A NOVA FACE DO TRABALHO NO BRASIL: AUTOMAÇÃO E TRANSFORMAÇÕES NA ESTRUTURA OCUPACIONAL DO EMPREGO FORMAL (2015–2025)

The New Face of Work in Brazil: Automation and Transformations in the Occupational Structure of Formal Employment (2015–2025)

Diana Tondolo*
Andressa Neis†

Resumo

Este estudo analisa se o avanço da automação esteve associado às transformações na estrutura ocupacional do emprego formal brasileiro entre 2015 e 2025. Com base na RAIS, foram examinados os vínculos formais segundo grupos ocupacionais operacionais, técnicos e tecnológicos, além da construção de indicadores de composição ocupacional, polarização, *skill upgrading*, escolaridade, remuneração e automação. Os resultados mostram crescimento do emprego em todos os grupos, com maior expansão das ocupações tecnológicas e técnicas e perda de participação relativa das ocupacionais. Também se observou aumento da escolaridade média e mudanças na composição por sexo, sobretudo nas ocupações tecnológicas. Em conjunto, os achados sugerem reconfiguração ocupacional e elevação da qualificação média, mas sem evidência estatisticamente significativa de que a automação, isoladamente, explique a polarização ocupacional ou o *skill upgrading*.

Palavras-chave: automação; estrutura ocupacional; emprego formal; polarização ocupacional.
Classificação JEL: J21; J24; O33

Abstract

This study analyzes whether the advance of automation was associated with transformations in the occupational structure of formal employment in Brazil between 2015 and 2025. Based on data from RAIS, formal employment relationships were examined according to operational, technical, and technological occupational groups, in addition to the construction of indicators related to occupational composition, polarization, *skill upgrading*, education, wages, and automation. The results show employment growth across all groups, with greater expansion in technological and technical occupations and a decline in the relative share of operational occupations. An increase in average educational attainment and changes in the gender composition were also observed, especially in technological occupations. Overall, the findings suggest an occupational reconfiguration and a rise in average qualification levels, but without statistically significant evidence that automation alone explains occupational polarization or *skill upgrading*.

Keywords: automation; occupational structure; formal employment; occupational polarization.
JEL Code: J21; J24; O33

Área Temática: Área 1. Desigualdades: Regiões, Renda, Gênero e Raça

* Mestranda em Economia do Desenvolvimento pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS). Contato: diana.tondolo@edu.pucrs.br
† Doutoranda em Economia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). Contato: neisandressa@gmail.com

1. Introdução

A relação entre o progresso tecnológico e as transformações no mercado de trabalho tem se consolidado como um dos temas mais centrais e complexos da economia contemporânea. Essas mudanças possuem o poder de impactar profundamente as estruturas ocupacionais, tanto substituindo postos de trabalho quanto gerando novas e complexas oportunidades. O avanço da automação, da inteligência artificial e das tecnologias digitais intensificou os debates acerca dos impactos da mudança tecnológica sobre o emprego, os salários e a demanda por qualificação, dividindo opiniões na literatura econômica.

Por um lado, abordagens tradicionais sugerem que a revolução digital contemporânea possui uma elevada capacidade de modificar significativamente os sistemas produtivos, acelerando transformações que ampliam a substituição de tarefas anteriormente realizadas por seres humanos (BRYNJOLFSSON; MCAFEE, 2012). Sob essa ótica, parcelas significativas das ocupações apresentam alta suscetibilidade à automação, afetando sobretudo aquelas funções compostas majoritariamente por atividades repetitivas, rotineiras e previsíveis (FREY; OSBORNE, 2017).

Por outro lado, a literatura recente demonstra que os impactos da automação são mais complexos do que a simples destruição líquida de postos de trabalho. Desenvolveu-se, por exemplo, o conceito de *Skills-Displacing Technological Change* (SDT) para explicar como as mudanças tecnológicas tornam determinadas habilidades obsoletas, sem necessariamente extinguir o emprego em si (MCGUINNESS; POULIAKAS; REDMOND, 2023). Dessa forma, o processo de automação pode induzir tanto o "deskilling" (simplificação e perda de habilidades) quanto o "*upskilling*" (exigência de qualificações mais elevadas e complexas) no ambiente de trabalho (CHAUHAN, 2026).

Como consequência dessas forças contrárias, observa-se uma reconfiguração na estrutura de salários e cargos. A mudança tecnológica direcionada pode ampliar o chamado "*skill premium*" (que representa a vantagem salarial dos trabalhadores mais qualificados) ou aprofundar a polarização do mercado de trabalho, pressionando os rendimentos das ocupações médias e favorecendo aquelas intensivas em habilidades analíticas (KHEMRAJ, 2024). Essa dinâmica aponta que o progresso técnico tende a deslocar a demanda em favor de profissionais com maior nível de instrução formal (BERMAN; BOUND; GRILICHES, 1994).

No contexto brasileiro, compreender essa realidade é fundamental para analisar a reconfiguração das oportunidades de trabalho e a vulnerabilidade de postos intermediários face às transformações estruturais recentes. Diante disso, este artigo busca responder à seguinte questão central: como o avanço tecnológico afeta a distribuição das oportunidades de trabalho no país? Nesse cenário, o objetivo deste estudo é analisar a relação entre a automação, a mudança tecnológica e a polarização ocupacional no mercado de trabalho formal brasileiro no período de 2015 a 2025.

Para fins analíticos e metodológicos, a estrutura de empregos deste estudo é segmentada com base na tipologia de Garcia, Silva e Righi (2011). Essa classificação divide os vínculos formais em três categorias principais de acordo com a sua natureza e complexidade: ocupações operacionais (caracterizadas por menor intensidade tecnológica), técnicas (segmento intermediário e de supervisão) e tecnológicas (vínculos intensivos em conhecimento, ciência e inovação, situados no topo da estrutura ocupacional).

Para alcançar o objetivo proposto e detalhar essa dinâmica, a estrutura deste artigo está organizada em quatro seções subsequentes. A segunda seção apresenta o referencial teórico focado nos impactos da mudança tecnológica sobre o mercado de trabalho, tarefas e polarização ocupacional. A terceira seção detalha os procedimentos metodológicos, especificando o uso dos dados microdados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) e do eSocial. A quarta seção é dedicada à apresentação e discussão dos resultados empíricos, englobando as análises descritivas, demográficas e as evidências econométricas exploratórias. Por fim, são expostas as considerações finais, apontando as limitações do estudo e as referências consultadas.

2. Mudança tecnológica e transformações no mercado de trabalho

As transformações tecnológicas vêm alterando profundamente a dinâmica produtiva e a estrutura ocupacional das economias contemporâneas. O avanço da automação, da inteligência artificial e das tecnologias digitais intensificou os debates acerca dos impactos da mudança tecnológica sobre o emprego, os salários e a demanda por qualificação. Brynjolfsson e McAfee (2012) argumentam que a revolução digital contemporânea possui capacidade de modificar significativamente os sistemas produtivos e o funcionamento dos mercados de trabalho. Segundo os autores, o avanço das tecnologias digitais acelera transformações produtivas e amplia a substituição de tarefas anteriormente realizadas por trabalhadores humanos. Na mesma direção, Frey e Osborne (2017) estimam que parcela significativa das ocupações apresenta elevada suscetibilidade à automação, sobretudo aquelas compostas por tarefas repetitivas e rotineiras. Os autores destacam que ocupações associadas a tarefas previsíveis possuem maior probabilidade de substituição tecnológica.

