

# MUDANÇA TECNOLÓGICA E POLARIZAÇÃO DO EMPREGO NO BRASIL

## TECHNOLOGICAL CHANGE AND POLARIZATION OF EMPLOYMENT IN BRAZIL

Gabriella Rodrigues Rocha<sup>1</sup>

Daniela Verzola Vaz<sup>2</sup>

### RESUMO

Os avanços tecnológicos provocam mudanças nos padrões de emprego, emergindo, dessa forma, o fenômeno da polarização do emprego. Sendo assim, este estudo analisa a polarização do emprego no mercado de trabalho brasileiro. A metodologia adotada é o Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI) proposto por Autor e Dorn (2013) e aplicado ao setor da indústria de transformação para os anos de 2003, 2013 e 2018. Também foram analisadas as variáveis que influenciam a probabilidade de desempenhar tarefas rotineiras, manuais ou abstratas, usando um logit multinomial. Observou-se que a maioria dos grandes grupos ocupacionais apresentam valores negativos de RTI, indicando que os empregos se encontram polarizados. Porém, entre 2003 e 2018, a intensificação da polarização foi baixa. Os resultados do logit multinomial apontam que as chances de desempenhar tarefas abstratas aumentam quando o trabalhador tem ensino superior, acumula mais experiência profissional e trabalha em empresas de médio porte.

**Palavras-chave:** Progresso Técnico, Indústria 4.0, Mercado de Trabalho, Polarização do Emprego, Indústria de Transformação.

### ABSTRACT

Technological advances cause changes in employment patterns. From these changes emerged the phenomenon of employment polarization. Therefore, this study analyzes the polarization of employment in the Brazilian labor market. The methodology adopted is the Routine Task Intensity Index (RTI) proposed by Autor and Dorn (2013), applied to the manufacturing industry, using 2003, 2013, and 2018. We also investigate the variables that influence the probability of performing routine, manual, or abstract tasks using a multinomial logit model. Results show that most occupational groups, in all years, have negative RTI values, indicating that jobs are polarized. However, there is no substantial change in RTI values between 2003 and 2018. The multinomial logit estimates show that the chances of performing abstract tasks increase when the worker has higher education, accumulates more professional experience, and works in medium-sized companies.

**Keywords:** Technical Progress, Industry 4.0, Labor Market, Job Polarization, Manufacturing Industry.

**Código JEL:** J24

---

<sup>1</sup> Doutoranda em Economia pela Universidade Estadual Paulista (UNESP). Mestre em Economia e Desenvolvimento pela Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP) | ORCID: 0000-0001-8207-6815 | E-mail: gabriellarrocha@unesp.br

<sup>2</sup> Doutora, mestre e bacharel em Ciências Econômicas pela Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP). Professora adjunta do Departamento de Economia da Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP) | ORCID: 0000-0003-4505-6318 | E-mail: daniela.vaz@unifesp.br

## 1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento tecnológico pode causar múltiplas formas de ruptura desde mudanças na demanda por qualificação da força de trabalho até mudanças na estrutura do mercado, com a necessidade de novos modelos de negócios, novos padrões de comércio e investimento, novas ameaças à segurança (digital) empresarial e amplos desafios aos processos sociais e até políticos.

Ao longo dos tempos, desde a Primeira Revolução Industrial (importantes pela incorporação das máquinas e pela produção em larga escala) até a Terceira Revolução Industrial, também conhecida por Revolução da Informatização (com a introdução das tecnologias de informação), houve importantes mudanças na estruturação do mercado de trabalho, resultando na extinção de algumas ocupações (por se tornarem defasadas) e criação de outras. Em 2011, foi criado o termo Indústria 4.0, que diz respeito às transformações causadas pela fusão de tecnologias digitais que permeiam as esferas física, digital e biológica. Segundo Tessarini e Saltorato, “trata-se de um novo modelo de produção, em que máquinas, ferramentas e processos estarão conectados à internet através de sistemas cyber-físicos, interagindo entre si, e com capacidade de operar, tomar decisões e se corrigir praticamente de forma autônoma” (2018, p. 743-744). Em outras palavras, sofisticação da inteligência artificial. Por sua grandiosidade, a Indústria 4.0 está sendo considerada a Quarta Revolução Industrial, sendo um dos seus principais impactos sociais a modificação nas relações de emprego.

Nesse contexto, emerge a importância do progresso inovativo tanto para empresas quanto para países, a fim de que se tornem competitivos no ambiente capitalista. Por esse motivo, vêm ocorrendo pelo mundo avanços das políticas industriais voltadas para o desenvolvimento das tecnologias digitais. Seguindo em direção contrária, o Brasil investe pouco em Pesquisa e Desenvolvimento (P &D) no âmbito das empresas e em difusão de novas tecnologias em relação aos países desenvolvidos, conforme o Índice Global de Inovação (GII).

Cabe destacar que, devido aos fatores históricos, sociais e econômicos, o Brasil é um país periférico, tendo uma condição de dependência tecnológica. Toledo (2019) explica que, desde a década de 1970, quando vários países da América Latina incorporaram, com atraso de décadas, as tecnologias de máquinas de produção em larga escala, os países centrais avançaram para a revolução das tecnologias da informação e comunicação. Segundo o autor, desde então os países latino-americanos não conseguiram atualizar sua estrutura produtiva em relação aos países centrais, tendo como agravante uma perda acentuada do dinamismo e complexidade de seus setores industriais.

Apesar disso, o Brasil é um dos principais destinos de investimentos estrangeiros diretos e investimentos em novas áreas, o que facilita a transferência de tecnologia. O setor industrial brasileiro, mesmo perdendo participação no Produto Interno Bruto (PIB) nacional, é o 9º maior do mundo, segundo o World Economic Forum (WEF, 2018), e responde por aproximadamente 10% do PIB. Apesar disso, existe uma baixa difusão das tecnologias digitais no país. Segundo a pesquisa da CNI (2016), dentre 29 setores da indústria de transformação e extrativa, 48% apresentam uma das dez tecnologias digitais características da Indústria 4.0.

O desenvolvimento digital exige uma maior qualificação dos trabalhadores, já que quanto maior o nível educacional, menor o risco de perda do posto de trabalho. Desse modo, os trabalhadores não qualificados ou pouco qualificados são mais predispostos a sofrerem com os custos do desenvolvimento digital, perdendo seus empregos, uma vez que são mais propensos a não se adaptarem às novas tecnologias e a não se beneficiarem das novas oportunidades oriundas da transformação digital, o que pode intensificar a polarização do emprego.

A abordagem ou perspectiva analítica de polarização do emprego surge inicialmente com o artigo *The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration*, de Autor, Levy e Murnane (2003), no qual procurou-se explicar o que os computadores fazem no local de trabalho e como eles interagem com o ofício humano, apresentando a hipótese de rotinização. A rotinização se apoia nas hipóteses de que o capital computacional substitui os trabalhadores na execução de um conjunto de tarefas de rotina e os complementa na execução de tarefas não rotineiras, ocasionando o aumento do fluxo de trabalhadores de baixa qualificação para atender as ocupações da parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais. Sendo assim, a polarização do emprego se refere às mudanças ocorridas nos padrões ocupacionais (avanços tecnológicos), caracterizadas pelo crescimento do emprego na parte inferior e na parte superior da distribuição de renda e no deslocamento de trabalhadores para a parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais.

A partir dessa literatura, a polarização do emprego em razão da adoção de tecnologias nas empresas, vem sendo observada em vários países, como nos Estados Unidos desde 1980 com os estudos de Autor, Levy e Murnane (2003), Acemoglu e Autor (2011) e Autor e Dorn (2013); no Reino Unido por Goos, Manning e Salomons (2014); na Espanha por Consoli e Sánchez-Barrioluengo (2018); em Portugal por Fonseca, Lima e Pereira (2018) e Silva (2018); e em dez países da Europa Central e Oriental por Keister e Lewandowski (2016). Além disso, Hardy, Lewandowski, Park e Yang (2018) encontraram polarização em 42 países cobertos pelo Programme for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC) no período de 2012 a 2014. No Brasil, a polarização do emprego tem sido evidenciada nos trabalhos de Bressan e Hermeto (2009), Funchal e Soares (2013, 2016), Olivieri (2016), Reis (2016), Corseuil, Poole e Almeida (2018), Santos, Vaz e Oliveira (2019) e Sulzbach (2020).

Com base na teoria de Autor, Levy e Murnane (2003), fica evidente que quanto maior for o avanço do desenvolvimento tecnológico, maior o fenômeno da polarização, a exemplo do que foi observado nos Estados Unidos e na Europa com o aumento do uso de tecnologias de informação nas empresas e, nos últimos anos, com a adoção de tecnologias digitais. No Brasil, conforme apontam as pesquisas citadas anteriormente, a difusão de tecnologias de informações nas empresas provocou polarização do emprego, embora de baixa intensidade. Diante da ínfima propagação das tecnologias digitais no país, pode-se formular a seguinte pergunta de pesquisa: qual a intensidade da polarização do emprego no setor da indústria de transformação brasileira?

Como a implementação de tecnologias nas empresas brasileiras ocorre de forma lenta e com certo atraso, a hipótese para esse questionamento é que se mantenha a baixa intensidade da polarização no Brasil. No entanto, é importante acompanhar a evolução do fenômeno, uma vez que, embora nos últimos anos tenham ocorrido melhoras nos indicadores educacionais, apenas cerca de 17% da população tem ensino superior. Dessa forma, a maioria dos trabalhadores brasileiros estão sujeitos a não se beneficiarem das oportunidades de trabalho oriundas do progresso técnico, o que, por sua vez, pode intensificar a precarização do trabalho.

Diante disso, este artigo usa uma abordagem baseada em tarefas para investigar a intensificação da polarização do emprego na distribuição de habilidades ocupacionais, em razão da adoção de tecnologias na indústria de transformação brasileira. Cabe destacar que a maioria da literatura analisa a polarização do emprego nas distribuições de habilidades ocupacionais e salários, uma vez que eles assumem uma relação de causa e efeito. No entanto, nesta pesquisa, a polarização do emprego será analisada apenas na distribuição de habilidades ocupacionais. Os atuais progressos tecnológicos permitem que as tecnologias executem

diretamente a terceirização de algumas tarefas do trabalho, mais especificamente, as tarefas rotineiras (de baixo nível de qualificação), causando mudanças substanciais nos retornos de certos níveis de habilidades e na atribuição das habilidades às tarefas (AUTOR; LEVY; MURNANE, 2003, ACEMOGLU; AUTOR, 2011).

A partir disso, a metodologia empregada para a análise consistirá no cálculo do Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI) proposto por Autor e Dorn (2013). O RTI será aplicado ao setor da indústria de transformação, usando-se os microdados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) para os anos de 2003, 2013 e 2018.

Além do cálculo do RTI, serão analisadas, por meio de um modelo de logit multinomial, as variáveis que influenciam a probabilidade de um indivíduo desempenhar atividades rotineiras, manuais ou abstratas. Pretende-se, em particular, investigar como os fatores (experiência profissional, escolaridade, tamanho da empresa, localização geográfica e sexo) afetam a probabilidade de desempenhar determinado tipo de tarefa.

Este artigo está dividido em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda seção apresenta a revisão da literatura. Na terceira, são descritas a metodologia para construção do RTI e a estratégia empírica para aplicação do logit multinomial. Na quarta seção os resultados obtidos na pesquisa são discutidos. Por fim, na quinta seção, as considerações finais.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Polarização do emprego

Levy e Murnane (2003) formalizam a teoria de que a rápida adoção da tecnologia de computadores nas empresas – devido ao declínio em seus preços reais – modificou as tarefas executadas por trabalhadores em seus empregos e a demanda por qualificação da mão de obra, conhecida como hipótese de rotinização. Os autores explicam que essa abordagem parte de uma série de observações intuitivas de cientistas sobre as tarefas que os computadores são mais adequados para realizar e como esses recursos complementam ou substituem as habilidades humanas no local de trabalho. Desse modo, a rotinização se apoia na hipótese de que o capital computacional substitui os trabalhadores na execução de um conjunto de tarefas de rotina e os complementa na execução de tarefas não rotineiras.

