, 69 e 75.

LAMEIRAS, M. A. P.; VASCONCELOS, L. S. A evolução da população ocupada com nível superior no mercado de trabalho. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2018. Citado na página 96.

LIAW, A.; WIENER, M. Classification and Regression by randomForest. *R News*, v. 2, n. 3, p. 18–22, 2002. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>>. Citado 3 vezes nas páginas 65, 66 e 99.

MACIENTE, A. N. A Composição do emprego sob a ótica das competências e habilidades ocupacionais. *Boletim Mercado de Trabalho*, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), n. 60, abril 2016. Disponível em: <<http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/6668>>. Citado 3 vezes nas páginas 17, 69 e 75.

MACIENTE, A. N.; RAUEN, C. V.; KUBOTA, L. C. Tecnologias digitais, habilidades ocupacionais e emprego formal no Brasil entre 2003 e 2017. *Boletim Mercado de Trabalho*, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), n. 66, abril 2019. Disponível em: <<http://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/9929>>. Citado 4 vezes nas páginas 17, 69, 75 e 91.

MANNI, S. R.; MENEZES FILHO, N. A.; KOMATSU, B. K. Crise e mercado de trabalho: uma comparação entre recessões. *Policy Paper*, Insper, n. 23, 2017. Citado na página 95.

MOKYR, J.; VICKERS, C.; ZIEBARTH, N. L. The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different? *Journal of Economic Perspectives*, v. 29, n. 3, p. 31–50, September 2015. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.3.31>>. Citado 3 vezes nas páginas 24, 31 e 70.

MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. *Introduction to time series analysis and forecasting*. Hoboken, New Jersey: Wiley-Interscience, 2008. 445 p. ISBN 9780471653974. Citado 5 vezes nas páginas 60, 61, 63, 64 e 65.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. de C. *Previsão de séries temporais*. São Paulo: Atual, 1987. 436 p. Citado 2 vezes nas páginas 60 e 61.

NEDELKOSKA, L.; QUINTINI, G. *Automation, skills use and training*. Paris, 2018. (OECD Social, Employment, and Migration Working Papers, 202). Disponível em: <<https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/2e2f4eea-en>>. Citado na página 37.

NILSSON, N. J. Artificial Intelligence, Employment, and Income. *AI Magazine*, v. 5, n. 2, p. 5, Jun. 1984. Disponível em: <<https://ojs.aaai.org/index.php/aimagazine/article/view/433>>. Citado na página 23.

OESCH, D.; PICCITTO, G. The Polarization Myth: Occupational Upgrading in Germany, Spain, Sweden, and the UK, 1992–2015. *Work and Occupations*, v. 46, n. 4, p. 441–469, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1177/0730888419860880>>. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 74.

O'HARA-WILD, M.; HYNDMAN, R.; WANG, E. *fable: Forecasting Models for Tidy Time Series*. [S.l.], 2021. R package version 0.3.1. Disponível em: <<https://cloud.r-project.org/web/packages/fable/index.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 65 e 98.

PARKER, S. K.; MORGESON, F. P.; JOHNS, G. One hundred years of work design research: Looking back and looking forward. *Journal of applied psychology*, American Psychological Association, v. 102, n. 3, p. 403–420, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1037/apl0000106>>. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 74.

PESOLE, A.; BRANCATI, M. C. U.; FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; BIAGI, F.; VAZQUEZ, I. G. *Platform Workers in Europe: Evidence from the COLLEEM Survey*. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/iptwpa/jrc112157.html>>. Citado na página 31.

PRATT, G. A. Is a Cambrian Explosion Coming for Robotics? *Journal of Economic Perspectives*, v. 29, n. 3, p. 51–60, September 2015. Disponível em: <<https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.29.3.51>>. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 70.

PROBST, P.; BOULESTEIX, A.-L. To tune or not to tune the number of trees in random forest? arXiv, 2017. Disponível em: <<https://arxiv.org/abs/1705.05654>>. Citado na página 62.