Entretanto, a literatura recente demonstra que os impactos da automação são mais complexos do que simplesmente a destruição de empregos. McGuinness, Pouliakas e Redmond (2023) desenvolvem o conceito de Skills-Displacing Technological Change (SDT), definido como mudanças tecnológicas capazes de tornar determinadas habilidades obsoletas. Utilizando dados da European Skills and Jobs Survey, os autores identificam que aproximadamente 16% dos trabalhadores adultos da União Europeia foram afetados por esse processo. Contudo, McGuinness, Pouliakas e Redmond (2023) argumentam que a automação não produz apenas deskilling (processo

caracterizado pela simplificação das tarefas e redução das habilidades exigidas dos trabalhadores), mas também pode gerar processos de upskilling (entendidos como o aumento da complexidade das atividades e da demanda por competências cognitivas, técnicas e educacionais mais avançadas). Segundo os autores, trabalhadores inseridos em ambientes tecnologicamente mais dinâmicos passaram a desempenhar tarefas mais complexas, indicando que a automação também pode elevar as exigências cognitivas e técnicas dos empregos.

De forma semelhante, Wang et al. (2023) identificam que empresas automatizadas apresentaram crescimento do emprego total e ampliação relativa do emprego qualificado. Segundo os autores, os ganhos de produtividade decorrentes da automação foram superiores aos efeitos substitutivos sobre o trabalho, favorecendo processos de *skill upgrading* dentro das firmas, isto é, aumento da participação relativa de trabalhadores mais qualificados e expansão da demanda por habilidades técnicas, cognitivas e educacionais mais complexas nas empresas automatizadas. Esses resultados sugerem que a automação deve ser compreendida não apenas como um mecanismo de destruição de empregos, mas principalmente como um processo de reorganização da estrutura ocupacional e das habilidades demandadas pelo mercado de trabalho.

A literatura recente passou a enfatizar que os impactos da automação ocorrem de maneira diferenciada entre ocupações e grupos de trabalhadores. Em vez de substituir ocupações completas, as tecnologias tendem a substituir tarefas específicas, sobretudo aquelas de natureza repetitiva e rotineira. Berman, Bound e Griliches (2022), no estudo Routine-Biased Technological Change and Endogenous Skill Investments, analisam como a exposição à robotização influencia decisões educacionais e investimentos em qualificação. Os autores mostram que indivíduos residentes em regiões mais afetadas pela automação apresentaram maior probabilidade de concluir o ensino superior, evidenciando que a mudança tecnológica altera incentivos educacionais e amplia a demanda por qualificação.

Além disso, Berman, Bound e Griliches (1994) demonstram que os ganhos salariais associados à educação aumentam em contextos de maior automação, reforçando o papel da mudança tecnológica na ampliação do *skill premium*, entendido como o aumento do diferencial salarial e das vantagens ocupacionais associadas aos trabalhadores mais qualificados em relação aos trabalhadores de menor qualificação. Contudo, os autores destacam que tais investimentos educacionais não compensam integralmente os efeitos distributivos da automação, especialmente para trabalhadores expostos à substituição tecnológica. Khemraj (2024) argumenta que os efeitos da mudança tecnológica sobre desigualdade salarial e polarização dependem da estrutura ocupacional e da elasticidade da oferta de trabalho. Segundo o autor, economias com maior concentração de trabalhadores em ocupações rotineiras tendem a apresentar efeitos mais intensos de polarização salarial.

Os resultados apresentados por Khemraj (2024) reforçam a interpretação de que a automação

favorece ocupações intensivas em habilidades cognitivas e analíticas, ao mesmo tempo em que pressiona ocupações intermediárias e rotineiras. Nesse processo, ocupações médias tendem a perder participação relativa na estrutura do emprego, enquanto ocupações altamente qualificadas ampliam sua participação no mercado de trabalho. Além disso, McGuinness, Pouliakas e Redmond (2023) demonstram que trabalhadores afetados pela Skills-Displacing Technological Change (SDT), conceito que se refere à mudança tecnológica capaz de tornar determinadas habilidades obsoletas, frequentemente permanecem empregados, porém executando tarefas distintas e mais complexas, reforçando a ideia de que a automação promove uma reorganização das tarefas e competências demandadas no mercado de trabalho, em vez de apenas eliminar postos de trabalho.

Outra dimensão importante presente na literatura recente refere-se à reorganização das atividades produtivas e das formas de trabalho decorrentes da automação. Chauhan (2026) analisa os impactos da automação sobre o trabalho em cadeias globais de produção de software. A partir de entrevistas qualitativas, a autora demonstra que processos de automação podem simultaneamente gerar deskilling, entendido como a simplificação das tarefas e redução das habilidades exigidas dos trabalhadores, e upskilling, caracterizado pelo aumento da complexidade das atividades e da demanda por competências técnicas e cognitivas mais avançadas, dependendo da posição ocupada pelos trabalhadores nas cadeias produtivas globais. Segundo Chauhan (2026), trabalhadores inseridos em atividades offshore, isto é, atividades transferidas para outros países com menores custos de produção e trabalho, tendem a sofrer maior pressão de padronização e simplificação de tarefas, enquanto trabalhadores localizados nos centros de desenvolvimento tecnológico concentram atividades mais complexas e estratégicas.

Dessa forma, a automação contribui para aprofundar desigualdades ocupacionais e internacionais relacionadas à divisão global do trabalho. Além disso, Wang et al. (2023) mostram que empresas automatizadas passaram a demandar trabalhadores relativamente mais qualificados, especialmente em atividades complementares às novas tecnologias. Segundo os autores, a automação modifica a composição ocupacional das firmas ao favorecer trabalhadores com maior capacidade de adaptação tecnológica. Esses resultados reforçam a interpretação de que a mudança tecnológica promove transformações importantes nas habilidades exigidas pelos mercados de trabalho contemporâneos, ampliando a relevância da qualificação profissional e da capacidade de adaptação ocupacional.

A literatura recente também destaca que os efeitos da automação ultrapassam o mercado de trabalho, produzindo impactos estruturais, demográficos e sociais mais amplos. Acemoglu e Restrepo (2022) argumentam que mudanças demográficas exercem papel relevante sobre a adoção de tecnologias automatizadas. Segundo os autores, o envelhecimento populacional e a redução relativa da força de trabalho manual estimulam empresas a adotarem robôs e outras tecnologias automatizadas como forma de compensar a escassez relativa de trabalhadores. Os resultados

apresentados por Acemoglu e Restrepo (2022) mostram que regiões e países com maior envelhecimento populacional tendem a apresentar níveis mais elevados de robotização industrial. Dessa forma, a automação aparece não apenas como resultado do avanço tecnológico, mas também como resposta às transformações demográficas contemporâneas. Vergeer e Kleinknecht (2023) identificam que a automação também afeta a relação entre crescimento econômico e emprego.

Segundo os autores, economias mais automatizadas tendem a apresentar recessões com menor destruição de empregos, fenômeno denominado job-preserving recessions, expressão utilizada para descrever períodos de desaceleração econômica nos quais a redução da atividade econômica é acompanhada por menor perda relativa de postos de trabalho. Além disso, Branco, Carrillo e Iglesias (2023) demonstram que transformações tecnológicas e insegurança ocupacional associadas à automação podem ampliar sentimentos de alienação política entre trabalhadores expostos à substituição tecnológica, reduzindo a confiança nas instituições e aumentando a percepção de vulnerabilidade econômica e social.

Da mesma forma, Borwein et al. (2023) mostram que trabalhadores expostos à ameaça da automação tendem a demonstrar maior oposição à imigração do que propriamente ao avanço tecnológico. Segundo os autores, a insegurança ocupacional gerada pela automação frequentemente leva trabalhadores a perceberem imigrantes como concorrentes no mercado de trabalho, direcionando suas preocupações econômicas e políticas mais intensamente contra a imigração do que contra a própria tecnologia. No contexto brasileiro, tais discussões tornam-se particularmente relevantes diante das mudanças estruturais observadas no mercado de trabalho nas últimas décadas, especialmente em relação à expansão das ocupações tecnológicas e à maior vulnerabilidade relativa de ocupações rotineiras e intermediárias. Dessa forma, compreender os impactos da automação sobre a estrutura ocupacional brasileira torna-se fundamental para analisar os possíveis processos de polarização do mercado de trabalho no país.