Assim, Autor, Levy e Murnane (2003) classificam as ocupações em categorias de tarefas rotineiras, que compreendem a execução de um conjunto limitado e bem definido de atividades que requerem repetição metódica de um procedimento fixo, podendo ser realizadas por máquinas seguindo regras programadas explícitas, e não rotineiras, que são aquelas cujos procedimentos são implícitos, não apresentando regras suficientemente compreendidas para serem codificadas e executadas por máquinas. Para realizar essa classificação, os autores consideram o conjunto de características ocupacionais, ou seja, habilidades e requisitos do trabalho, contidos no Dicionário de Títulos Profissionais (DOT)<sup>3</sup> dos Estados Unidos da América (EUA). Por meio da técnica de análise de componentes principais, cria-se um índice que sintetiza a intensidade rotineira das ocupações. Então, as ocupações dos EUA, quando considerada sua classificação ao nível de agregação de três dígitos, são classificadas como rotineiras ou não rotineiras, a depender do *score* recebido. São considerados cinco tipos de habilidades na análise:

---

<sup>3</sup> O DOT contém uma descrição de todas as ocupações dos EUA, com informações sobre as características dos empregos coletadas no final da década de 1970.

- **Cognitivas de rotina:** associadas a definir limites, tolerâncias ou padrões;
- **Manuais de rotina:** correspondentes à destreza dos dedos;
- **Analíticas não rotineiras:** relacionadas ao gerenciamento eletrônico de documentos e matemática, conhecido como GED MATH;
- **Interativas não rotineiras:** relativas à direção, controle e planejamento;
- **Manuais não rotineiras:** correspondentes à coordenação do olho, mão e pé.

As mudanças nos retornos das habilidades e a evolução das desigualdades salariais apresentadas por Autor, Levy e Murnane (2003) baseiam-se no modelo canônico, segundo o qual não há distinção entre habilidades e tarefas, ou seja, os trabalhadores de alta e baixa qualificação produzem dois bens imperfeitamente substituíveis. Dessa forma, a análise de tendências de emprego é realizada por estimativas dos efeitos audazes das tarefas dos trabalhadores para obter estimativas consistentes para as tendências de cada prêmio de salário-tarefa. Logo, a polarização do emprego é caracterizada pelo crescimento do emprego na parte inferior e na parte superior da distribuição de renda, em que a tecnologia é tratada como exógena – a mudança técnica é naturalmente tendenciosa.

Com o avanço da literatura, Acemoglu e Autor (2011) propõem uma metodologia de enriquecimento do modelo canônico para que haja uma análise mais eficiente dos mercados modernos, destacando a importância da diferenciação entre as habilidades e tarefas. Os autores destacam que a tarefa é uma unidade de atividade de trabalho que produz bens e serviços, enquanto que a habilidade é um conjunto de recursos de um trabalhador para executar várias tarefas. Logo, os trabalhadores aplicam suas dotações de habilidades à tarefa em troca de salários, e as habilidades aplicadas produzem resultados. A análise da polarização do emprego, segundo o autor, pode ser identificada nas mudanças ocorridas nas distribuições de habilidades ocupacionais e salários – em que, a oferta de habilidades (baixa, média e alta habilidade) corresponde à vantagem comparativa ricardiana de grupos de habilidades diferentes entre tarefas. Dados os salários para diferentes tipos de habilidades no mercado, as tecnologias incorporadas ao capital e o comércio ou a terceirização contribuem para a concorrência na realização de várias tarefas e são aplicados em condição de equilíbrio que depende de custos e vantagens comparativas. Acemoglu e Autor (2011) também identificam o fenômeno da polarização por meio da composição industrial – com ajuda da metodologia de decomposição de turno-compartilhamento.

Dessa forma, por meio da hipótese de Autor, Levy e Murnane (2003), Acemoglu e Autor (2011) caracteriza o conteúdo da tarefa dos trabalhadores dos Estados Unidos utilizando os descritores da Occupational Information Network (O\*NET), alocando as habilidades para a tarefa. São consideradas as seguintes categorias:

- **Tarefas rotineiras cognitivas:** que são atividades como contabilidade e trabalho de escritório e caracterizadas como de baixa qualificação.
- **Tarefas rotineiras manuais:** trabalhos repetitivos e de monitorização de linha de produção. Requerem baixa qualificação.
- **Tarefas não rotineiras manuais:** atividades que exigem reconhecimento visual e interação pessoal, como secretários e motoristas. Embora simples, exigem habilidades que não podem ser descritas em um conjunto de regras programáveis, como conhecer o seu próprio corpo, o trânsito da cidade, decifrar uma caligrafia rabiscada etc., não sendo, portanto, tarefas rotineiras. Requerem qualificação intermediária.

- **Tarefas não rotineiras abstratas:** exigem capacidade de resolução de problemas, intuição e criatividade, como um diretor de uma empresa. São tarefas que requerem alta qualificação.

Cabe ressaltar que outras classificações foram desenvolvidas em contraposição à de Autor, Levy e Murnane (2003), como a proposta por Marcolin, Miroudot e Squicciarini (2016). No entanto, essa classificação utiliza parte das informações da metodologia de Autor, Levy e Murnane (2003) para abordar a ligação entre o conteúdo rotineiro das tarefas e a dotação de habilidades da força de trabalho. Sendo assim, Marcolin, Miroudot e Squicciarini (2016) não conseguem cumprir o objetivo de se afastar da metodologia de Autor, Levy e Murnane (2003). Cumpre notar que as metodologias mais usadas na literatura são as de Autor, Levy e Murnane (2003) e de Acemoglu e Autor (2011).

## 2.2 Evidências anteriores na literatura empírica nacional

Com ajuda da teoria de Autor, Levy e Murnane (2003), as preocupações com os impactos das mudanças tecnológicas no mercado de trabalho impulsionaram diversas pesquisas, que apresentaram evidências de polarização do emprego e dos salários, entre outros fatores, em vários países. No Brasil, essa literatura foi abordada nos trabalhos de Soares Junior (2009), Bressan e Hermeto (2009), Funchal e Soares (2013, 2016), Olivieri (2016), Reis (2016), Corseuil, Poole e Almeida (2018), Santos, Vaz e Oliveira (2019), Gonzaga e Guanziroli (2019) e Sulzbach (2020).

Soares Junior (2009) verifica a capacidade do modelo apresentado por Autor, Levy e Murnane (2003) em explicar o efeito da difusão dos computadores na demanda por tarefas rotineiras e não rotineiras, no período entre 1985 e 2002. Para isso, o autor mensura a demanda por cada tipo de tarefa em cada ocupação, utilizando as descrições da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO) e os dados da Relação Anual de Informações Sociais. A classificação das ocupações segue a tipologia de Autor, Levy e Murnane (2003) e a padronização de Spitz-Oener (2006). A pesquisa constata o aumento na demanda por tarefas não rotineiras em função da adoção de computadores no mercado de trabalho brasileiro entre 1985 e 2002, confirmando as proposições de Autor, Levy e Murnane (2003).

Bressan e Hermeto (2009) investigam a polarização do mercado de trabalho brasileiro no período de 1983 a 2003 em ocupações que exigem processos tecnológicos *versus* ocupações não-substituíveis pela tecnologia. Os autores também investigaram as diferenças de remuneração, administração de recursos tecnológicos e habilidades complexas entre homens e mulheres. Utilizando os dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD), são atribuídos *scores* às ocupações, classificando-as em grupos ocupacionais consoante a proposta de Autor, Levy e Murnane (2003). Os resultados confirmam a hipótese de polarização. Além disso, regressões quantílicas para salários mostram um prêmio associado às ocupações não rotineiras e não manuais à medida que se transita para o topo superior da distribuição de rendimento.

Funchal e Soares (2013) analisam os efeitos da liberalização do comércio tecnológico sobre a demanda por diferentes competências no mercado de trabalho. Com ajuda dos dados da RAIS para os anos de 1994 a 2002, as ocupações da CBO1994 foram classificadas em tarefas, seguindo a tipologia de Autor, Levy e Murnane (2003). Para investigar as mudanças na demanda por tarefas, foram construídos índices, assim como em Soares Junior (2009). Os resultados apontam que houve um aumento na demanda por tarefas complementares à tecnologia de computadores – as não rotineiras – e redução na demanda por tarefas de rotina, que foram substituídas. Os autores constatam que essas mudanças na demanda por tarefas não foram consequência de alterações nas tarifas de importação.

Em trabalho posterior, Funchal e Soares (2016) observam mudanças na demanda por diferentes tipos de atividades no mercado de trabalho brasileiro no período de 1985 a 2002. Os autores adotam o modelo de Autor, Levy e Murnane (2003) e a padronização de Spitz-Oener (2006) para classificar as ocupações da CBO de 1994 e de 2002 com ajuda de dados RAIS. Os resultados apontam para um aumento na demanda por atividades não rotineiras analíticas e interativas e a redução na demanda por atividades rotineiras manuais, confirmando a hipótese do modelo. Além disso, os autores também constatam um aumento na demanda por atividades rotineiras cognitivas, fato não explicado pelo modelo de Autor, Levy e Murnane (2003).

Olivieri (2016) analisa as dinâmicas da diferença salarial entre homens e mulheres no Brasil, usando dados da PNAD, entre os anos de 2002 e 2013. A CBO é classificada seguindo as descrições de Funchal e Soares (2013), que, por sua vez, seguem a tipologia baseada em Autor, Levy e Murnane (2003). A autora constata que as mudanças na demanda por trabalho remanejaram a distribuição de tarefas (sobretudo as não rotineiras) e seus retornos, diminuindo a diferença salarial por sexo entre 2002 e 2014.

Reis (2016) aponta que a análise do mercado de trabalho com base em tarefas requer informações detalhadas quanto às atividades desenvolvidas pelos trabalhadores em seus empregos, sendo esse o motivo das limitações na aplicação do modelo de tarefas para o Brasil. Dessa forma, a alternativa proposta pelo autor para classificar as ocupações brasileiras, seguindo as descrições de Autor, Levy e Murnane (2003) e Autor, Katz e Kearney (2008), é utilizar as informações da CBO 2010 com os dados do Censo 2010. Os autores destacam que esse tipo de classificação pelo tipo de tarefa ajuda a compreender questões relevantes para o mercado de trabalho brasileiro.

Corseuil, Poole e Almeida (2018) estimam o impacto das tecnologias digitais sobre o conteúdo das tarefas das ocupações de empregos brasileiros. Por intermédio dos dados da RAIS, para os anos de 1999 a 2006, os autores discriminam as ocupações da CBO por tipo de tarefa a partir de Acemoglu e Autor (2011). Por fim, concluem que as indústrias intensivas em tecnologia localizadas em cidades com acesso antecipado à internet reduzem sua dependência relativa de tarefas manuais e rotineiras, e que a adoção de tecnologias digitais altera a composição de habilidades das indústrias e cidades em direção a tarefas cognitivas e não rotineiras.

Santos, Vaz e Oliveira (2019) analisam a evolução do prêmio salarial associado aos trabalhadores em ocupações com diferentes níveis de requisitos de habilidades no mercado de trabalho brasileiro entre 2006 e 2016. A análise é feita à luz da teoria Skill Biased Technological Change (SBT). Utilizando a RAIS, os autores classificam as ocupações da CBO em tarefas seguindo a categorização de Autor, Levy e Murnane (2003). Os resultados indicam uma crescente evolução do prêmio salarial para trabalhadores que desempenham tarefas não manuais e não rotineiras, tarefas que exigem habilidades cognitivas, analíticas e interpessoais, indo ao encontro com o que aponta a teoria SBTC.

Gonzaga e Guanzioli (2019) investigam se os retornos da aprendizagem *on the job* dependem dos tipos de empregos realizados pelos trabalhadores, ou seja, testam se os empregos intensivos em tarefas não rotineiras levam a um aumento do acúmulo de capital humano comparado com empregos predominantemente intensivos em rotina. Para isso os autores definem as ocupações em tipos de tarefas seguindo a tipologia de Autor, Levy e Murnane (2003) e o padrão de Spitz-Oener (2006), utilizando a base de dados da RAIS de 2003 a 2010. A classificação permite decompor a experiência total dos trabalhadores no mercado de trabalho em experiência por tarefas rotineiras e não rotineiras, estimando-se os retornos para ambos os tipos de experiência de tarefas. Os autores mostram que o retorno à experiência é maior para os trabalhadores que desempenham tarefas não rotineiras em comparação com trabalhadores que

executam tarefas rotineiras. Além disso, a diferença entre o retorno à experiência para tarefas rotineiras e não rotineiras aumenta com a escolaridade.