SCHAPIRE, R. E.; FREUND, Y.; BARTLETT, P.; LEE, W. S. Boosting the margin: A new explanation for the effectiveness of voting methods. *The Annals of Statistics*, Institute of Mathematical Statistics, v. 26, n. 5, p. 1651–1686, 1998. ISSN 00905364. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/120016>>. Citado na página 65.

TOLAN, S.; PESOLE, A.; MARTÍNEZ-PLUMED, F.; FERNÁNDEZ-MACÍAS, E.; HERNÁNDEZ-ORALLO, J.; GÓMEZ, E. *Measuring the Occupational Impact of AI: Tasks, Cognitive Abilities and AI Benchmarks*. Seville, 2020. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/ipt/laedte/202002.html>>. Citado 41 vezes nas páginas 17, 20, 21, 42, 45, 46, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 60, 69, 74, 79, 81, 82, 83, 84, 85, 86, 88, 89, 90, 92, 93, 94, 96, 99, 100, 101, 102, 103, 105, 108, 121, 122 e 123.

TRAJTENBERG, M. Artificial Intelligence as the Next GPT: A Political-Economy Perspective. In: _____. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press, 2019. p. 175–186. Disponível em: <<http://www.nber.org/chapters/c14025>>. Citado 3 vezes nas páginas 16, 22 e 68.

TYRALIS, H.; PAPACHARALAMPOUS, G. Variable selection in time series forecasting using random forests. *Algorithms*, v. 10, n. 4, 2017. ISSN 1999-4893. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1999-4893/10/4/114>>. Citado na página 62.

USA. Department of Labor. Secretary's Commission on Achieving Necessary Skills and Department of Labor and Secretary's Commission on Achieving Necessary Skills and United States Department of Labor Secretary's Commission on Achieving neces and others. *Learning a living: a blueprint for high performance: a SCANS report for America 2000*. Washington, DC: US Government Printing Office, 1992. Citado na página 38.

VAN DER LOO, M. The stringdist package for approximate stringmatching. *The R Journal*, v. 6, p. 111–122, 2014. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=stringdist>>. Citado na página 59.

WANG, E.; COOK, D.; HYNDMAN, R.; O'HARA-WILD, M. *tsibble: Tidy Temporal Data Frames and Tools*. [S.l.], 2021. R package version 1.0.1. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/tsibble/index.html>>. Citado 2 vezes nas páginas 65 e 98.

WEBB, M. The impact of artificial intelligence on the labor market. *Available at SSRN 3482150*, 2019. Citado 6 vezes nas páginas 17, 45, 51, 69, 74 e 79.

WEI, W. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Addison Wesley, 2006. (Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods). ISBN 9780321322166. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=aY0QAQAIAAJ>>. Citado na página 61.

WOLBERS, T.; HEGARTY, M. What determines our navigational abilities? *Trends in Cognitive Sciences*, v. 14, n. 3, p. 138 – 146, 2010. ISSN 1364-6613. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364661310000021>>. Citado na página 38.

WOLPERT, D. H.; MACREADY, W. G. An efficient method to estimate bagging's generalization error. *Machine Learning*, Springer, v. 35, n. 1, p. 41–55, 1999. Citado na página 66.