3. Metodologia e procedimentos empíricos

O presente estudo caracteriza-se como uma pesquisa quantitativa, de natureza aplicada, com abordagem descritiva e analítica, voltada à investigação da relação entre automação, mudança tecnológica e polarização ocupacional no mercado de trabalho formal brasileiro. O objetivo metodológico consiste em analisar se a expansão da automação esteve associada a alterações na composição do emprego entre ocupações operacionais, técnicas e tecnológicas, tomando como referência a estrutura ocupacional proposta por Garcia, Silva e Righi (2011), utilizada para identificar ocupações relacionadas às atividades intensivas em conhecimento, ciência, tecnologia e inovação. A estratégia empírica parte da premissa de que os impactos da automação não ocorrem de forma homogênea entre ocupações. Conforme discutido no referencial teórico, a mudança tecnológica altera

a demanda por habilidades, reorganiza tarefas e modifica a composição ocupacional do emprego. Dessa forma, esta metodologia busca capturar não apenas alterações agregadas do emprego, mas principalmente transformações na estrutura ocupacional brasileira.

3.1 Base de dados

A principal base de dados utilizada será a Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), disponibilizada pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE). A RAIS constitui uma base administrativa que reúne informações sobre vínculos formais de trabalho no Brasil, incluindo ocupação, setor econômico, remuneração, escolaridade, localização geográfica e características dos estabelecimentos empregadores.

A utilização da RAIS justifica-se pela elevada desagregação ocupacional da base, permitindo acompanhar a evolução dos vínculos formais segundo a Classificação Brasileira de Ocupações (CBO) e analisar mudanças estruturais no mercado de trabalho. O recorte temporal compreenderá o período de 2015 a 2025, permitindo captar uma fase de intensificação da digitalização produtiva, avanço das tecnologias associadas à automação e expansão de mecanismos característicos da Indústria 4.0.

3.1.1 Comparabilidade da série histórica da RAIS

Um aspecto metodológico relevante refere-se às alterações ocorridas na forma de coleta e consolidação dos dados da RAIS ao longo do período analisado. A partir de 2019 iniciou-se o processo de integração progressiva da RAIS com o Sistema de Escrituração Digital das Obrigações Fiscais, Previdenciárias e Trabalhistas (eSocial), modificando parcialmente o processo de declaração dos vínculos formais. Essa transição ampliou gradualmente a cobertura dos registros administrativos e alterou parcialmente a comparabilidade temporal dos dados.

Durante a exploração empírica desta pesquisa foram identificadas oscilações relevantes em determinados grupos ocupacionais, indicando possíveis efeitos administrativos associados à mudança da base. Dessa forma, os resultados serão interpretados com cautela. Para reduzir potenciais vieses, serão incorporadas variáveis de controle temporal. Serão definidas:

Dummy de transição RAIS–eSocial:

$$D_ESOCIAL_t = 1 \text{ para anos} \geq 2019$$
$$D_ESOCIAL_t = 0 \text{ caso contrário}$$

Dummy específica para 2022:

$$D_2022_t = 1 \text{ para ano} = 2022$$
$$D_2022_t = 0 \text{ caso contrário}$$

Essas variáveis permitirão controlar possíveis efeitos de cobertura e mudanças institucionais sobre os resultados.

3.2 Unidade de análise

A unidade de análise será composta pelos vínculos formais de emprego agregados por ano e grupo ocupacional. A estrutura analítica principal será: grupo ocupacional × ano. Quando necessário, poderão ser realizadas análises adicionais considerando agregações por setor econômico.

3.3 Classificação ocupacional

A classificação das ocupações será baseada na metodologia proposta por Garcia, Silva e Righi (2011), construída a partir da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO 2002). As ocupações serão agrupadas em três categorias.

a) Ocupações operacionais: Correspondem às ocupações associadas à execução operacional, montagem, manutenção e operação de equipamentos. Representam o grupo de menor intensidade tecnológica e maior proximidade com tarefas repetitivas.

b) Ocupações técnicas: Correspondem às ocupações intermediárias, associadas a atividades técnicas, programação, controle produtivo, manutenção e supervisão. Esse grupo será interpretado como o segmento intermediário da estrutura ocupacional.

c) Ocupações tecnológicas: Correspondem às ocupações intensivas em conhecimento, tecnologia e inovação. Incluem atividades associadas à engenharia, pesquisa, computação, desenvolvimento tecnológico e áreas científicas. Esse grupo representa o topo da estrutura ocupacional.

3.4 Construção das variáveis

Serão construídas variáveis relacionadas ao emprego, participação ocupacional, polarização, *skill upgrading*, escolaridade e remuneração.

3.4.1 Estoque de emprego

Inicialmente será calculado o estoque de empregos formais de cada grupo ocupacional:

$$Egt$$

onde:

Egt = número de vínculos do grupo g no ano t

Os grupos são:

g = operacional, técnica, tecnológica

O emprego total será dado por:

$$Et = EOperacional,t + ETécnica,t + ETecnológica,t$$

3.4.2 Participação ocupacional

A participação relativa será calculada por:

$$Partgt = (Egt / Et) \times 100$$

Serão calculadas:

$$PartOpert = (EOperacional,t / Et) \times 100$$

$$PartTect = (ETécnica,t / Et) \times 100$$

$$PartTecnolt = (ETecnológica,t / Et) \times 100$$

Esses indicadores permitirão acompanhar alterações na composição ocupacional.

3.4.3 Crescimento ocupacional

A taxa de crescimento anual será calculada por:

$$Crescgt = [(Egt - Eg,t-1) / Eg,t-1] \times 100$$

Também será calculado:

$$CrescAcumg = [(Eg,2025 - Eg,2015) / Eg,2015] \times 100$$

para mensurar o crescimento acumulado no período.

3.5 Mensuração da polarização ocupacional

A polarização ocupacional será definida como alteração da participação relativa dos extremos ocupacionais em relação ao grupo intermediário.

Será construído o indicador:

$$POLt = (PartOpert + PartTecnolt) - PartTect$$

onde:

POLt = índice de polarização

Interpretação:

- aumento de POL → maior polarização;
- redução de POL → fortalecimento relativo do grupo intermediário.

3.6 Indicador complementar de *skill upgrading*

Será construído um indicador complementar para captar avanço tecnológico da estrutura ocupacional.

$$UPGt = PartTecnolt - PartTect$$

onde:

UPGt = indicador de *skill upgrading*.

Interpretação:

- aumento → expansão das ocupações tecnológicas;
- redução → fortalecimento das ocupações técnicas.

3.7 Indicador de automação[1]

A exposição à automação será mensurada por meio do Índice de Automação da GS1 Brasil. A variável será representada por:

$$AUTt$$

onde:

AUTt = índice de automação no ano t.

Valores maiores indicam maior intensidade de automação.

3.8 Estratégia analítica

A análise será realizada em três etapas. Serão analisados: estoque de emprego; participação ocupacional; crescimento ocupacional; escolaridade; remuneração. Análise da polarização, que serão calculados:

$$POLt$$

$$UPGt$$

Os indicadores permitirão distinguir:

- polarização ocupacional;
- reorganização tecnológica da estrutura ocupacional.

[1] O indicador de automação (AUT) utilizado nas estimações foi construído com base na série disponibilizada pela GS1 Brasil, cuja evolução temporal encontra-se apresentada na Tabela A1 (Apêndice A).