Sulzbach (2020) discorre três ensaios sobre a polarização dos empregos e dos salários no Brasil, em que são apresentados a seguir:

O primeiro, analisa a desigual distribuição por sexo da crescente procura por trabalhadores altamente qualificados, investigando a importância das competências sociais na crescente probabilidade de mulheres trabalharem em um emprego bom (*good job*) no mercado de trabalho altamente qualificado. A partir disso, a autora discrimina as ocupações da CBO seguindo a metodologia de Autor, Levy e Murnane (2003) e Deming (2017), usando os microdados da RAIS para os anos de 1994 a 2017. Os resultados mostram uma relação positiva entre as competências sociais requeridas nas ocupações e a proporção feminina observada.

No segundo ensaio, Sulzbach (2020) apresenta a resolução do *puzzle* relativo à polarização dos salários no Brasil, propondo uma forma alternativa de analisar a polarização dos salários por meio da estimativa dos preços das tarefas (*task price*), utilizando dados de painel a nível individual e os índices de tarefas contínuos de cada ocupação. Nesse ensaio, a autora argumenta que a classificação proposta por Acemoglu e Autor (2011) não é pertinente para o Brasil, pois a agregação de ocupações não se ajusta adequadamente à intensidade da tarefa, uma vez que a CBO direciona mais sua atenção às especificidades das funções ocupacionais do que às competências por elas exigidas. Dessa forma, por intermédio dos dados da RAIS para os anos de 2002 a 2014, a autora utiliza índices contínuos para classificação de tarefas de ocupações, seguindo a mesma classificação do ensaio anterior. Os resultados mostram um aumento acentuado no retorno das tarefas cognitivas entre os dois períodos analisados (2002-2003-2004 e 2012-2013-2014), tendo o avanço do preço das tarefas manuais sido mais suave no mesmo período, e o retorno das tarefas de rotina não se alterado. Essas evidências sugerem a existência de polarização na estrutura salarial no Brasil, tal como observado em vários outros países.

Por fim, o terceiro ensaio apresenta a tendência divergente nas mudanças de emprego ao longo da distribuição de salários entre os setores formal e informal, analisando o impacto do conteúdo das tarefas exigidas por cada ocupação na probabilidade de um indivíduo ser informal e na diferença salarial entre estes dois setores. A classificação das ocupações em tarefas foi a mesma utilizada no primeiro ensaio, mas a base de dados utilizada é a PNAD para os anos de 2003 e 2015. Os resultados mostram que a probabilidade de um indivíduo ser informal está positivamente correlacionada apenas com as exigências de tarefas manuais.

Este artigo pretende contribuir para a literatura trazendo novas evidências de polarização do emprego, assim como de sua intensidade, em razão da adoção de tecnologias na indústria de transformação brasileira. Para tanto, adota-se a tipologia de Acemoglu e Autor (2011) para classificar as ocupações da CBO2002, pois esta atende melhor aos mercados modernos, e o Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI) proposto por Autor e Dorn (2013). Também se pretende avaliar como as características dos trabalhadores afetam a probabilidade de desempenhar tarefas abstratas, manuais não rotineiras e rotineiras, por meio de um modelo logit multinomial.

### **3. METODOLOGIA**

#### **3.1 Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI)**

Dorn (2013) desenvolve o Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI) por meio da hipótese de rotinização e considerando as mudanças tecnológicas como endógenas.

Para a construção do índice, os autores adotam o modelo de Acemoglu (2011), incorporando a implicação de que quando a elasticidade da substituição na produção entre o capital computacional e o trabalho rotineiro é maior do que a elasticidade da substituição no consumo entre bens e serviços, a trajetória decrescente dos preços dos computadores resulta em queda dos salários dos trabalhadores de baixa qualificação executando tarefas rotineiras em relação aos salários dos trabalhadores de baixa qualificação executando tarefas manuais não rotineiras, enquanto os trabalhadores de alta qualificação permanecem na produção de bens, causando polarização do emprego. Ou seja, os autores partem da hipótese de que a polarização é resultado da interação entre as preferências dos consumidores (aqui os consumidores são os empresários, que demandam mão de obra para a prestação de serviços em suas empresas, e preferem a variedade em detrimento da especialização) e o custo decrescente de automatizar as tarefas rotineiras e codificáveis.

Dessa forma, Autor e Dorn (2013) discriminam as ocupações em diferentes níveis de intensidade, agrupando essas medidas para criar uma medida resumida da intensidade da tarefa de rotina (RTI) por ocupação, calculada como:

$$RTI_k = \ln(T_{k,t}^R) - \ln(T_{k,t}^M) - \ln(T_{k,t}^A) \quad (1)$$

Em que  $T_{k,t}^R$ ,  $T_{k,t}^M$  e  $T_{k,t}^A$  são, respectivamente, as entradas de tarefa rotineira (R), manual, não rotineira (M) e abstrata (A) em cada ocupação  $k$  no ano  $t$ . Nessa medida, são criados grandes grupos ocupacionais, para os quais são analisados o impacto de cada tipo tarefa no valor do índice. O RTI aumenta de acordo com a importância das tarefas rotineiras em cada ocupação e declina na importância de tarefas manuais não rotineiras e abstratas.

O índice RTI assume valores baixos na parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais, em que geralmente predominam as tarefas manuais, e no topo da distribuição de habilidades ocupacionais, em que prevalecem as tarefas abstratas. A intensidade de rotina tem forma de U invertido na habilidade ocupacional. Logo, se a elasticidade da produção exceder a elasticidade do consumo, aumentam os salários dos trabalhadores de baixa qualificação em tarefas manuais em relação ao salário das tarefas rotineiras, aumentando os fluxos de trabalho de baixa qualificação para atender as ocupações na parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais, polarizando as caudas inferiores das distribuições de salários e empregos (AUTOR; DORN, 2013).

Desse modo, quando o RTI é negativo, as ocupações apresentadas são majoritariamente inerentes às tarefas manuais não rotineiras e/ ou abstratas, e quando ele é positivo, há maior número de tarefas rotineiras.

### 3.2 Classificação das ocupações segundo o tipo de tarefa

Para o cálculo do RTI é necessário discriminar as ocupações em categorias de tarefas a depender da ocupação da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO2002). Para verificar com mais precisão os efeitos das tecnologias digitais na Indústria de Transformação, a classificação mais adequada é a proposta por Acemoglu e Autor (2011), criada com base nas competências exigidas para a execução de cada tarefa. Sulzbach (2020), em seu segundo ensaio, argumenta que a tipologia de Acemoglu e Autor (2011) não se enquadra para a CBO, pois a classificação brasileira é mais focada nas especificidades das funções ocupacionais em detrimento das competências exigidas para a execução de uma determinada tarefa. No entanto, tais quais a CBO, a International Standard Classification of Occupations (ISCO88) também não é perfeitamente correspondente ao *Standard Occupational Classification* (SOC)<sup>4</sup> e à tipologia de Acemoglu e

<sup>4</sup> A SOC é a classificação ocupacional dos EUA e abrange todas as ocupações em que o trabalho é realizado por remuneração ou lucro. As ocupações são classificadas com base no trabalho realizado, habilidades, educação, treinamento e credenciais.

Autor (2011). Diante dessa problemática, Fonseca, Lima e Pereira (2018) propõem um método para refinar a correspondência entre os códigos SOC e a ISCO88 à luz dessa tipologia.

Fonseca, Lima e Pereira (2018) selecionam os descritores O\*NET<sup>5</sup> adotando escalas de importância entre 1 e 5, aplicando componentes principais aos descritores para reduzir suas dimensões e encontrar o conteúdo da tarefa, alocando cada ocupação da ISCO88 em sua tarefa predominante, usando a base de dados de quadros de pessoal de Portugal. Os componentes principais são padronizados para terem média 0 e desvio padrão 1 para cada medida de tarefa. Por exemplo, o profissional de ciências físicas, matemáticas e de engenharia obteve a maior pontuação na escala de importância nos intensivos abstratos, com 1,62 pontos, de forma que as ocupações desse grupo são classificadas como tarefas abstratas. Assim, os autores associam cada ocupação à tarefa com maior nível de intensidade, examinando os ofícios nas categorias mais refinadas para melhorar a correspondência entre os códigos, uma vez que o O\*NET é baseado no código SOC e certas categorias ISCO não oferecem uma correspondência perfeita para o SOC. Dessa forma, os autores associam cada ocupação à tarefa para a qual a ocupação tem maior intensidade, em que a ocupação  $i$  na tarefa  $j$  tem uma classificação  $ij$ . A ocupação  $i$  é mais intensiva na tarefa  $j$  se classificar  $ij > \text{rank } inosetork$  com  $k \neq j$ , obtendo-se uma agregação exata das medidas para a maioria das ocupações.

As ocupações que não têm uma agregação exata apresentam descrições correspondentes a mais de uma medida, podendo assumir três categorias [rotineira cognitiva, rotina manual e não rotina manual]<sup>6</sup>. Ou seja, a classificação de Fonseca, Lima e Pereira (2018) consegue extrair as competências exigidas pelas ocupações da ISCO88, com correspondência exata da maioria das ocupações com os códigos SOC.

A CBO2002 apresenta comparabilidade com a ISCO88, então foi possível adotar a classificação de Fonseca, Lima e Pereira (2018) para definir as ocupações da CBO2002 em tarefa rotina (cognitiva ou manual), não rotina manual ou não rotina abstrata, enquadrando a classificação brasileira à tipologia de Acemoglu (2011). É importante evidenciar que Corseuil, Poole e Almeida (2018), citados na seção 2.2, classificam as ocupações da CBO em tarefas seguindo a tipologia de Acemoglu (2011), no entanto, os autores utilizam agrupamentos de habilidades mais amplos do que aqueles descritos no banco de dados O\*NET bruto, agregando as habilidades e atividades dentro de um conjunto para cada ocupação. Desta forma, a classificação de Fonseca, Lima e Pereira (2018) atende melhor os objetivos desta pesquisa.

A CBO2002 apresenta uma distribuição mais detalhada das ocupações do que a ISCO88, com 49 subgrupos. Dessa forma, as ocupações ao nível mais desagregado de cinco dígitos não seguem uma distribuição em subgrupos idêntica à da ISCO88. Logo, não é possível fazer a classificação das ocupações ao nível de dois dígitos, sendo usado o nível de desagregação de cinco dígitos. Para a classificação das ocupações CBO2002 segundo o tipo de tarefa primeiramente foi usada a tabela de conversão ISCO88 – CBO2002<sup>7</sup> para identificar os códigos das ocupações da base CBO2002 na ISCO88. Na tabela de conversão os códigos ISCO88 aparecem em nível mais desagregado, sendo necessário verificar a qual subgrupo pertencem. Em seguida, associa-se cada ocupação a um tipo de tarefa, conforme a tabela de alocação disponibilizada por Fonseca, Lima e Pereira (2018).

<sup>5</sup> O sistema de classificação O\*NET foi criado para garantir que todos os usuários de dados ocupacionais classifiquem os trabalhadores da mesma maneira, sendo a principal fonte de informação ocupacional dos EUA.

<sup>6</sup> De acordo com Fonseca, Lima e Pereira (2018), o subgrupo 52 de ocupações da ISCO88 (Modelos, vendedores e demonstradores) pode apresentar três tipos de tarefas (rotineira cognitiva, rotina manual e manual). Esse agrupamento guarda correspondência com 11 ocupações da CBO2002.

