

DIFERENÇAS SALARIAIS E HETEROGENEIDADE DO TRABALHADOR: A TRANSFORMAÇÃO OCUPACIONAL PRÉ E PÓS-PANDEMIA

Juan Pablo Gaio Cubilla¹
Nicolas Gobetti Theodorovicz²
Guilherme Marques Moura³

RESUMO

Este artigo analisa as relações entre o conteúdo de tarefas das ocupações, a heterogeneidade dos trabalhadores e as diferenças salariais no Brasil. Utilizam-se microdados da PNAD Contínua referentes aos primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025, combinados a escores ocupacionais derivados da O*NET e compatibilizados com a Classificação de Ocupações para Pesquisas Domiciliares (COD). Por meio de análise exploratória de dados, examinam-se a distribuição ponderada por skill predominante, a composição sociodemográfica das ocupações e os diferenciais de salário-hora real. Os resultados mostram relativa estabilidade da estrutura ocupacional, segmentação por sexo, raça/cor, nível de instrução e faixa etária e uma hierarquia salarial favorável às ocupações cognitivas, especialmente Cognitivo Analítico. No nível ocupação-ano, o Índice Cognitivo – Manual apresenta correlações entre 0,59 e 0,61 com o salário-hora, superiores às do Índice Não Rotineiro – Rotineiro, entre 0,41 e 0,48. Esse ordenamento permanece em duas construções alternativas dos índices. Conclui-se que a abordagem de tarefas oferece uma estrutura empiricamente relevante para compreender a composição ocupacional e a desigualdade salarial no Brasil.

Palavras-chave: Diferenças salariais. Tarefas ocupacionais. Heterogeneidade do trabalhador. Estrutura ocupacional. Brasil.

¹ Aluno do 7º período do curso de Ciências Econômicas da FAE Centro Universitário. Bolsista do Programa de Apoio à Iniciação Científica (PAIC 2025-2026). *E-mail:* juan.cubilla@mail.fae.edu

² Aluno do 3º período do curso de Ciências Econômicas da FAE Centro Universitário. Voluntário do Programa de Apoio à Iniciação Científica (PAIC 2025-2026). *E-mail:* nicolas.theodorovicz@mail.fae.edu

³ Orientador da Pesquisa. Doutor em Desenvolvimento Econômico (UFPR). Professor da FAE Centro Universitário. *E-mail:* guilherme.moura@fae.edu

INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a difusão de tecnologias digitais tem redefinido a organização do trabalho, a composição das ocupações e os retornos associados a diferentes perfis de trabalhadores. Esse processo não se distribui de forma homogênea, pois se articula à escolaridade, à ocupação, ao setor de atividade e a outras dimensões da heterogeneidade do trabalhador. O presente estudo examina como o conteúdo de tarefas das ocupações se associa a essa heterogeneidade e às diferenças salariais.

A literatura econômica tradicionalmente associa os diferenciais salariais a atributos individuais, como educação e experiência, em linha com a teoria do capital humano (Psacharopoulos, 1981). Contudo, esse referencial mostra-se insuficiente para explicar, isoladamente, a dinâmica recente dos rendimentos do trabalho em contextos de transformação tecnológica acelerada. Em perspectiva mais recente, Autor, Levy e Murnane (2003) mostram que a tecnologia afeta o mercado de trabalho por meio das tarefas desempenhadas nas ocupações, substituindo sobretudo tarefas rotineiras e complementando tarefas não rotineiras, especialmente cognitivas e interpessoais. No caso brasileiro, esse debate é especialmente importante, dado que a estrutura salarial do país é marcada por elevada dispersão, forte heterogeneidade ocupacional e desigualdades persistentes associadas à escolaridade, ao território e à inserção produtiva (Coelho; Corseuil, 2002).