E analise econometrica, em que modelo principal:

$$POL_t = \beta_0 + \beta_1 AUT_t + \beta_2 D_ESOCIAL_t + \beta_3 D_2022_t + \varepsilon_t$$

Modelo complementar:

$$UPG_t = \alpha_0 + \alpha_1 AUT_t + \alpha_2 D_ESOCIAL_t + \alpha_3 D_2022_t + u_t$$

Esses modelos permitirão separar efeitos associados à automação daqueles decorrentes de mudanças administrativas na base de dados. Por fim, a pesquisa apresenta algumas limitações principais. Primeiro, a RAIS contempla apenas vínculos formais. Segundo, o índice de automação constitui uma proxy indireta. Terceiro, mudanças administrativas na base podem afetar parcialmente a comparabilidade temporal. Apesar dessas limitações, a metodologia permite analisar de forma consistente a relação entre automação, qualificação e reorganização ocupacional no mercado de trabalho brasileiro.

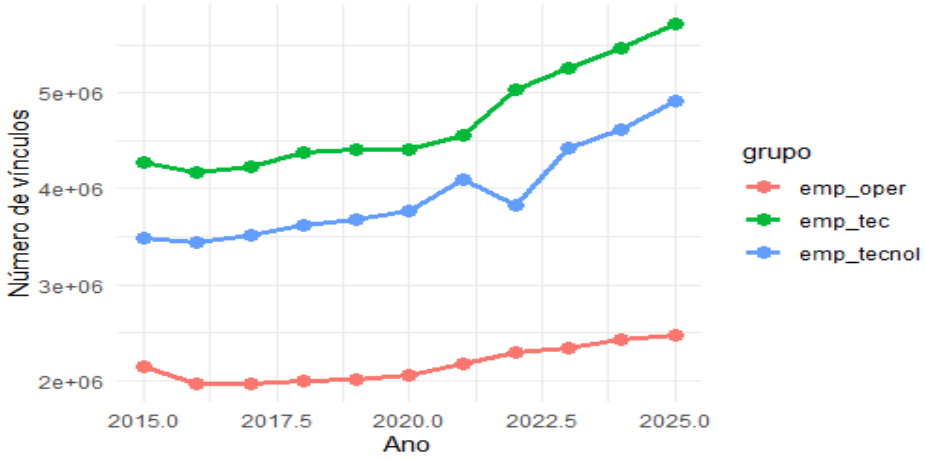
4. Resultados e Discussões

4.1. Evolução do emprego e transforamção da estrutura ocupacional brasileira

A primeira etapa da análise buscou identificar se o avanço da automação e da mudança tecnológica esteve associado a alterações na estrutura ocupacional do emprego formal brasileiro entre 2015 e 2025, conforme proposto na metodologia. Para isso, foram analisados simultaneamente o estoque de empregos, a participação relativa dos grupos ocupacionais e o crescimento acumulado do período. A estratégia adotada permite distinguir entre crescimento absoluto do emprego e mudanças estruturais na composição ocupacional.

Os resultados indicam que o mercado de trabalho formal brasileiro apresentou expansão do emprego em todos os grupos ocupacionais ao longo da década analisada. Entretanto, esse crescimento ocorreu de maneira desigual entre os grupos, evidenciando mudanças relevantes na estrutura ocupacional.

Figura 1. Evolução do emprego por grupo ocupacional (2015–2025)

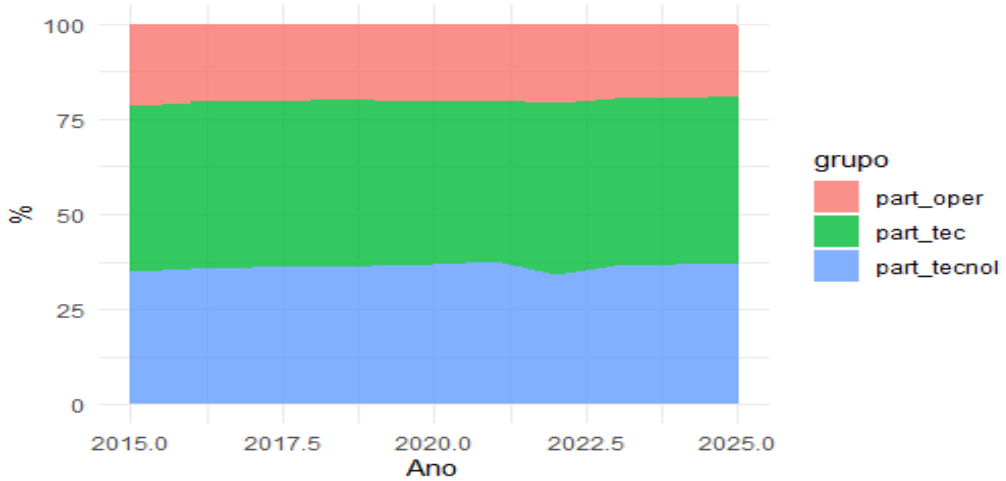


Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Observa-se que as ocupações técnicas permaneceram como o principal grupo ocupacional em termos absolutos durante todo o período. Contudo, as ocupações tecnológicas apresentaram a trajetória de crescimento mais intensa. Já as ocupações operacionais cresceram em ritmo relativamente inferior.

Esse resultado sugere que a transformação ocupacional observada no Brasil não ocorreu por eliminação líquida dos empregos operacionais, mas por expansão relativamente mais acelerada das ocupações associadas a maior intensidade tecnológica e conhecimento, resultado compatível com Wang et al. (2023) e McGuinness, Pouliakas e Redmond (2023), que argumentam que processos de automação frequentemente reorganizam a estrutura ocupacional em vez de simplesmente destruir empregos. A análise da composição relativa reforça esse diagnóstico.

Figura 2. Composição ocupacional do emprego (%)



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Embora as ocupações operacionais tenham aumentado em número absoluto, sua participação relativa reduziu ao longo do período. Em contrapartida, observou-se ampliação gradual da participação das ocupações tecnológicas e estabilidade relativa das ocupações técnicas.

Para sintetizar essas mudanças, a Tabela 1 apresenta a comparação entre 2015 e 2025.

Tabela 1 – Síntese da transformação ocupacional brasileira (2015–2025)

Indicador	2015	2025	Variação (%)
Emprego operacional	2.145.502	2.473.568	+15,3
Emprego técnico	4.278.038	5.721.504	+33,7
Emprego tecnológico	3.481.634	4.920.868	+41,3
Participação operacional (%)	21,7	18,9	−12,9
Participação técnica (%)	43,2	43,6	+1,0
Participação tecnológica (%)	35,1	37,5	+6,7

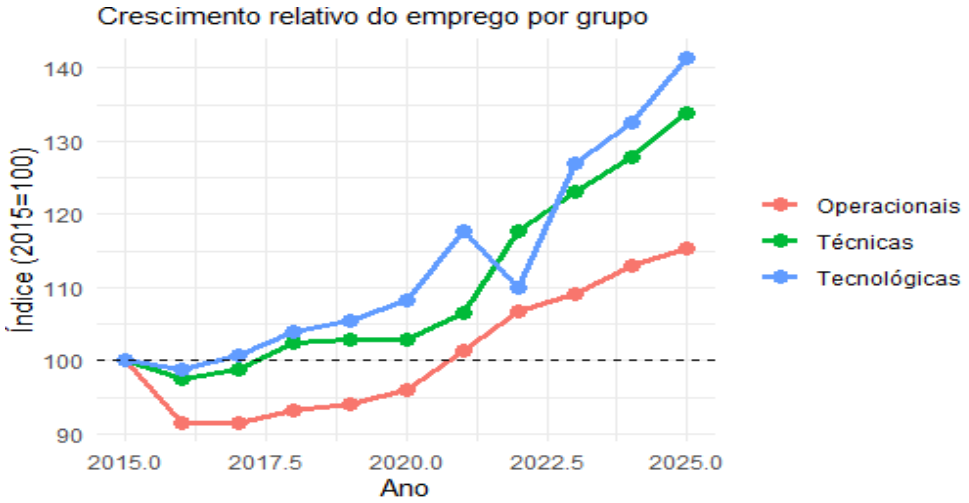
Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados revelam um padrão consistente de mudança estrutural. Primeiro, o crescimento acumulado foi positivo em todos os grupos, descartando a hipótese de retração absoluta do emprego associada à automação. Segundo, o crescimento ocorreu de maneira hierarquizada: ocupações tecnológicas apresentaram expansão acumulada de 41,3%, ocupações técnicas cresceram 33,7%, enquanto ocupações operacionais cresceram apenas 15,3%. Terceiro, a participação relativa das ocupações operacionais caiu aproximadamente 13%, indicando perda de dinamismo estrutural.