<sup>7</sup> A tabela de conversão pode ser acessada em: <http://www.mteco.gov.br/cbsite/pages/tabua/ConsultasConversao.jsf>

Cabe ressaltar que a maioria da literatura combina em uma única categoria todos os trabalhos de rotina (tarefas rotineiras cognitivas, tarefas rotineiras manuais e tarefas que podem assumir três categorias). No entanto, em alguns países é importante a separação dessas subcategorias, pois tais tarefas assumem importâncias diferentes, principalmente as tarefas rotineiras cognitivas nos setores de serviços e manufatura, como é o caso de Portugal, segundo Fonseca, Lima e Pereira (2018). No caso da indústria de transformação brasileira, as tarefas rotineiras cognitivas não apresentam grande representatividade, como pode ser visto na próxima seção. Desse modo, para facilitar a análise, segue-se a maioria da literatura, unindo-se às subcategorias de tarefas rotineiras e, também, as ocupações que podem assumir três tipos de tarefas.

No cálculo do RTI, como foi dito na seção 3.1, foram considerados grandes grupos ocupacionais para verificar o impacto de cada tipo tarefa no valor do índice. Os grandes grupos seguem a estrutura da CBO2002, semelhante a ISCO88 utilizada por Fonseca, Lima e Pereira (2018). Ambas contam com dez grandes grupos ocupacionais, porém, como o enfoque desta pesquisa é o setor privado, não foram considerados os grandes grupos membros das forças armadas, policiais e bombeiros militares e membros superiores do poder público, dirigentes de organizações de interesse público e de empresas estatais. Dessa forma, foram considerados para esta pesquisa oito grandes grupos. Cabe destacar que a distribuição das ocupações nos grandes grupos foi feita ao nível mais desagregado de cinco dígitos, devido ao fato da CBO2002 ter mais subgrupos ocupacionais do que a ISCO88.

### 3.3 Base de Dados

Para esta pesquisa, a principal variável utilizada é a ocupação do trabalhador, que obedece a Classificação Brasileira de Ocupações (CBO). A CBO reconhece, nomeia e codifica os títulos e descreve as características das ocupações do mercado de trabalho brasileiro. A estrutura básica da CBO foi criada em 1977, por intermédio do convênio com a Organização Internacional do Trabalho (OIT), tendo como base a International Standard Classification of Occupations (ISCO) de 1968. Com base na nova metodologia internacional publicada em 1988 (ISCO88), a CBO foi reformulada e sua nova versão publicada em agosto de 2002, entrando em vigor na RAIS de 2003. É essa comparabilidade entre a CBO2002 e a ISCO88 que permite que seja feita a classificação das ocupações brasileiras segundo o tipo de tarefa predominante (manual, abstrata ou rotineira).

As edições da RAIS utilizadas nesta pesquisa são as dos anos de 2003, 2013 e 2018. A escolha do ano de 2003 se justifica por ser o ano em que entra em vigor a CBO2002. Adicionalmente, também se consideram as transformações econômicas da China nos últimos 30 anos, conhecidas como China *shock*. Essas transformações abrangeram não apenas o rápido crescimento econômico e a acumulação sustentada de capital, como também grandes mudanças na composição setorial da produção e uma crescente importância dos mercados e habilidades empresariais. O aumento da competitividade chinesa mudou a intensidade da competição por produtos dos demais países, levando a uma contração nas indústrias, particularmente naquelas sujeitas a uma maior exposição à importação. Muitas empresas faliram e as que sobreviveram tiveram reduções no emprego, sendo os trabalhadores de baixa qualificação os mais afetados. Para sobreviver, as empresas foram compelidas a ampliar seus investimentos em inovações de produto e processos (AUTOR; DORN; HANSON, 2016). Nessas condições, o mercado de trabalho foi amplamente afetado, o que pode ter contribuído para a aceleração da polarização do emprego. Já a escolha do ano de 2018 deve-se ao fato de ser o último ano com dados disponíveis no período de desenvolvimento desta pesquisa. Assim, a comparação dos anos de 2003 e 2018 possibilita cotejar os resultados antes e após a emergência da Indústria 4.0, bem como do China *shock*. Foi analisado adicionalmente o ano intermediário de 2013.

A indústria de transformação<sup>8</sup> é o setor que mais investe em inovação, segundo a Pesquisa de Inovação/Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (PINTEC/IBGE) de 2003 a 2017. As empresas da indústria de transformação são as que mais implementaram inovações quando comparadas com os outros setores, com maior investimento entre os anos de 2006 e 2008, quando representaram cerca de 36% do total de empresas inovadoras. Embora o número de empresas que implementaram inovações na indústria de transformação tenha aumentado de 2003 para 2014, por sua vez, entre 2009 e 2017, a participação da indústria de transformação no total de empresas que investiram em inovações foi de queda, alcançando aproximadamente 29% entre 2015 e 2017 (período em que o número de empresas que investiram em inovação diminuiu em relação aos anos anteriores, possivelmente devido à crise econômica vivida no país). Em contrapartida, as empresas do setor de serviços são as únicas que mantêm uma trajetória ascendente na implementação de inovações de 2003 a 2017, no entanto, a lacuna do setor de indústria de transformação é ainda bastante discrepante. Segundo a Confederação Nacional da Indústria (CNI), dentre os 29 setores da indústria de transformação e extrativa, 48% apresentam uma das dez tecnologias digitais características da Indústria 4.0. Como o objetivo desta pesquisa é verificar a intensidade da polarização do emprego em razão dos avanços das tecnologias, restringiu-se a análise apenas à classe indústria de transformação da Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) 2.0, por ser o setor que concentra os maiores investimentos em implementação de inovações e novos processos. Cabe ressaltar que no ano de 2003 ainda não estava vigente essa versão da CNAE, então para esse ano foi considerada a CNAE 95.

O universo de análise se restringiu a trabalhadores com idade entre 16 e 65 anos, com jornada de trabalho entre 30 e 44 horas semanais, celetistas com contrato de trabalho por tempo indeterminado em empresas privadas. A amostra final continha 7.204.643 observações no ano de 2003, 11.405.309 em 2013 e 8.722.812 em 2018.

Após o tratamento da base de dados, cada um dos vínculos empregatícios foi classificado em categorias de tarefas a depender da ocupação da CBO2002, conforme método apresentado na seção 3.2.

### 3.4 Modelo Logit Multinomial

Além do cálculo do RTI para os subgrupos ocupacionais da indústria de transformação, buscou-se investigar os fatores que influenciam a probabilidade do trabalhador executar uma tarefa abstrata, manual, não rotineira ou rotineira. Para tanto, foi adotado o modelo logit multinomial, uma vez que a variável a ser modelada (o tipo de tarefa) é qualitativa, não ordenada e apresenta mais de dois resultados possíveis.

Formalmente, seja a variável aleatória  $y$ , assumindo os valores  $\{0, 1, \dots, J\}$  para  $J$  inteiro positivo, e  $x$  um conjunto de variáveis condicionantes. O objetivo do modelo é identificar,

---

<sup>8</sup> Esse setor é formado por Fabricação de Produtos Alimentícios; Fabricação de Bebidas; Fabricação de Produtos do Fumo; Fabricação de Produtos Têxteis; Confecção de Artigos do Vestuário e Acessórios; Preparação de Couros e Fabricação de Artefatos de Couro, Artigos para Viagem e Calçados; Fabricação de Produtos de Madeira; Fabricação de Celulose, Papel e Produtos de Papel; Impressão e Reprodução de Gravações; Fabricação de Coque, de Produtos Derivados do Petróleo e de Biocombustíveis; Fabricação de Produtos Químicos; Fabricação de Produtos Farmoquímicos e Farmacêuticos; Fabricação de Produtos de Borracha e de Material Plástico; Fabricação de Produtos de Minerais Não-Metálicos; Metalurgia; Fabricação de Produtos de Metal, Exceto Máquinas e Equipamentos; Fabricação de Equipamentos de Informática, Produtos Eletrônicos e Ópticos; Fabricação de Máquinas, Aparelhos e Materiais Elétricos; Fabricação de Máquinas e Equipamentos; Fabricação de Veículos Automotores, Reboques e Carrocerias; Fabricação de Outros Equipamentos de Transporte, Exceto Veículos Automotores; Fabricação de Móveis; Fabricação de Produtos Diversos; Manutenção, Reparação de Instalação de Máquinas e Equipamentos.

*ceteris paribus*, como as mudanças nos elementos de  $x$  afetam as probabilidades de resposta,  $P(x_i, j) = 0, 1, 2, \dots, J$ . O logit multinomial tem  $J$  categorias de resposta, mais uma categoria de referência. Assim, existem  $J$  vetores  $\beta$  de parâmetros associados a  $x$  a serem estimados. Segundo Wooldridge (2010), o modelo é dado pela seguinte expressão:

$$P(y_i = j \mid x_i) = G(x_i \beta_j) \quad (2)$$

Em que  $G$  denota a função de distribuição acumulada de uma variável dependente logística padrão.

No Quadro 1 apresentam-se as variáveis (dependente e explanatórias) usadas na estimação do modelo.

**QUADRO 1 – VARIÁVEIS EMPREGADAS NO MODELO LOGIT MULTINOMIAL.**

Nome da Variável	Descrição	Tipo de variável
<b>Variável dependente</b>		
<i>Tipo de tarefa</i>	Tipo de tarefa	Variável categórica que assume três possibilidades: rotineira =1, manual =2, abstrata=3
<b>Variáveis explanatórias</b>		
<b>Dummy de sexo</b>		
<i>Mulher</i>	Trabalhadores do sexo feminino	Binária
<b>Dummies de escolaridade</b>		
<i>Analfabetos / fundamental incompleto</i>	Trabalhadores analfabetos ou com ensino fundamental incompleto.	Binária
<i>Fundamental</i>	Trabalhadores com ensino fundamental completo ou ensino médio incompleto.	Binária
<i>Superior</i>	Trabalhadores com ensino superior ou pós graduados (mestrado e doutorado).	Binária
Variável omitida: <i>Médio</i>	Trabalhadores com ensino médio completo.	
<b>Dummies para tamanho da empresa</b>		
<i>Pequena empresa</i>	Trabalhador em estabelecimento com 20 a 99 trabalhadores.	Binária
<i>Média empresa</i>	Trabalhador em estabelecimento com 100 a 499 trabalhadores.	Binária
<i>Grande empresa</i>	Trabalhador em estabelecimento com 500 ou mais trabalhadores.	Binária
Variável omitida: <i>Micro empresa</i>	Trabalhador em estabelecimento com 0 a 19 trabalhadores.	
<b>Dummies de região</b>		
<i>Centro Oeste</i>	Trabalhadores em estabelecimentos da região Centro-Oeste.	Binária
<i>Norte</i>	Trabalhadores em estabelecimentos da região Norte.	Binária
<i>Sudeste</i>	Trabalhadores em estabelecimentos na região Sudeste.	Binária
<i>Sul</i>	Trabalhadores em estabelecimentos da região Sul.	Binária
Variável omitida: <i>Nordeste</i>	Trabalhadores em estabelecimentos da região Nordeste.	

Nome da Variável	Descrição	Tipo de variável
<b>Tempo no emprego</b>		
<i>Tempo no emprego</i>	O tempo de emprego do trabalhador no estabelecimento, medido em anos.	Contínua (anos)
<b>Experiência profissional</b>		
<i>Idade</i>	A idade declarada pelo trabalhador, adotada como <i>proxy</i> de sua experiência no mercado de trabalho, medida em dezenas de anos, para evitar que os coeficientes estimados sejam muito pequenos.	Contínua (dezenas de anos)
<i>Idade<sup>2</sup></i>	O quadrado da idade do trabalhador.	Contínua (dezenas de anos ao quadrado)

Fonte: Elaboração própria.

## 4. RESULTADOS

### 4.1 Análise descritiva dos dados

Após realizar a categorização das ocupações em tarefas, foi possível identificar que em todos os anos analisados a maioria dos trabalhadores executavam tarefas rotineiras, 55,90%<sup>9</sup>, 50,58%<sup>10</sup> e 49,69%<sup>11</sup> em 2003, 2013 e 2018, respectivamente. Em segundo, estão os trabalhadores que desempenhavam tarefas não rotineiras manuais, representando 34,28% em 2003, 38,21% em 2013 e 37,47% em 2018. Nota-se que, em 2013, as tarefas não rotineiras manuais tinham uma participação ligeiramente maior que em 2018, podendo ser um reflexo da crise econômica do país. Já as tarefas abstratas eram realizadas por 9,82% dos trabalhadores em 2003, 11,21% em 2013 e 12,84% em 2018. Percebe-se, portanto, que as tarefas não rotineiras manuais e abstratas vêm aumentando sua participação na indústria de transformação entre o período de 2003 e 2018. Em contrapartida, as tarefas rotineiras, apesar de serem executadas pela maioria dos trabalhadores, vêm diminuindo sua participação ao longo dos anos, como mostra a Tabela 1. Esses resultados eram esperados, uma vez que vão ao encontro com os resultados obtidos pelas pesquisas citadas na seção 2.2.