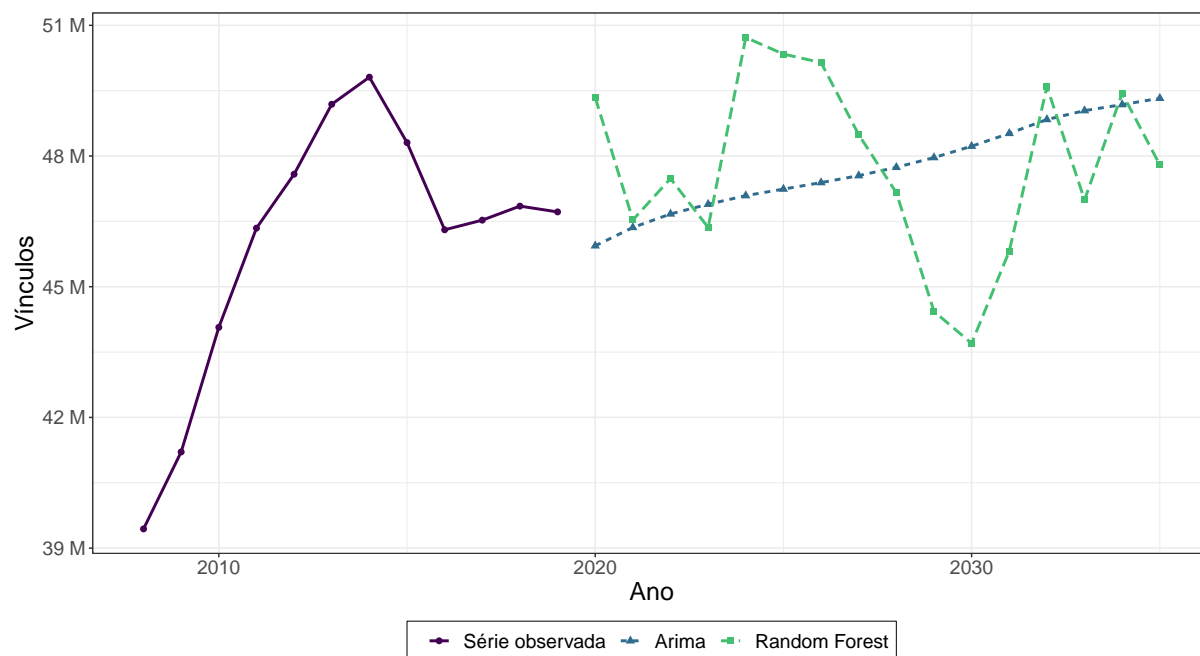
YAN, W. Toward automatic time-series forecasting using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, v. 23, n. 7, p. 1028–1039, 2012. Citado na página 62.

ZHANG, D.; MISHRA, S.; BRYNJOLFSSON, E.; ETCHEMENDY, J.; GANGULI, D.; GROSZ, B.; LYONS, T.; MANYIKA, J.; NIEBLES, J. C.; SELLITTO, M.; SHOHAM, Y.; CLARK, J.; PERRAULT, R. *The AI Index 2018 Annual Report*. 2019. Citado 3 vezes nas páginas 21, 75 e 76.

ZHANG, G. P. An investigation of neural networks for linear time-series forecasting. *Computers & Operations Research*, v. 28, n. 12, p. 1183–1202, 2001. ISSN 0305-0548. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054800000332>>. Citado na página 62.