Esses resultados dialogam diretamente com a literatura de polarização ocupacional. Segundo Khemraj (2024), processos de mudança tecnológica tendem a favorecer ocupações intensivas em habilidades cognitivas e reduzir o peso relativo de ocupações mais expostas à substituição tecnológica. De forma semelhante, Brynjolfsson e McAfee (2012) argumentam que tecnologias digitais aceleram mudanças produtivas que alteram a composição do emprego mais rapidamente do que reduzem o volume total de postos de trabalho.

Para aprofundar essa interpretação, foi construído um índice de transformação ocupacional utilizando 2015 como ano-base.

Figura 3. Índice de transformação ocupacional (2015=100)



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

A Figura 3 evidencia de forma mais clara a intensidade diferenciada das mudanças. Enquanto as ocupações operacionais encerraram o período com índice próximo de 115, indicando crescimento acumulado moderado, as ocupações técnicas atingiram aproximadamente 134, e as ocupações tecnológicas alcançaram índice superior a 141.

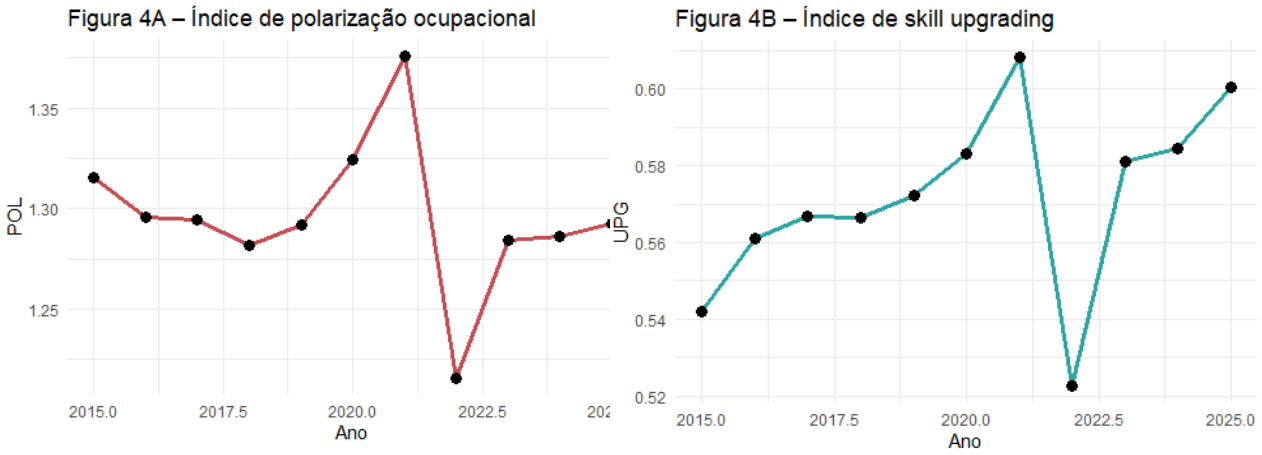
Esse resultado reforça a interpretação de que a mudança ocupacional brasileira ocorreu predominantemente por recomposição interna do emprego formal, com expansão relativamente maior de atividades intensivas em tecnologia. O comportamento observado é compatível com a hipótese central deste estudo: a automação não se manifesta necessariamente como destruição líquida de empregos, mas como um mecanismo de reorganização ocupacional associado ao aumento relativo das ocupações intensivas em conhecimento.

4.2 Polarização ocupacional e evidências de *skill upgrading*

Após identificar mudanças na estrutura ocupacional do emprego, a segunda etapa da análise buscou avaliar se essas transformações foram acompanhadas por aumento da polarização ocupacional (*occupational polarization*) ou por um processo de *skill upgrading*, conforme proposto na metodologia.

Para isso, foram construídos dois indicadores sintéticos. O primeiro corresponde ao índice de polarização ocupacional (POL), que busca capturar alterações na distribuição relativa entre grupos ocupacionais. O segundo corresponde ao índice de *skill upgrading* (UPG), utilizado para avaliar se houve deslocamento da estrutura ocupacional em direção a ocupações de maior qualificação. Os resultados estão apresentados nas Figuras 4A e 4B.

Figura 4 A.B. Evolução dos indicadores de polarização ocupacional (A) e skill upgrading (B), Brasil (2015–2025).



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

A trajetória observada revela que ambos os indicadores permaneceram relativamente estáveis ao longo do período, embora apresentem movimentos específicos

relevantes para interpretação. Nesse contexto, o índice de polarização ocupacional (POL) oscilou entre aproximadamente 1,22 e 1,38, mantendo tendência geral de estabilidade com pequenas inflexões ao longo da série. O valor mais elevado foi observado em 2021, seguido de redução em 2022 e posterior estabilização.

Por sua vez, o índice de *skill upgrading* (UPG) apresentou comportamento semelhante, variando entre aproximadamente 0,52 e 0,61. A interpretação conjunta desses indicadores sugere que o processo observado no Brasil durante o período analisado não corresponde integralmente ao padrão clássico de polarização ocupacional descrito por Autor (2015), caracterizado pelo esvaziamento simultâneo das ocupações intermediárias.

Ao contrário, os resultados apontam para um processo mais próximo de requalificação gradual da estrutura ocupacional, no qual ocupações intensivas em conhecimento expandem sua participação sem que haja redução absoluta dos grupos tradicionais. Esse resultado é consistente com as evidências anteriormente apresentadas nas Figuras 1 e 2, nas quais o crescimento das ocupações tecnológicas ocorreu simultaneamente à expansão, ainda que mais lenta, das ocupações operacionais.

Para investigar a relação entre automação e transformação ocupacional, foi inicialmente realizada uma análise exploratória de associação entre os indicadores. As correlações estimadas indicaram elevada associação entre POL e UPG, sugerindo forte sobreposição entre os movimentos capturados pelos dois índices.

Tabela 2 – Correlação entre polarização, *skill upgrading* e automação

Variável	POL	UPG	AUT
POL	1,000	0,999	−0,404
UPG	0,999	1,000	−0,416
AUT	−0,404	−0,416	1,000

Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados mostram correlação praticamente perfeita entre POL e UPG ($r \approx 0,99$), indicando que ambos refletem movimentos estruturais muito semelhantes na composição ocupacional. Por outro lado, a automação apresentou associação negativa moderada com os dois indicadores. Apesar disso, os testes econométricos realizados posteriormente indicaram ausência de significância estatística dos coeficientes associados à automação,

sugerindo cautela na interpretação causal.