**TABELA 1 – DISTRIBUIÇÃO (EM %) DOS VÍNCULOS EMPREGATÍCIOS NA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO SEGUNDO TIPO DE TAREFA DESEMPENHADA. BRASIL, 2003-2013-2018.**

Ano	Abstrata	Manual	Rotineira	Total
2003	9,82	34,28	55,90	100,00
2013	11,21	38,21	50,58	100,00
2018	12,84	37,47	49,69	100,00

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS 2003, 2013 e 2018.

<sup>9</sup> Em 2003, 11,12% dos vínculos empregatícios da indústria de transformação estavam associados a tarefas rotineiras cognitivas, 42,11% a tarefas rotineiras manuais e 2,55% a tarefas que podiam assumir três categorias (rotineira cognitiva, rotina manual e não rotina manual).

<sup>10</sup> Em 2013, 11,08% dos trabalhadores executavam tarefas rotineiras cognitivas, 37,19% tarefas rotineiras manuais e 2,31% tarefas que assumiam três categorias.

<sup>11</sup> No ano de 2018 as tarefas rotineiras cognitivas representavam 11,54% dos vínculos, tarefas rotineiras manuais 35,51% e tarefas que assumiam três categorias 2,62%.

Conforme citado na seção 2.1, as tarefas rotineiras são frequentemente realizadas por trabalhadores de baixa e média qualificação, as não rotineiras manuais por trabalhadores com qualificação intermediária e as abstratas por indivíduos com alta qualificação. A Tabela 2, a seguir, mostra que até 2013, a maioria dos trabalhadores que executavam tarefas abstratas tinham o ensino médio: 38,64% em 2003 e 48,39% em 2013. A partir de 2018, essa situação se inverteu, com os trabalhadores com diploma universitário tornando-se a maioria daqueles que realizavam esse tipo de tarefa (47,41%). Quanto às tarefas não rotineiras manuais e rotineiras, os percentuais de trabalhadores com ensino superior são baixos, mas se verificou um salto de 0,82% e 2,96%, respectivamente, em 2003, para 2,42% e 7,39%, em 2018. Em 2003, a maioria dos trabalhadores que executavam tarefas não rotineiras manuais e rotineiras era analfabeta ou tinha fundamental incompleto, representando 44,91% e 34,60% dos trabalhadores, respectivamente. Já em 2013, a maior parcela dos trabalhadores dessas tarefas tinha ensino médio completo (48,02% e 53%, respectivamente).

**TABELA 2 – DISTRIBUIÇÃO (EM %) DOS VÍNCULOS EMPREGATÍCIOS NA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO SEGUNDO GRAU DE ESCOLARIDADE, POR TIPO DE TAREFA. BRASIL, 2003, 2013 E 2018.**

Escolaridade	Tarefa								
	Abstrata			Manual			Rotineira		
	2003	2013	2018	2003	2013	2018	2003	2013	2018
Analfabetos ou fund. Incompleto	10,69	3,41	1,98	44,91	24,16	18,90	34,60	16,51	12,57
Fundamental completo	17,37	8,81	5,70	32,08	26,75	21,95	33,88	25,62	20,34
Médio completo	38,64	48,39	44,91	22,18	48,02	56,72	28,56	53,00	59,70
Superior completo	33,30	39,38	47,41	0,82	1,07	2,42	2,96	4,87	7,39
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS 2003, 2013 e 2018.

O analfabetismo e a evasão escolar, fenômenos presentes no Brasil, têm suas causas ligadas à falta de escolas, de material escrito, à pobreza, à desigualdade, à marginalização em relação ao mercado, entre outros fatores. A erradicação do analfabetismo e as condições de permanência dos estudantes nas escolas foram pautas de várias campanhas do Governo Federal. Em 2001, com a criação do Plano Nacional de Educação, os índices começaram a ter uma queda mais acentuada. Em 2003, 1,49% dos trabalhadores da indústria de transformação eram analfabetos, percentual menor do que o observado nos anos 1990. A evasão escolar, porém, ainda era bastante elevada em 2003, com 34,29% dos trabalhadores da indústria de transformação não tendo concluído o ensino fundamental. Nos últimos anos, os indicadores educacionais avançaram muito, porém se mostram defasados, quando comparados com outros países em estágio equivalente de desenvolvimento. Por exemplo, segundo os dados da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE)<sup>12</sup>, na Argentina e no Chile, 21,41% e 25,17% da população, respectivamente, tinha ensino superior completo em 2017. Ao passo que no Brasil, em 2018, apenas 16,5% da população brasileira tinha ensino superior e 47,4% havia concluído o ensino médio, conforme a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua/IBGE). Esses índices educacionais do Brasil refletem nos resultados

<sup>12</sup> Para mais informação acesse: <https://doi.org/10.1787/36bce3fe-en>

apresentados na Tabela 2, em que apesar da capacidade da força de trabalho ser limitada em diversas áreas do conhecimento, é notório que, em 2018, a diferença dos níveis educacionais nessas tarefas é menor quando comparadas aos níveis dos anos de 2003 e 2013.

Na Tabela 2, além de ser possível identificar uma melhora nos indicadores educacionais, outros dois pontos chamam atenção. O primeiro é que, em todos os anos, os trabalhadores de tarefas rotineiras apresentavam escolaridade ligeiramente maior que os de atividades não rotineiras manuais, resultado diferente do previsto na teoria de Autor, Levy e Murnane (2003). Isso provavelmente ocorre devido à qualificação dessa tarefa ser mais especificamente ligada à aprendizagem e ao treinamento para o trabalho. O segundo ponto trata da maior proporção de trabalhadores com ensino médio na execução de todas as tarefas. Um dos motivos para esse resultado pode ser devido à expansão do ensino médio técnico ocorrida nos anos 2000. O Decreto nº 5.154/2004<sup>13</sup>, de julho de 2004, permitiu que o ensino médio fosse integrado ao técnico e com a educação de jovens e adultos incorporados à qualificação e à formação profissional, denominada essa modalidade de ensino técnico de nível médio. Anos depois, esse decreto foi transformado na Lei nº 11.741/2008<sup>14</sup>, de julho de 2008, também conhecida como lei educação profissional e tecnológica, instituindo que a educação de jovens e adultos precisava ser vinculada, preferencialmente, à educação profissional. Com isso, ainda em 2008, foi necessário ampliá-la, com a Lei n. 11.892<sup>15</sup> de dezembro de 2008, para instituir a Rede de Educação Profissional, Científica e Tecnológica, composta pelos Institutos Federais de Educação, Ciência e Tecnologia, a Universidade Tecnológica Federal do Paraná, os Centros Federais de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca do Rio de Janeiro e Minas Gerais (CEFET-RJ e CEFET-MG) e as escolas técnicas vinculadas às universidades federais. Segundo os dados do Censo da Educação Básica do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira/Ministério da Educação (INEP/MEC<sup>16</sup>), em 2003, havia 2.789 estabelecimentos da educação profissional regular e 589.383 pessoas matriculadas. Já em 2018, após as leis de expansão, o número de estabelecimentos era 6.769 e 1.903.230 matriculados regularmente. A ampliação da proporção de trabalhadores com ensino técnico no Brasil provavelmente refletiu-se no setor da indústria de transformação, em que trabalhadores com formação técnica podem desenvolver atividades abstratas.

Cumprir notar, ainda, que a expansão do ensino médio pode ter convertido esse nível educacional em um sinalizador no mercado de trabalho, independentemente do tamanho da empresa e do conteúdo da ocupação. Spence (1973) foi um dos precursores da teoria da sinalização<sup>17</sup>, desenvolvendo o modelo de equilíbrio de sinalização, em que um equilíbrio pode ser pensado como um conjunto de crenças do empregador que geram tabelas salariais ofertadas, decisões de sinalização de candidatos, contratações e novos dados de mercado sobre tempo que

<sup>13</sup> Regulamenta a educação profissional, prevista no art. 39 da Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996 (Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional), contidas nas diretrizes curriculares nacionais. Para mais informação acesse: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2004-2006/2004/decreto/d5154.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/decreto/d5154.htm).

<sup>14</sup> Lei nº. 11.741/2008 altera a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional nº. 9.394/199666, para redimensionar, institucionalizar e integrar as ações da educação profissional técnica de nível médio, da educação de jovens e adultos e da educação profissional e tecnológica. Para mais informação acesse: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2007-2010/2008/lei/11741.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2008/lei/11741.htm)

<sup>15</sup> Inaugura a Rede Federal de Educação Profissional, Científica e Tecnológica e cria os Institutos Federais de Educação, Ciência e Tecnologia, e dá outras providências. Para mais informação acesse: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2007-2010/2008/lei/11892.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2008/lei/11892.htm)

<sup>16</sup> Para mais informação acesse: <http://inep.gov.br/web/guest/sinopses-estatisticas>

<sup>17</sup> Spence (1973) explica que na maioria dos mercados de trabalho o empregador não tem certeza das capacidades produtivas de um indivíduo no momento em que o contrata. Assim, por essas capacidades não serem conhecidas, num primeiro momento a decisão é incerta. A teoria da sinalização busca analisar situações em que partes de um contrato sinalizam algumas habilidades ou características antes de firmado o contrato. O sinal é uma atividade crível que prova que um determinado indivíduo tem as habilidades ou característica necessárias.

são consistentes com as crenças iniciais. O autor considera como um dos sinais a educação, desenvolvendo o modelo de sinalização educacional<sup>18</sup>. Diante disso, o ensino médio no Brasil pode ter se tornado um sinal, crescendo a homogeneidade dos trabalhadores no que se refere ao nível educacional. Ou seja, a qualificação mínima para se trabalhar passa a ser o ensino médio, que não reflete necessariamente a produtividade ou o conteúdo da tarefa a ser desempenhada.

Outro fator que pode explicar a grande participação dos trabalhadores com ensino médio em todas as tarefas é o fenômeno da sobreeducação – que acontece quando a oferta de trabalhadores com nível educacional mais elevado não está perfeitamente ajustada à demanda. Segundo Reis (2012), à luz da Teoria de Mismatch, a sobreeducação está associada com informação imperfeita e com os custos da procura por emprego, resultando em uma combinação inadequada e subótima. Ou seja, não há um *matching* entre as qualificações demandadas pelas empresas e as oferecidas pelos trabalhadores, causando desequilíbrio no mercado de trabalho.

Apesar da distribuição das habilidades em cada tarefa apresentar comportamento um pouco diferente do estabelecido na hipótese de Autor, Levy e Murnane (2003), ainda assim os resultados confirmam a hipótese das qualificações características de cada tarefa.

A teoria do capital humano busca explicar as diferenças de ganhos de produtividade gerados pelo fator trabalho na produção. Segundo essa teoria, trabalhadores com alto nível de qualificação recebem salários maiores em relação aos não qualificados. Partindo dessa premissa, no modelo de Autor e Dorn (2013) os trabalhadores que realizam tarefas abstratas têm salários maiores em comparação aos que realizam tarefas não rotineiras manuais, que, por sua vez, recebem mais do que os que desempenham tarefas rotineiras. Santos, Vaz e Oliveira (2019), citados na seção 2.2, encontram esses resultados para o Brasil, em que o prêmio salarial dos trabalhadores que desempenham ocupações de natureza não manual e não rotineira é maior. Por meio da Tabela 3 percebe-se que os resultados corroboram, como esperado, as premissas de Autor e Dorn (2013).