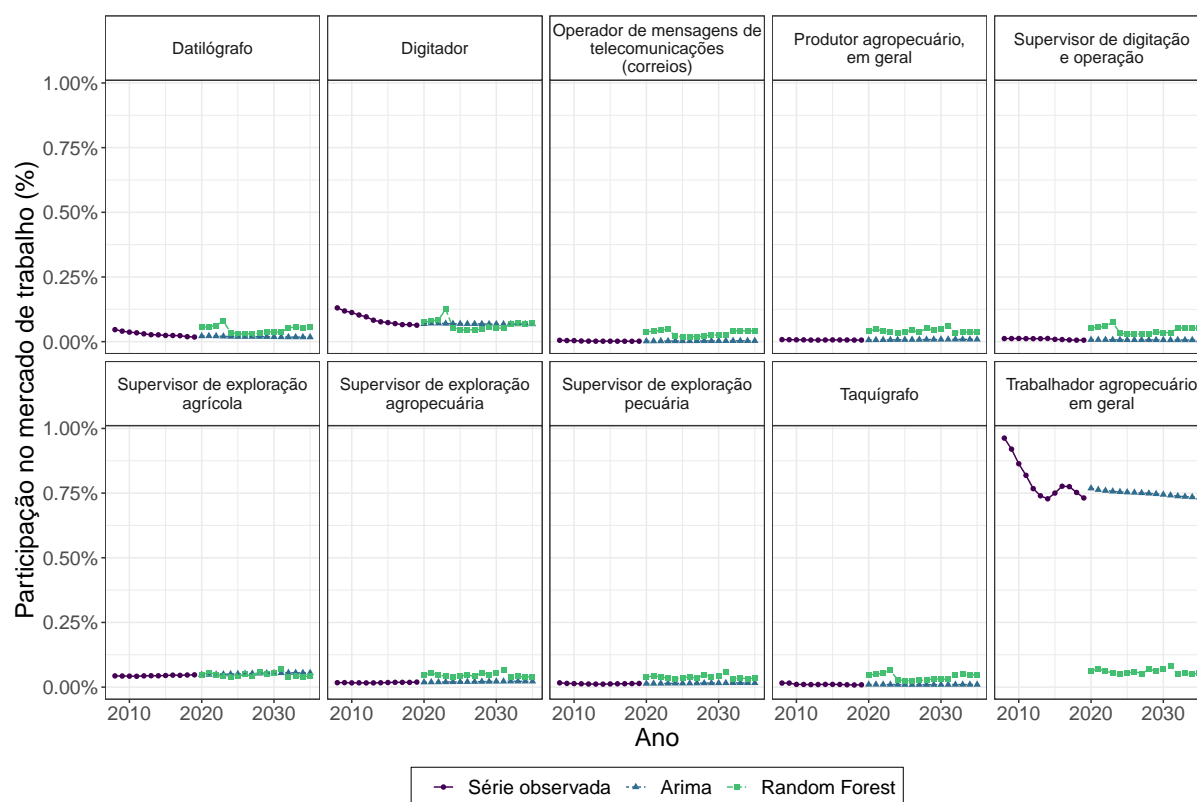
Apêndice A – Figuras adicionais do Capítulo 5

Figura 25 – Número de vínculos no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)



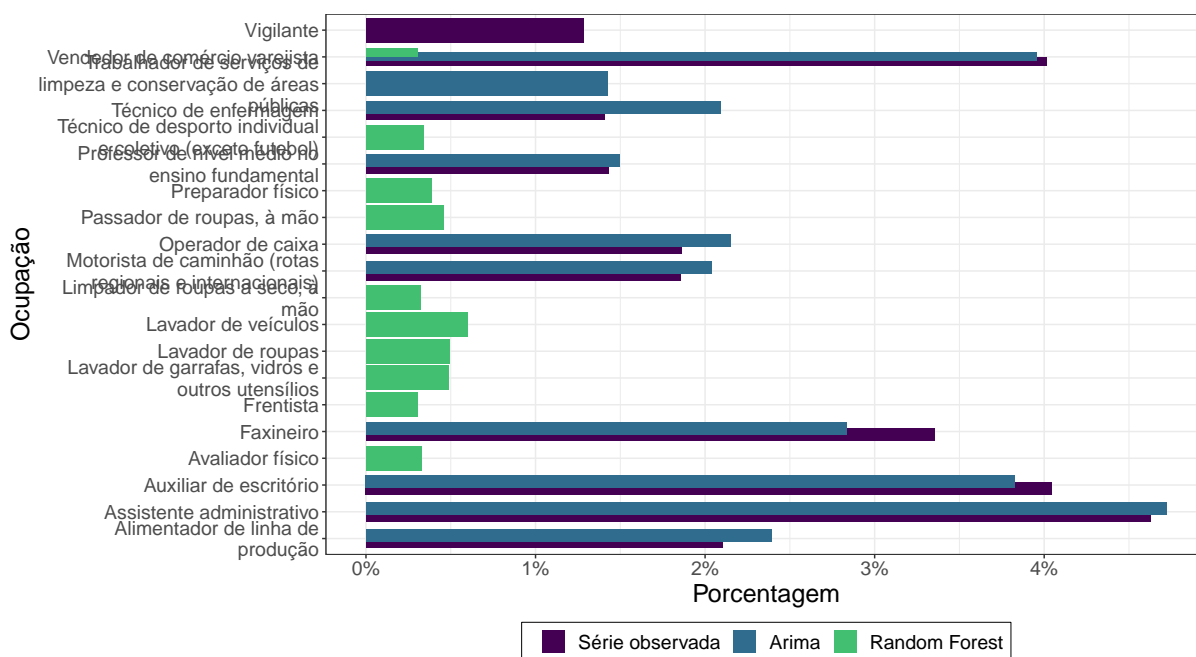
Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado e *random forest* para 2020 a 2035.