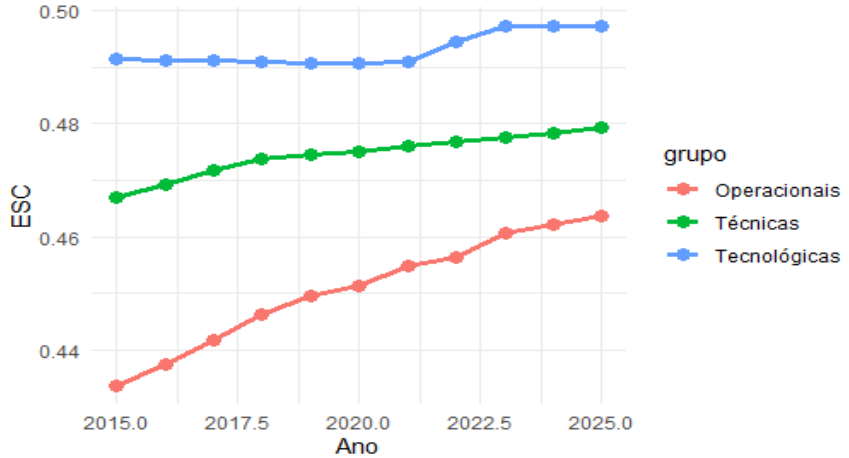
Esse resultado reforça um ponto importante: embora a automação esteja frequentemente associada às mudanças ocupacionais na literatura, sua influência pode ocorrer de forma indireta e combinada com outros mecanismos institucionais e produtivos. Assim, os resultados desta etapa sugerem que o período analisado foi caracterizado menos por polarização intensa e mais por um processo gradual de reposicionamento ocupacional acompanhado por elevação relativa da qualificação média do emprego.

4.3 Escolaridade e remuneração como mecanismos de transformação ocupacional

Uma vez identificadas mudanças na composição ocupacional e evidências de reconfiguração do emprego formal, a etapa seguinte buscou avaliar se esse movimento foi acompanhado por alterações nos atributos associados à qualificação do trabalho. Para isso, foram analisados dois indicadores complementares: (i) o indicador sintético de escolaridade (ESC), construído com base na participação relativa de trabalhadores com níveis educacionais mais elevados; e (ii) a remuneração média dos grupos ocupacionais medida em salários mínimos.

A análise desses indicadores permite verificar se a expansão observada nas ocupações técnicas e tecnológicas ocorreu acompanhada por aumento do capital humano e diferenciação salarial. Os resultados do indicador de escolaridade são apresentados na Figura 5.

Figura 5. Indicador de escolaridade por grupo ocupacional (2015–2025)



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados indicam diferenças importantes entre os grupos ocupacionais. As ocupações tecnológicas apresentaram os maiores níveis de escolaridade durante todo o

período analisado, mantendo indicador próximo de 0,49–0,50, com pequena tendência de crescimento após 2021. As ocupações técnicas também apresentaram níveis elevados de escolarização, com aumento gradual de aproximadamente 0,47 para 0,48. Já as ocupações operacionais registraram o movimento mais expressivo em termos relativos, elevando o indicador de aproximadamente 0,43 em 2015 para cerca de 0,46 em 2025.

Embora o grupo operacional permaneça com menor intensidade educacional relativa, o crescimento observado sugere aumento progressivo da exigência de qualificação mesmo em ocupações tradicionalmente associadas a menores níveis de escolaridade. Essa evidência é particularmente relevante porque indica que a transformação ocupacional observada não ocorreu apenas entre grupos, mas também dentro dos próprios grupos ocupacionais.

Tabela 3 – Evolução do indicador de escolaridade (ESC)

Grupo	2015	2025	Variação
Operacionais	0,434	0,464	+6,9%
Técnicas	0,467	0,479	+2,6%
Tecnológicas	0,491	0,497	+1,2%

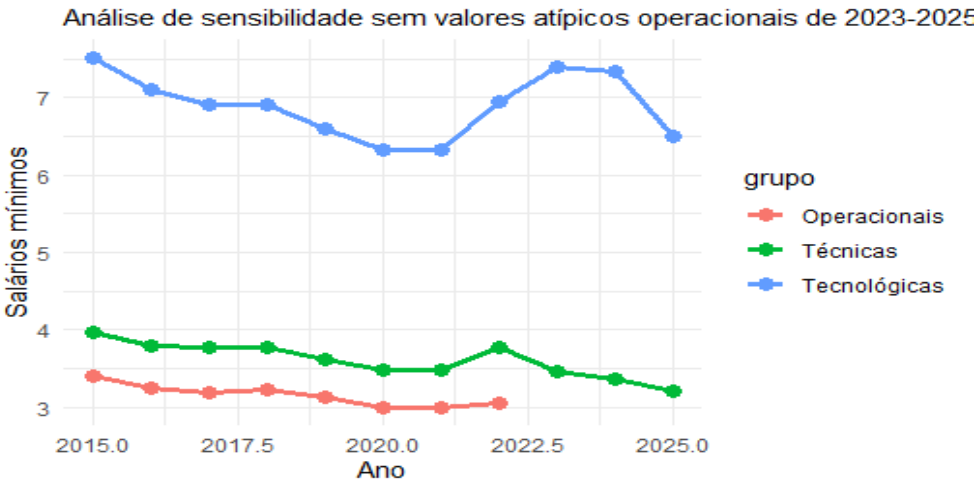
Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados mostram que os grupos já intensivos em qualificação permaneceram relativamente estáveis, enquanto o maior ganho ocorreu entre ocupações operacionais. Esse comportamento é consistente com interpretações recentes da literatura que sugerem que a mudança tecnológica tende a elevar requisitos mínimos de escolaridade mesmo em funções não diretamente associadas à inovação.

Em conjunto, os resultados da Figura 5 reforçam a interpretação de que o mercado de trabalho brasileiro apresentou evidências mais próximas de um processo de upgrading educacional do que de substituição ocupacional abrupta.

Além da escolaridade, investigou-se se as transformações ocupacionais foram acompanhadas por mudanças na remuneração relativa entre os grupos. Os resultados estão apresentados na Figura 6.

Figura 6. Remuneração média por grupo ocupacional (salários mínimos)



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

A análise da remuneração revela estrutura ocupacional claramente hierarquizada. As ocupações tecnológicas apresentaram os maiores níveis salariais durante toda a série histórica, com remuneração média oscilando entre aproximadamente 6 e 7,5 salários mínimos, permanecendo substancialmente acima dos demais grupos. As ocupações técnicas ocuparam posição intermediária e apresentaram relativa estabilidade salarial, variando entre aproximadamente 3,2 e 4 salários mínimos. As ocupações operacionais permaneceram como o grupo de menor remuneração média, situando-se predominantemente entre 3 e 3,5 salários mínimos.[2]

Tabela 4 – Remuneração média por grupo ocupacional (2015–2025)

Grupo	2015	2025	Tendência
Operacionais	3,40	5,75*	Interpretação cautelosa
Técnicas	3,97	3,22	Redução
Tecnológicas	7,51	6,49	Redução moderada

Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.
* Valores sujeitos à análise de sensibilidade.

A interpretação conjunta das Figuras 5 e 6 permite identificar um resultado importante: crescimento ocupacional e aumento da escolaridade não se traduziram

[2] Durante o processo de construção da base foram identificados valores atípicos para ocupações operacionais entre 2023 e 2025, motivo pelo qual foi conduzida análise de sensibilidade e mantida interpretação conservadora desses anos.