**TABELA 3 – DISTRIBUIÇÃO (EM %) DOS VÍNCULOS EMPREGATÍCIOS NA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO SEGUNDO FAIXAS DE REMUNERAÇÃO MÉDIA ANUAL (EM SALÁRIOS MÍNIMOS), POR TIPO DE TAREFA. BRASIL, 2003, 2013 E 2018.**

Faixas de Remuneração	Tarefa								
	Abstrata			Manual			Rotineira		
	2003	2013	2018	2003	2013	2018	2003	2013	2018
0,5 a 1 SM	0,83	1,10	0,84	4,39	4,95	3,50	3,22	5,42	3,67
1,01 a 2 SM	14,46	19,72	19,53	38,40	54,90	57,58	47,66	60,74	61,38
2,01 a 5 SM	28,62	37,08	41,11	42,17	34,38	34,42	36,21	27,45	29,24
5,01 a 10 SM	23,57	22,63	22,55	11,38	4,85	3,90	8,78	4,70	4,41
≥ 10,01 SM	32,52	19,46	15,97	3,66	0,91	0,60	4,14	1,68	1,31
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS 2003, 2013 e 2018.

<sup>18</sup> Nesse modelo a educação é medida por uma quantidade escalar, dividida em dois grupos de pessoas: algumas adequadas para certos tipos de trabalho e outras adequadas para outros tipos. Dada a escala salarial ofertada, os membros de cada grupo selecionam os níveis ótimos de educação. Assim, os indivíduos buscam maximizar sua função utilidade escolhendo o nível ótimo de educação, em que qualquer outro nível educacional implicaria custos adicionais de sinalização sem um correspondente aumento salarial.

Para uma comparação salarial entre os anos é necessário que os valores sejam deflacionados. O valor nominal do salário mínimo foi deflacionado utilizando o Índice Nacional de Preço ao Consumidor (INPC) e adotando-se 2018 como base. Por meio dos resultados verifica-se que embora em 2013 e 2018 a proporção dos trabalhadores nas faixas salariais mais altas tenha diminuído em relação a 2003, os salários reais nesses anos são consideravelmente maiores que em 2003. Isso é resultado da política de valorização do salário mínimo, contribuindo para a redução da desigualdade de renda e salarial.

## 4.2 Análise do RTI

Como foi dito na seção 3.1, para o cálculo do RTI foram considerados grandes grupos ocupacionais, a exemplo de Fonseca, Lima e Pereira (2018) e Silva (2018). Os oito grandes grupos da CBO são: Diretores e executivos, Profissionais e Técnicos, Atividade Administrativa, Serviços Pessoais, Agricultura, Indústria/ Construção e Artífices, Operadores de Instalação de Máquinas e Trabalhadores de Montagem e Trabalhadores Manuais Qualificados.

Para um melhor entendimento da operação de cálculo da medida de intensidade da tarefa de rotina, a Tabela 4 apresenta um resumo esquemático dos componentes constituintes do RTI nos anos de 2003, 2013 e 2018, segundo grupo ocupacional. A tabela também indica se o valor médio da tarefa no grupo de ocupação é maior (+) ou menor (-) que a média da tarefa em todas as ocupações. Os campos sombreados indicam o maior valor da tarefa para cada grupo de ocupação.

**TABELA 4 – INTENSIDADE DE TAREFAS DOS GRUPOS DE OCUPAÇÃO NA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO. BRASIL, 2003, 2013 E 2018.**

Grandes Grupos Ocupacionais	Tarefas Rotineiras			Tarefas não rotineiras Manual			Tarefas Abstratas			RTI		
	2003	2013	2018	2003	2013	2018	2003	2013	2018	2003	2013	2018
Diretores e executivos	-	-	-	-	-	-	+	+	+	-11,83	-12,27	-12,10
Profissionais e Técnicos	+	+	+	-	-	-	+	+	+	-1,48	-1,73	-1,78
Atividade Administrativa	+	+	+	-	-	-	-	-	-	13,40	13,89	13,65
Serviços Pessoais	+	+	+	+	+	+	-	-	-	0,53	0,53	0,51
Agricultura	-	-	-	+	+	+	-	-	-	-12,83	-12,82	-12,31
Indústria/ Construção e Artífices	+	+	+	+	+	+	-	-	-	0,23	-0,05	-0,17
Operadores de Instalação e Máquinas e Trabalhadores de Montagem	+	+	+	+	+	+	-	-	-	2,17	1,75	1,62
Trabalhadores Manuais Qualificados	-	-	-	+	+	+	-	-	-	-13,68	-14,40	-14,15
RTI médio										-12,89	-13,78	-13,65

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS 2003, 2013 e 2018.

Nota: A tabela indica se o valor médio da tarefa no grupo de ocupação é maior (+) ou menor (-) que a média da tarefa em todas as ocupações. Os campos sombreados indicam o maior valor da tarefa para cada grupo de ocupação.

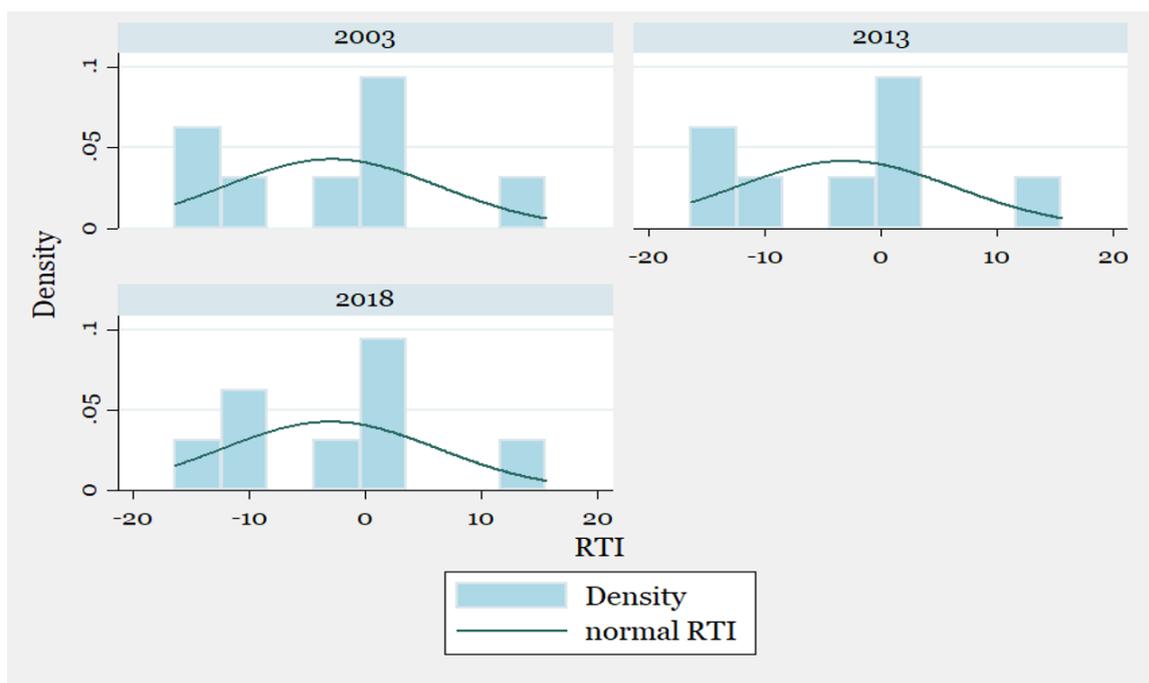
Percebe-se que, em 2003, quatro grandes grupos ocupacionais apresentavam valores negativos de RTI, tendo esse número aumentado para cinco grandes grupos em 2013 e 2018.

Valores negativos de RTI indicam que as ocupações desses grupos são majoritariamente pertencentes às tarefas manuais não rotineiras e/ou abstratas. Nos grupos de Diretores e executivos e Profissionais e Técnicos predominava, em todos os anos estudados, as tarefas abstratas, com RTI de -11,83 e -1,48, respectivamente, em 2003, -12,27 e -1,73 em 2013, e -12,10 e -1,78 em 2018. Nos grupos de Agricultura e de Trabalhadores Manuais Qualificados eram as tarefas manuais não rotineiras a maioria, com RTI de -12,83 e -13,68 em 2003, -12,82 e -14,40 em 2013, e -12,31 e -14,15 em 2018. No grupo da Indústria/Construção e Artífices, nota-se que em 2003 a maioria dos trabalhadores desempenhavam tarefas rotineiras, tendo assim um RTI positivo de 0,23. Esse cenário, contudo, vem se modificando ao longo dos anos, já que em 2013 e 2018 a maioria dos trabalhadores passaram a executar tarefas manuais não rotineiras, apresentando um RTI negativo de -0,05 e -0,17, respectivamente. Quanto aos grupos Atividade Administrativa, Serviços Pessoais e Operadores de Instalação de Máquinas e Trabalhadores de Montagem, os empregos eram majoritariamente pertencentes às tarefas rotineiras, apresentando resultados positivos de RTI de 13,40, 0,53 e 2,17, respectivamente, em 2003; 13,89, 0,53 e 1,75 em 2013; e 13,65, 0,51 e 1,62 em 2018.

Por meio desses resultados, nota-se que no decorrer dos anos os valores de RTI diminuíram ainda mais nos grupos de Profissionais e Técnicos, Serviços Pessoais, Indústria/Construção e Artífices e Operadores de Instalação de Máquinas e Trabalhadores de Montagem. Nos grupos ocupacionais de Diretores e executivos e Trabalhadores Manuais Qualificados, os valores de RTI se tornaram mais negativos entre 2003 e 2013, porém em 2018 houve um pequeno aumento em relação a 2013. Já na Agricultura ocorreram aumentos nos valores negativos de RTI de 2003 para 2018, ou seja, uma pequena desaceleração da intensidade da polarização. Quanto à Atividade Administrativa, de 2003 para 2013 seu valor positivo de RTI elevou-se e em 2018 ocorreu uma queda em relação a 2013, porém, ainda assim o valor é maior em comparação a 2003. Dessa forma, identifica-se que na maioria dos grupos ocupacionais com RTI negativo, o valor em 2013 era menor que em 2018, denotando redução da intensidade da polarização, o que pode estar associado à crise econômica vivida pelo país e eventual redução de investimento das empresas em máquinas e equipamentos. Dentre os grupos com RTI negativo, somente Profissionais e Técnicos e Operadores de Instalação de Máquinas e Trabalhadores de Montagem apresentaram diminuição dos valores de RTI entre os anos estudados, o que pode ser um indicativo de que esses grupos ocupacionais sofreram menos com os efeitos da crise econômica, intensificando a polarização do emprego em razão da adoção de tecnologias.

Um índice de intensidade de tarefas rotineiras baixo encontra-se em consonância com a hipótese de rotinização, uma vez que a adoção de novas tecnologias reduz o trabalho de tarefas rotineiras e aumenta a contribuição do trabalho de tarefas manuais não rotineiras nas indústrias, ou seja, indica um deslocamento de trabalhadores intensivos em tarefas de rotinas (baixa qualificação) para tarefas manuais não rotineiras. Na Figura 1 é possível verificar mais claramente esse resultado em todos os anos, em que a intensidade de tarefas rotineiras é mais alta no meio da distribuição de ocupações. Na parte inferior da distribuição, em que ficam as tarefas manuais não rotineiras e abstratas, percebe-se que a cauda é mais densa, sobretudo devido às tarefas manuais. Isso está em conformidade com a hipótese de Autor e Dorn (2013), segundo a qual a elasticidade da substituição na produção (entre o capital computacional e o trabalho rotineiro) excede a elasticidade da substituição no consumo (entre bens e serviços) na indústria de transformação brasileira. Consequentemente, aumentam os salários dos trabalhadores de baixa qualificação em tarefas manuais em relação ao salário das tarefas rotineiras, aumentando os fluxos de trabalho de baixa qualificação para atender as ocupações na parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais, polarizando as caudas das distribuições de salários e empregos. Com efeito, a polarização é resultado da interação entre as preferências dos consumidores e o custo decrescente de automatizar as tarefas rotineiras e codificáveis, como visto na seção 3.1.

**FIGURA 1 – DENSIDADE DO RTI NA INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO. BRASIL, 2003, 2013 E 2018.**



Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS 2003, 2013 e 2018.