Figura 26 – Índice de impacto da inteligência artificial sobre as dez ocupações mais recorrentes nas projeções para a RAIS em 2035



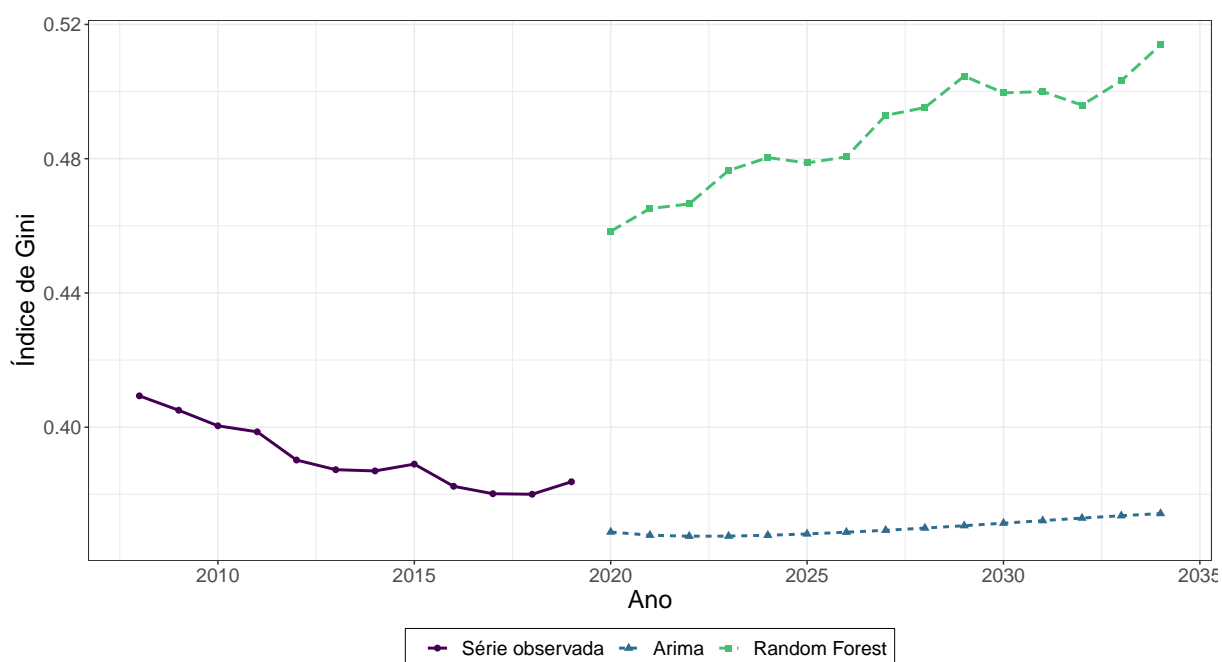
Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado e *random forest* para 2020 a 2035.

Figura 27 – Participação das dez ocupações mais recorrentes por modelo no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)



Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado e *random forest* para 2020 a 2035.

Figura 28 – Índice de Gini para a renda do trabalho no mercado de trabalho formal brasileiro (2008-2035)



Fonte: Elaboração própria a partir dos microdados da RAIS e de Tolan *et al.* (2020) para o período de 2008 a 2019 e dos modelos ARIMA univariado e *random forest* para 2020 a 2035.