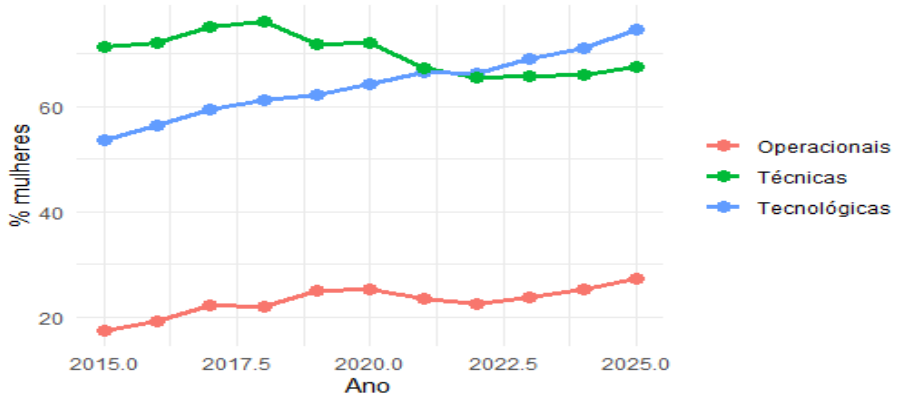
automaticamente em crescimento proporcional dos salários. Isso sugere que parte da expansão das ocupações mais qualificadas ocorreu acompanhada por aumento da oferta relativa de trabalhadores qualificados ou por mudanças institucionais que limitaram ganhos salariais.

Em síntese, os resultados desta seção indicam que a transformação ocupacional brasileira foi acompanhada por aumento da intensidade educacional dos grupos, mas sem convergência salarial proporcional entre eles.

4.4 Transformações demográficas e composição por sexo do emprego

Além das mudanças associadas à estrutura ocupacional, escolaridade e remuneração, foi realizada uma análise complementar da composição por sexo dos grupos ocupacionais. O objetivo desta etapa não foi testar causalidade, mas verificar se as transformações observadas na estrutura do emprego formal foram acompanhadas por alterações na distribuição relativa entre homens e mulheres. Para isso, foi calculada a participação feminina no emprego total de cada grupo ocupacional ao longo do período analisado. Os resultados estão apresentados na Figura 7.

Figura 7. Participação feminina por grupo ocupacional (2015–2025)



Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados revelam comportamento heterogêneo entre os grupos ocupacionais. Nas ocupações operacionais observou-se aumento contínuo da participação feminina ao longo da série. Em 2015, as mulheres representavam aproximadamente 18% do emprego operacional, alcançando valores próximos de 28% em 2025. Apesar da permanência da predominância masculina nesse grupo, os resultados sugerem redução relativa da concentração ocupacional tradicionalmente associada aos homens.

Por outro lado, as ocupações técnicas apresentaram composição majoritariamente

feminina durante todo o período analisado. A participação das mulheres permaneceu elevada, próxima de 70% no início da série e cerca de 66–67% ao final do período, indicando estabilidade estrutural com pequena redução relativa.

Já nas ocupações tecnológicas foi observado o movimento mais intenso de transformação demográfica. A participação feminina elevou-se de aproximadamente 55% em 2015 para valores próximos de 75% em 2025, configurando o maior crescimento relativo entre os grupos analisados.

Tabela 5 – Participação feminina por grupo ocupacional (%)

Grupo	2015	2025	Variação
Operacionais	~18	~28	+10 p.p.
Técnicas	~70	~67	−3 p.p.
Tecnológicas	~55	~75	+20 p.p.

Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados indicam que a transformação ocupacional observada não ocorreu apenas entre níveis de qualificação, mas também foi acompanhada por mudanças graduais na composição demográfica do emprego formal. Contudo, é importante destacar que a análise realizada utiliza participação relativa e não permite inferir aumento absoluto do emprego feminino.

Em termos interpretativos, o crescimento da participação feminina nas ocupações tecnológicas sugere que parte da expansão das atividades intensivas em conhecimento ocorreu acompanhada por mudanças no perfil ocupacional dos trabalhadores. Esse resultado complementa as evidências anteriormente apresentadas para escolaridade e estrutura ocupacional, reforçando a interpretação de que o período analisado foi marcado por reconfiguração gradual do mercado de trabalho formal.

4.5 Evidências econométricas sobre automação e mudança ocupacional

Após a análise descritiva e estrutural, foi realizada uma etapa econométrica com o objetivo de verificar se os indicadores de automação apresentavam associação estatisticamente identificável com as mudanças ocupacionais observadas. Conforme estabelecido na metodologia, foram estimados dois modelos lineares com finalidade

exploratória.

As estimações utilizaram como variável explicativa principal o indicador de automação (AUT), além de duas variáveis de controle destinadas a capturar possíveis efeitos administrativos e institucionais da mudança de base de dados: a implementação do eSocial e a quebra observada a partir de 2022.

Tabela 6 – Resultados econométricos

Variáveis	Modelo POL	Modelo UPG
AUT	−1,611	−0,556
D_ESOCIAL	0,040	0,021
D_2022	−0,055	−0,043
R^2	0,650	0,753
R^2 ajustado	0,125	0,384
p-valor (Teste F)	0,476	0,346

Fonte: elaboração própria com base nos dados da RAIS.

Os resultados indicam ausência de significância estatística dos coeficientes associados à automação em ambos os modelos. No modelo de polarização ocupacional, o coeficiente estimado para AUT apresentou sinal negativo, sugerindo que aumentos na automação estariam associados à redução do índice de polarização. Entretanto, o elevado valor-p impede rejeitar a hipótese nula. Resultado semelhante foi encontrado para o modelo de *skill upgrading*, no qual o coeficiente associado à automação também apresentou sinal negativo e ausência de significância estatística. Além disso, nenhuma das variáveis de controle apresentou efeito estatisticamente identificável.

Esses resultados sugerem que as mudanças observadas na estrutura ocupacional brasileira não podem ser atribuídas exclusivamente ao avanço da automação durante o período analisado. Entretanto, a interpretação deve ser realizada com cautela. A série de automação disponível restringiu substancialmente o número de observações válidas, reduzindo o poder estatístico das estimações. Dessa forma, os modelos devem ser interpretados como evidência exploratória complementar, e não como teste causal definitivo.

Ainda assim, os resultados reforçam uma analise importante do estudo: as transformações ocupacionais observadas parecem decorrer de um conjunto mais amplo de mecanismos, incluindo qualificação, reorganização produtiva e mudanças institucionais, e não exclusivamente do avanço tecnológico.

4.6 Síntese dos resultados e implicações

O presente estudo teve como objetivo analisar se o avanço da automação esteve

associado a transformações na estrutura ocupacional do emprego formal brasileiro entre 2015 e 2025. Para isso, foram construídos indicadores de polarização ocupacional, *skill upgrading*, escolaridade, remuneração, composição por sexo e automação, complementados por estimações econométricas exploratórias.

A análise integrada dos resultados permite identificar cinco evidências principais. Primeiramente, observou-se expansão do emprego em todos os grupos ocupacionais ao longo do período analisado. Entretanto, esse crescimento ocorreu de forma desigual. As ocupações tecnológicas apresentaram o maior crescimento acumulado (+41,3%), seguidas pelas ocupações técnicas (+33,7%) e pelas ocupações operacionais (+15,3%). Apesar do aumento absoluto do emprego operacional, sua participação relativa diminuiu ao longo da série.

Essa evidência sugere que a transformação ocupacional brasileira ocorreu predominantemente por recomposição interna da estrutura do emprego, e não por eliminação líquida de postos de trabalho.

Em segundo lugar, os indicadores de polarização ocupacional e *skill upgrading* apresentaram comportamento relativamente estável ao longo do período. Embora tenham sido observadas oscilações pontuais, não foram identificadas evidências consistentes de um processo clássico de polarização ocupacional caracterizado pelo esvaziamento simultâneo das ocupações intermediárias. Ao contrário, os resultados indicam movimento mais próximo de upgrading gradual da estrutura ocupacional, no qual ocupações intensivas em conhecimento expandem sua participação sem retração absoluta dos demais grupos.