Nota-se que a diferença entre os histogramas é praticamente imperceptível, isso porque de 2003 para 2018, a intensificação da polarização foi baixa, observando-se um RTI médio de -12,89 em 2003, -13,78 em 2013 e -13,65 em 2018. Esse resultado era esperado, conforme a hipótese apresentada na Seção 1, uma vez que o Brasil investe pouco em P&D e, conseqüentemente, em inovação de produtos e processos, em comparação a países desenvolvidos. A polarização do emprego na indústria de transformação brasileira está mais associada à queda de preço do capital computacional, tal qual aponta a teoria de Autor, Levy e Murnane (2003) citada na seção 2.1, apresentando padrões semelhantes de intensidade da polarização do emprego aos observados em países mais avançados, como os EUA e a Alemanha, antes de 1990. Isso indica que o Brasil não está acompanhando os avanços das tecnologias de informação e digitais.

### 4.3 Análise do Logit Multinomial

Na Tabela 5 são apresentados os resultados do modelo logit estimado, conforme proposto na seção 3.3, para o ano de 2018. A coluna *Manual* traz a estimativa do coeficiente associado a cada variável explanatória do modelo, ao se considerar a probabilidade do trabalhador executar tarefas não rotineiras manuais em relação às tarefas rotineiras (categoria de base). Já a coluna *Abstrata* apresenta os respectivos coeficientes quando se considera a probabilidade de o trabalhador desempenhar uma tarefa abstrata em relação às tarefas rotineiras.

O resultado do teste chi-quadrado foi estatisticamente significativo (p-valor=0,00%), indicando que os regressores do modelo, em conjunto, têm um efeito significativo na probabilidade modelada. Ou seja, o conjunto de regressores adotado é congruente para explicar as chances do trabalhador desempenhar tarefas rotineiras, abstratas e/ou manuais não rotineiras. Considerando o modelo ajustado, foi verificado individualmente se as variáveis são estatisticamente significantes, aplicando-se para tanto testes de razão de verossimilhança

(*likelihood-ratio test*) e de *Wald*. Ao conduzir ambos os testes para cada variável explanatória do modelo, verificou-se que, ao nível de significância de 1%, todas as variáveis são estatisticamente significativas. Cabe ressaltar que o coeficiente de determinação (*Pseudo R<sup>2</sup>*) aqui apresentado corresponde à fórmula de McFadden. Essa medida não pode ser interpretada como a proporção da variabilidade total da variável dependente explicada pelo modelo (como seria o caso, em modelos lineares estimados por mínimos quadrados). Dessa forma, mais relevantes em modelos não lineares, como o logit multinomial, são as significâncias estatísticas das variáveis explanatórias e seus efeitos marginais (LONG; FREESE, 2014).

**TABELA 5 – PROBABILIDADES CALCULADAS E MEDIDAS DE QUALIDADE DO AJUSTAMENTO, INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO. BRASIL, 2018.**

Variáveis	Manual		Abstrata	
	Coefficiente	Desvio padrão	Coefficiente	Desvio Padrão
<i>Constante</i>	-0,5859458***	0,0087201	-3,0745930***	0,0152297
<i>Mulher</i>	-1,0260080***	0,0017867	-0,3092032***	0,0025415
<i>Idade</i>	0,1705641***	0,0046170	0,5498921***	0,0079844
<i>Idade<sup>2</sup></i>	-0,0029124***	0,0006018	-0,0590178***	0,0010321
<i>Analfabetos/ fundamental incompleto</i>	0,3547955***	0,0022392	-1,6781610***	0,0071046
<i>Fundamental</i>	0,1357745***	0,0019302	-0,9937535***	0,0044103
<i>Superior</i>	-1,0834930***	0,0041703	2,0332980***	0,0028094
<i>Norte</i>	-0,0443785***	0,0046126	0,2497051***	0,0073138
<i>Sudeste</i>	0,0615470***	0,0023557	0,1885475***	0,0039918
<i>Sul</i>	-0,1108529***	0,0025144	0,1028906***	0,0043104
<i>Centro Oeste</i>	0,2145724***	0,0034945	0,1900778***	0,0060684
<i>Pequena empresa</i>	0,0193462***	0,0022003	0,0548560***	0,0036851
<i>Média empresa</i>	0,1640897***	0,0022241	0,2755328***	0,0035508
<i>Grande empresa</i>	0,4035525***	0,0021857	0,2626501***	0,0035780
<i>Tempo no emprego</i>	-0,0457671***	0,0001684	0,0247459***	0,0002207

N. de observações 8.722.812

Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden 0.1234

Prob > chi2 0.0000

Significante a (\*\*\*)1% (\*\*)<sup>5</sup>% (\*)10%

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS, 2018.

Também foi aplicado o teste de *Chow* para verificar se há quebra estrutural ao se estimar separadamente o modelo para homens e mulheres. A hipótese nula desse teste supõe que não há mudança estrutural, sendo possível verificar um mesmo modelo conjuntamente para homens e mulheres. O resultado mostrou, ao nível de significância de 1%, que se deve rejeitar  $H_0$ . Logo, há evidências de que o efeito das covariadas na probabilidade de desempenhar tarefas rotineiras, manuais ou abstratas difere para homens e mulheres.

Após os testes de ajustamento do modelo, foram estimados os efeitos marginais associados às variáveis explanatórias do modelo. Dessa forma, é possível quantificar como alterações nas variáveis explanatórias afetam a probabilidade de um trabalhador desempenhar

tarefas rotineiras, manuais não rotineiras e/ou abstratas. Na Tabela 6 apresentam-se os efeitos marginais considerando-se as categorias de base das variáveis binárias e os valores médios das variáveis contínuas.

**TABELA 6 – EFEITOS MARGINAIS (EM PONTOS PERCENTUAIS),  
INDÚSTRIA DE TRANSFORMAÇÃO. BRASIL, 2018.**

Variáveis	Rotineira	Manual	Abstrata
<i>Mulher</i>	20,2***	-20,4***	0,2***
<i>Idade</i>	-6,1***	1,8***	4,3***
<i>Idade<sup>2</sup></i>	0,3***	0,1***	-0,4***
<i>Analfabetos/fundamental incompleto</i>	-4,9***	11,8***	-6,8***
<i>Fundamental</i>	-0,4***	5,6***	-5,2***
<i>Superior</i>	-10,9***	-30,0***	41,0***
<i>Norte</i>	-0,3***	-2,0***	2,3***
<i>Sudeste</i>	-2,1***	0,8***	1,3***
<i>Sul</i>	1,8***	-3,0***	1,2***
<i>Centro Oeste</i>	-5,3***	4,6***	0,7***
<i>Pequena empresa</i>	-0,6***	0,3***	0,4***
<i>Média empresa</i>	-4,6***	3,0***	1,6***
<i>Grande empresa</i>	-9,5***	9,0***	0,5***
<i>Tempo no emprego</i>	0,8***	-1,2***	0,3***

Significante a (\*\*\*)1% (\*\*)<sup>5</sup>% (\*)10%

Fonte: Elaboração própria com base nos microdados da RAIS, 2018.

Os resultados mostram, para as variáveis contínuas (*id1*, *id2* e tempo emprego), o efeito do acréscimo de uma unidade na probabilidade do indivíduo desempenhar uma tarefa rotineira, não rotineira, manual e abstrata. No caso das variáveis binárias, o efeito apresentado se refere à variação na probabilidade prevista quando a binária em questão passa de 0 para 1. Como dito anteriormente, é muito importante avaliar as significâncias estatísticas desses efeitos. Conforme se vê, todos os efeitos marginais são estatisticamente significantes ao nível de 1%.

Diante dos resultados, identifica-se que, tudo o mais constante, quando o trabalhador é do sexo feminino, as chances de exercer uma tarefa rotineira aumentam em 20,2 p. p. Em contrapartida, ser mulher reduz a probabilidade de exercer tarefas manuais não rotineiras em 20,4 p. p. Esse resultado suscita a hipótese de ocorrência de segregação ocupacional por gênero em tarefas menos valorizadas socialmente e mais mal remuneradas, como é o caso das tarefas rotineiras.

O efeito marginal associado à idade, adotada como *proxy* da experiência profissional, indica que um acréscimo de experiência reduz as chances do trabalhador desempenhar uma tarefa rotineira e aumenta as chances de se executar tarefas não rotineiras manuais e abstratas. Esse efeito, contudo, não é linear. No caso das tarefas abstratas, por exemplo, há um ponto de inflexão por meio do qual o avanço da idade passa a reduzir a probabilidade de se desempenhar esse tipo de tarefa, sugerindo uma possível preferência por parte das empresas por trabalhadores relativamente mais jovens.

Quando as variáveis *Analfabetos/fundamental incompleto, fundamental e superior* passam de 0 para 1, o efeito é negativo nas tarefas rotineiras, isto é, os trabalhadores com essas escolaridades têm suas chances de desempenhar essa tarefa reduzidas em 4,9 p. p., 0,4 p. p. e 10,9 p. p., respectivamente, aos trabalhadores com ensino médio completo que são a categoria de base. Contudo, indivíduos que não concluíram o ensino fundamental, ou que têm apenas esse nível de escolaridade, têm maiores chances de desempenhar tarefas não rotineiras manuais que os trabalhadores com ensino médio (+11,8 p. p. e +5,6 p. p., respectivamente). Como era de se esperar, trabalhadores com baixa qualificação apresentam menor probabilidade de executar tarefas abstratas. Já para os trabalhadores com ensino superior o efeito é positivo, aumentando as chances de exercer essa atividade em 41 p. p., em comparação com um trabalhador que detém apenas o ensino médio.

Tudo o mais constante, os trabalhadores das regiões Norte, Sudeste e Centro-Oeste têm menores chances de desempenhar tarefas rotineiras, em comparação a um trabalhador do Nordeste, uma vez que residir nessas regiões reduz tal probabilidade em 0,3 p. p., 2,1 p. p. e 5,3 p. p., respectivamente. Já o efeito da região Sul é positivo (+1,8 p. p.). Por sua vez, os trabalhadores situados no Norte e Sul apresentam menor probabilidade (-2,0 p. p. e -3,0 p. p.) de executar tarefas não rotineiras manuais que os residentes no Nordeste. As chances de exercer tarefas manuais aumentam na região Centro-Oeste (+4,6 p. p.), bem como na Sudeste (+0,8 p. p.). Quanto às tarefas abstratas, nota-se que o efeito é positivo para todas as regiões, indicando que no Nordeste (categoria de base) é menos provável que um trabalhador desempenhe esse tipo de tarefa.

O efeito em todos os tamanhos das empresas é negativo nas tarefas rotineiras, ou seja, os trabalhadores têm menores chances de desempenhar essa tarefa quando a empresa é de porte grande (-9,5 p. p.), médio (-4,6 p. p.) ou pequeno (-0,6 p. p.), em comparação às microempresas. Todavia, as tarefas não rotineiras manuais e abstratas, o efeito é positivo para todas as *dummies*, indicando que nas microempresas (categoria de base) o trabalhador tem menores chances de desempenhar tais tipos de tarefas.

Um aumento de uma unidade, ou seja, um ano no tempo de emprego na empresa, apresenta um efeito positivo, porém baixo, nas chances do trabalhador exercer tarefas rotineiras e abstratas, de 0,8 p. p. e 0,3 p. p., respectivamente. Já as tarefas não rotineiras manuais, o efeito é negativo (-1,2 p. p.), portanto, ter mais tempo de emprego diminui a probabilidade de executar esse tipo de tarefa.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, analisou-se a polarização do emprego no mercado de trabalho brasileiro em razão dos avanços das tecnologias digitais durante os anos de 2003, 2013 e 2018. Para isso, utilizou-se uma abordagem baseada em tarefas para investigar a intensificação dessa polarização por meio do cálculo do Índice de Intensidade de Tarefas Rotineiras (RTI) proposto por Autor e Dorn (2013). Com ajuda do RTI, foi possível identificar um possível deslocamento de trabalhadores intensivos em tarefas de rotinas (baixa qualificação) para tarefas não rotineiras (intermediária e baixa qualificação), polarizando a distribuição de habilidades ocupacionais. Também foram analisadas as variáveis que influenciam a probabilidade de um indivíduo desempenhar tarefas rotineiras, manuais ou abstratas, por intermédio de um modelo de logit multinomial. Especificamente, objetivou-se responder a pergunta de pesquisa: qual a intensidade da polarização do emprego no setor da indústria de transformação brasileira? Os principais resultados referentes a essa pergunta são ressaltados a seguir.