Em terceiro lugar, os indicadores de escolaridade revelaram aumento da intensidade educacional em todos os grupos ocupacionais. As ocupações tecnológicas permaneceram como aquelas com maior concentração relativa de trabalhadores mais escolarizados, mas o avanço proporcional mais relevante ocorreu nas ocupações operacionais. Esse resultado sugere aumento dos requisitos mínimos de qualificação mesmo em grupos tradicionalmente associados a menores exigências educacionais.

Por outro lado, os resultados salariais mostraram que os ganhos de escolaridade não foram acompanhados por aumento proporcional da remuneração média. Essa combinação indica que processos de mudança estrutural podem elevar exigências de capital humano sem necessariamente produzir convergência salarial entre grupos ocupacionais.

Em quarto lugar, a análise complementar por sexo mostrou que a transformação ocupacional também foi acompanhada por mudanças na composição demográfica do emprego formal. Observou-se aumento gradual da participação feminina nas ocupações

operacionais e crescimento expressivo nas ocupações tecnológicas, enquanto as ocupações técnicas permaneceram predominantemente femininas. Embora essa evidência não permita inferir causalidade, ela sugere que parte da mudança ocupacional brasileira ocorreu simultaneamente a alterações graduais na distribuição relativa entre homens e mulheres.

Por fim, os resultados econométricos não identificaram associação estatisticamente significativa entre automação e os indicadores de polarização ocupacional ou *skill upgrading*. Ainda que os coeficientes estimados tenham apresentado sinal negativo em ambos os modelos, a limitação do número de observações e a natureza agregada da medida de automação reduzem a capacidade inferencial dos resultados. Assim, as evidências sugerem que o avanço tecnológico, isoladamente, não explica integralmente as mudanças observadas.

De forma geral, os resultados obtidos apontam para um processo de transformação ocupacional mais complexo do que aquele previsto pelas interpretações tradicionais de substituição tecnológica. Em vez de um cenário de destruição generalizada do emprego, o período analisado apresentou evidências mais consistentes com uma dinâmica de crescimento ocupacional desigual, aumento relativo da qualificação e reorganização gradual da estrutura produtiva. Esses resultados contribuem para ampliar a compreensão sobre os efeitos contemporâneos da automação em economias emergentes, indicando que as mudanças tecnológicas tendem a atuar em conjunto com mecanismos institucionais, educacionais e estruturais na redefinição do mercado de trabalho.

5. Considerações Finais

Este estudo analisou a relação entre automação, mudança tecnológica e transformação da estrutura ocupacional do emprego formal brasileiro entre 2015 e 2025, utilizando como referência a tipologia ocupacional proposta por Garcia, Silva e Righi (2011). Os resultados indicaram expansão do emprego formal em todos os grupos ocupacionais analisados, porém em ritmos distintos. Enquanto as ocupações operacionais apresentaram crescimento mais moderado e redução de participação relativa, as ocupações técnicas e, sobretudo, tecnológicas registraram expansão mais intensa, sugerindo um processo de reconfiguração ocupacional associado ao fortalecimento de atividades intensivas em conhecimento e qualificação.

As evidências não indicaram a ocorrência de um processo clássico de polarização

ocupacional caracterizado pelo esvaziamento simultâneo das ocupações intermediárias. Em contrapartida, os resultados mostraram dinâmica mais compatível com processos graduais de *skill upgrading*, acompanhados por aumento dos indicadores de escolaridade em todos os grupos ocupacionais. Entretanto, esse avanço educacional não foi acompanhado por crescimento proporcional da remuneração média, sugerindo que a ampliação da qualificação não resultou automaticamente em convergência salarial. Observou-se ainda aumento da participação feminina, especialmente nas ocupações tecnológicas, indicando mudanças graduais no perfil da força de trabalho formal.

No campo econométrico, não foram identificadas evidências estatisticamente significativas de associação entre o indicador de automação e os índices de polarização ocupacional ou *skill upgrading*. Embora esse resultado deva ser interpretado com cautela diante das limitações da série disponível e do reduzido número de observações, ele sugere que as transformações recentes do mercado de trabalho brasileiro não podem ser atribuídas exclusivamente ao avanço tecnológico. Em conjunto, os achados apontam para um processo multifatorial de transformação ocupacional, influenciado simultaneamente por fatores tecnológicos, institucionais, educacionais e estruturais.

Por fim, entre as limitações da pesquisa destacam-se a utilização exclusiva de vínculos formais e o uso de uma medida agregada de automação, que pode não capturar integralmente a heterogeneidade dos processos de adoção tecnológica entre setores e empresas. Pesquisas futuras podem aprofundar esta agenda por meio de análises mais desagregadas, abordagens regionais e indicadores baseados em tarefas, contribuindo para ampliar a compreensão dos mecanismos que conectam mudança tecnológica e dinâmica ocupacional em economias emergentes.

Referências

ACEMOGLU, Daron; RESTREPO, Pascual. *Demographics and automation*. *The Review of Economic Studies*, Oxford, v. 89, n. 1, p. 1-44, 2022.

BERMAN, Eli; BOUND, John; GRILICHES, Zvi. Changes in the demand for skilled labor within U.S. manufacturing industries: evidence from the Annual Survey of Manufactures. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford, v. 109, n. 2, p. 367-397, 1994.

BORWEIN, Sophie et al. *Restrict foreigners, not robots: partisan responses to automation threat*. *Electoral Studies*, Amsterdam, 2023.

BRANCO, Pedro; CARRILLO, Juan D.; IGLESIAS, Pablo. *Engaged robots, disengaged workers: automation and political alienation*. *American Political Science Review*, Cambridge, 2023.

BRYNJOLFSSON, Erik; MCAFEE, Andrew. *Race against the machine: how the digital revolution*

is accelerating innovation, driving productivity, and irreversibly transforming employment and the economy. Lexington: Digital Frontier Press, 2012.

CHAUHAN, Bhumika. Automating the automators: de/up-skilling and re/off-shoring in globalized software work. *Socio-Economic Review*, Oxford, v. 24, n. 1, p. 449-475, 2026.

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

KHEMRAJ, Tarron. Frisch elasticity, directed technical change, and automation: a unified framework for wage polarization and skill premium dynamics. *Structural Change and Economic Dynamics*, Amsterdam, 2024.

MCGUINNESS, Seamus; POULIAKAS, Konstantinos; REDMOND, Paul. Skills-displacing technological change and its impact on jobs: challenging technological alarmism? *Economics of Innovation and New Technology*, Abingdon, v. 32, n. 3, p. 338-364, 2023.

BRASIL. Ministério do Trabalho e Emprego. Programa de Disseminação das Estatísticas do Trabalho – Relação Anual de Informações Sociais (RAIS). Brasília, DF: Ministério do Trabalho e Emprego, [s.d.]. Disponível em: RAIS – Relação Anual de Informações Sociais. Acesso em: 24 maio 2026.

VERGEER, Robert; KLEINKNECHT, Alfred. Exploring the impact of automation on employment during expansions and contractions: an examination of Okun's Law. *Cambridge Journal of Economics*, Cambridge, v. 47, n. 2, p. 327-352, 2023.

WANG, X. et al. Automation, firm employment and skill upgrading: firm-level evidence from China. *China Economic Review*, Amsterdam, v. 79, 2023.

APENDICE

Tabela A1 – Evolução do índice de automação no Brasil (2017–2022)

Ano	Índice de automação (AUT)	Variação anual (%)
2017	0,22	—
2018	0,23	+4,55
2019	0,24	+4,35
2020	0,22	−8,33
2021	0,23	+4,55
2022	0,26	+13,00

Fonte: elaboração própria com base no Índice de Automação da GS1 Brasil.