Assim como os EUA, Reino Unido, Europa continental, o Brasil sofreu polarização recente de empregos. Por meio dos resultados obtidos nesta pesquisa, nota-se que as tecnologias adotadas pela indústria de transformação no Brasil substituem os trabalhadores com baixa qualificação na execução de tarefas rotineiras e complementam os trabalhadores com qualificação intermediária e alta no desempenho de tarefas manuais não rotineiras e abstratas. Isso porque para a maioria dos grandes grupos ocupacionais, em todos os anos estudados, observaram-se valores negativos de RTI, indicando que os vínculos empregatícios são majoritariamente pertencentes a tarefas abstratas e/ou manuais não rotineiras.

Esse resultado significa que, a partir do modelo de Dorn (2013), a demanda por tarefas abstratas e manuais não rotineiras não admitem substitutos próximos, porém, as tarefas rotineiras são substituídas por tecnologias usadas na produção. Isso ocasiona o deslocamento dos trabalhadores das atividades rotineiras para as manuais. Esse deslocamento se dá devido ao aumento dos salários dos trabalhadores de baixa qualificação em tarefas manuais em relação ao salário das tarefas rotineiras, aumentando os fluxos de trabalho de baixa qualificação para atender as ocupações na parte inferior da distribuição de habilidades ocupacionais, polarizando as caudas das distribuições de salários e empregos. Dessa forma, há evidência de que a polarização de empregos no Brasil foi impulsionada pela tecnologia computacional.

Apesar dos resultados para o Brasil estarem condizente com a hipótese de rotinização de Autor, Levy e Murnane (2003) e do modelo de Autor e Dorn (2013), eles se diferenciam em alguns aspectos, como é o caso das qualificações características de cada tarefa. Chamou a atenção a grande proporção de trabalhadores com ensino médio na execução de todas as tarefas, que pode ter ocorrido devido à expansão do ensino médio técnico nos anos 2000. Dessa forma, fica evidente a necessidade de que o setor produtivo inove tecnologicamente, sobretudo, neste momento em que avanços das políticas industriais vêm ocorrendo pelo mundo. Conforme discutido neste artigo, o Brasil investe pouco em P&D quando comparado aos países desenvolvidos, principalmente por parte das empresas privadas.

Os resultados do logit multinomial endossam esses aspectos, indicando que as chances de desempenhar tarefas abstratas aumentam quando o trabalhador tem ensino superior, acumula mais experiência profissional e trabalha em empresas de médio porte.

No geral, nossos achados apoiam predominantemente a hipótese de rotinização para o caso brasileiro, uma vez que padrões semelhantes de intensidade de polarização do emprego podem ser encontrados em países mais avançados, como os EUA e a Alemanha, antes de 1990. Isso suscita a hipótese de que a polarização do emprego no setor da indústria de transformação brasileira não seja mais intensa devido ao atraso do desenvolvimento brasileiro, sobretudo, em termos da falta de investimento em inovação tecnológica e educação. Diante disso, fica evidente que os trabalhadores brasileiros estão sujeitos a não se beneficiarem das oportunidades de trabalho oriundas do progresso técnico, o que pode intensificar a precarização das relações de trabalho.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACEMOGLU, Daron; AUTOR David. H. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. *In: ASHENFELTER, Orley; CARD, David. Handbook of Labor Economics*. Amsterdam: Elsevier, 2011. v. 4, p. 1043-1171.

AUTOR, David; LEVY, Frank; MURNANE, Richard. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford, v. 118, n. 4, p. 1279-1333, 2003. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/25053940>. Acesso em: 12 maio 2023.

AUTOR, David; KATZ, Lawrence; KEARNEY, Melissa. The Polarization of the U.S. Labor Market. **American Economic Review**, Nashville, v. 96, n. 2, p. 189-194, 2006. Disponível em: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/000282806777212620>. Acesso em: 12 maio 2023.

AUTOR, David.; KATZ, Lawrence; KEARNEY, Melissa. Trends in U.S: wage inequality re-assessing the revisionists. **Review of Economics and Statistics**, MIT-press, v. 90, n. 2, p. 300-323, 2008.

AUTOR, David; DORN, David. The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. **American Economic Review**, Nashville, v. 103, n. 5, p. 1553-1597, 2013.

AUTOR, David; DORN, David; HANSON, Gordon. **The China Shock: Learning From Labor Market Adjustment to Large Changes in Trade**. Massachusetts: National Bureau of Economic Research, 2016.

BRESSAN, Gustavo Saggi; HERMETO, Ana Maria. Polarização do Mercado de Trabalho Sob Viés Tecnológico e Impactos sobre Diferenciais Salariais por Gênero. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA*, 37., 2009, Foz do Iguaçu. **Anais [...]** Niterói: Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2009. Disponível em: <http://www.anpec.org.br/encontro2009/inscricao.on/arquivos/000-59b976a29e1cbc7e6e948805e540fa0d.pdf>. Acesso em: 19 ago. 2020.

CNI – Confederação Nacional da Indústria. **Desafios para Indústria 4.0 no Brasil**. Brasília, DF: CNI, 2016.

CONSOLI, Davide; SÁNCHEZ-BARRIOLUENGO, Mabel. Polarization and the growth of low-skill service jobs in Spanish local labor markets. **Journal of Regional Science**, Hoboken, v. 59, n. 1, p. 145-162, 2018. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jors.12409>. Acesso em: 31 jul. 2020.

CORSEUIL, Carlos; POOLE, Jennifer; ALMEIDA, Rita. **The Impact of Digital Technologies on Worker Tasks: Do Labor Policies Matter?** Brasília, DF: IPEA, 2018. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/8892> . Acesso em: 14 out. 2020.

DEMING, Devid. The growing importance of social skills in the labor market. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 132, n. 4, p. 1593–1640, 2017. Acesso em: 16 out. 2020.

FIRPO, Sergio; FORTIN, Nicole; LEMIEUX, Thomas. **Occupational Tasks and Changes in the Wage Structure**. Bonn: The Institute for the Study of Labor (IZA), 2011. Disponível em: <http://ftp.iza.org/dp5542.pdf>. Acesso em: 15 dez. 2019.

FONSECA, Tiago; LIMA, Francisco; PEREIRA, Sonia. Job polarization, technological change and routinization: Evidence for Portugal. **Labour Economics**, [s. l.], v. 51, p. 317-339, 2018. Disponível em: <https://econpapers.repec.org/about.htm>. Acesso em: 12 maio 2023.

FUNCHAL, Bruno; SOARES, Jadir. Understanding demand for skills after technological trade liberalization. *In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA*, 40., 2014, Niterói. **Anais [...]** Niterói: Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2014.

GOOS, Maarten; MANNING, Alan; SALOMONS, Anna. Explaining job polarization: routine biased technological change and offshoring. **American Economic Review**, Nashville, v. 104, n. 8, p. 2509-2526, 2014. Disponível em: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.104.8.2509>. Acesso em: 12 maio 2023.

HARDY, Wojciech; LEWANDOWSKI, Piotr; PARK, Albert; YANG, Du. **The Global Distribution of Routine and Non-Routine Work**. Warsaw: Institute for Structural Research, 2018. Disponível em: [http://conference.iza.org/conference\\_files/WoLabConf\\_2018/lewandowski\\_p9882.pdf](http://conference.iza.org/conference_files/WoLabConf_2018/lewandowski_p9882.pdf). Acesso em: 10 out. 2019.

KEISTER, Roma; LEWANDOWSKI, Piotr. **A routine transition?** Causes and consequences of the changing content of jobs in central and eastern Europe. Warsaw: Institute for Structural Research, 2016. Disponível em: <https://ibs.org.pl/en/publications/a-routine-transition-causes-and-consequences-of-the-changing-content-of-jobs-in-central-and-eastern-europe/>. Acesso em: 10 out. 2019.

LONG, James Scott; FREESE, Jeremy. **Regression Models for Categorical Dependent Variables Using STATA**. 3. ed. Texas: Stata Press Publication, 2014.

MARCOLIN, Luca; MIROUDOT, Sébastien; SQUICCIARINI, Mariagrazia. **The Routine Content of Occupations: New Cross-Country Measures Based on Piac**. Paris: OECD, 2016. Disponível em: [https://www.oecd-ilibrary.org/trade/the-routine-content-of-occupations\\_5jm0mq86fljg-en](https://www.oecd-ilibrary.org/trade/the-routine-content-of-occupations_5jm0mq86fljg-en). Acesso em: 30 jan. 2020.

OLIVIERI, Roberta Souza Costa. **Tarefas profissionais e diferença salarial de gênero no Brasil**. 2016. Monografia (Graduação em Economia) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: [http://www.econ.puc-rio.br/uploads/adm/trabalhos/files/Roberta\\_Souza\\_Costa\\_Olivieri.pdf](http://www.econ.puc-rio.br/uploads/adm/trabalhos/files/Roberta_Souza_Costa_Olivieri.pdf). Acesso em: 12 nov. 2020.

REIS, Sandro Melo dos. **Incompatibilidades entre Educação e Ocupação: Uma Análise Regionalizada do Mercado de Trabalho Brasileiro**. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2012.

REIS, Mauricio Cortez. **Uma Descrição das Ocupações no Brasil a partir de Informações sobre as Atividades Normalmente Desempenhadas pelos Trabalhadores**. Brasília, DF: IPEA, 2016. Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/6626>. Acesso em: 23 out. 2020.

SANTOS, Ana Tereza Pires dos; VAZ, Bruno Ottoni Eloy; OLIVEIRA, Ana Maria Hermeto Camilo de. Evolução dos prêmios salariais relativos a habilidades ocupacionais: uma análise do período de 2006 a 2016. *In: Encontro Nacional de Economia*, 47., 2019, São Paulo. **Anais [...]** Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2019. Disponível em: <https://en.anpec.org.br/previous-editions.php?r=encontro-2019>. Acesso em: 25 jul. 2020

SILVA, Alexandra Marisa Aparício da. **Impacto de Soluções da Indústria 4.0 no Mercado de Trabalho em Portugal**. 2018. Dissertação (Mestrado em Economia) – Faculdade de Economia, Universidade do Porto, Porto, 2018.

SOARES JUNIOR, Jadir. **Efeitos da Difusão dos Computadores na Demanda por Diferentes Tipos de Atividades no Mercado de Trabalho Brasileiro**. 2009. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças, Vitória, 2009.

SPENCE, Michael. Job Market Signaling. **The Quarterly Journal of Economics**, Oxford, v. 87, n. 3, p. 355-374, 1973. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/1882010>. Acesso em: 12 maio 2023.

SPITZ-OENER, Alexandra. Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure. **Journal of Labor Economics**, Chicago, v. 24, n. 2, p. 235-270, 2006. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/10.1086/499972>. Acesso em: 12 maio 2023.

SULZBACH, Vanessa Neumann. **Essays on Job Polarization in the Brazilian Labor Market**. 2020. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2020. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/213635>. Acesso em: 01 dez. 2020.

TESSARINI, Geraldo; SALTORATO, Patrícia. Impactos da Indústria 4.0 na Organização do Trabalho: Uma Revisão Sistemática da Literatura. **Produção Online**, Florianópolis, v. 18, n. 2, p. 743-769, 2018. Disponível em: <https://www.producaoonline.org.br/rpo/article/view/2967>. Acesso em: 4 abr. 2019.

TOLEDO, Demétrio Gaspari Cirne de. Aspectos históricos e conceituais da dependência tecnológica da América Latina sob o novo neocolonialismo. **Revista OIKOS**. Rio de Janeiro, v. 18, n. 3, pp. 41-56, 2019. Disponível em: <http://www.revistaoikos.org>. Acesso em: 20 jun. 2020.

WEF – World Economic Forum. **The Future of Jobs Report**. Geneva: WEF, 2018. Disponível em: <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2018>. Acesso em: 25 abr. 2019.

WOOLDRIDGE, Jeffrey. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. Cambridge: The MIT Press, 2010.

Recebido em: 05/08/2021

Aceito para publicação em: 27/03/2023