Nesse contexto, a pandemia da COVID-19 funcionou como um choque exógeno de grande magnitude, mas seus efeitos foram fortemente mediados pela estrutura ocupacional e pelo conteúdo das tarefas. Dingel e Neiman (2020) mostram, para os Estados Unidos, que apenas parte das ocupações poderia ser realizada remotamente e que essas ocupações concentram rendimentos relativamente mais altos. Mongey, Pilossoph e Weinberg (2021) complementam esse diagnóstico ao mostrar que trabalhadores em ocupações com baixa possibilidade de trabalho remoto ou alta proximidade física são, em geral, mais vulneráveis economicamente. No Brasil, Castro e Moreira (2021) mostram que os trabalhadores com menor possibilidade de trabalho remoto eram, em média, os mais pobres, menos escolarizados, não brancos, mais jovens, moradores de áreas rurais e mais frequentemente inseridos em vínculos informais ou em ocupações presenciais. Barbosa Filho, Veloso e Peruchetti (2022) estimam que o potencial de trabalho remoto no Brasil é bastante limitado quando se considera a infraestrutura domiciliar mínima, enquanto Góes, Martins e Nascimento (2022) destacam o hiato entre trabalho remoto potencial e efetivo. Costa, Barbosa e Hecksher (2021) mostram ainda que a pandemia aprofundou desigualdades preexistentes de gênero, raça/cor e idade no mercado de trabalho.

A literatura recente amplia esse diagnóstico. Oliveira (2024) discute o impacto da pandemia sobre o mercado de trabalho brasileiro em meio às transformações do mundo do trabalho; De Carvalho (2024) enfatiza a relação entre vulnerabilidade socioeconômica e desemprego; Rocha e Almeida (2024), com base em análise longitudinal da PNAD Contínua, mostram maior vulnerabilidade de informais, mulheres, jovens, idosos e pessoas de menor escolaridade, ainda que o mercado tenha apresentado recuperação posterior; Condado *et al.* (2023) observam que a redução da desigualdade no período pandêmico ocorreu em meio a empobrecimento geral; e Gomes, Souza e Mourão (2025) mostram a persistência de hiatos salariais associados à escolaridade, raça e gênero. Tais evidências sugerem que o recorte pré e pós-pandemia não é apenas temporal, mas substantivo, pois permite captar uma etapa recente de reconfiguração do mercado de trabalho brasileiro.

Além dos efeitos associados à pandemia, o avanço recente da inteligência artificial amplia esse debate. Brynjolfsson, Li e Raymond (2023) mostram que a introdução de assistência baseada em IA elevou a produtividade de trabalhadores de suporte, com ganhos particularmente fortes entre os menos experientes. Eloundou *et al.* (2023) argumentam que uma parcela muito elevada da força de trabalho pode ter ao menos parte de suas tarefas afetadas por grandes modelos de linguagem, reforçando que a unidade analítica decisiva continua sendo a tarefa. Cazzaniga *et al.* (2024), em estudo comparativo com referência ao Brasil, mostram que exposição à IA e complementaridade tecnológica podem se associar a trajetórias ocupacionais distintas conforme a escolaridade. Em diálogo com Silva *et al.* (2024), isso sugere que uma adaptação contemporânea da abordagem de Autor, Levy e Murnane (2003) ao Brasil deve incorporar não apenas rotinização e complementaridade cognitiva em sentido clássico, mas também acesso desigual à infraestrutura digital, capacidade de uso produtivo de novas tecnologias e diferentes possibilidades de transição ocupacional.

É nesse contexto que se insere o presente artigo. O objetivo geral é analisar como a estrutura ocupacional por conteúdo de tarefas se relaciona à heterogeneidade dos trabalhadores e às diferenças salariais no Brasil nos primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025. Especificamente, busca-se: i) descrever a distribuição da população ocupada segundo a skill predominante; ii) examinar a composição dessas categorias por sexo, raça/cor, nível de instrução e faixa etária; e iii) analisar sua posição na distribuição salarial e a associação entre escores contínuos de tarefas e remuneração.

Parte-se da hipótese de que ocupações de maior conteúdo cognitivo e menor conteúdo rotineiro apresentam salários relativamente superiores aos das ocupações de maior conteúdo manual ou rotineiro e de que o acesso a esses diferentes perfis de tarefas se distribui de forma desigual entre os grupos de trabalhadores.

Para isso, são utilizados microdados da PNAD Contínua, combinados a escores ocupacionais derivados da O*NET e compatibilizados com a COD por Theodorovicz, Cubilla e Moura (2026), sendo a investigação conduzida por meio de análise exploratória de dados.

O estudo justifica-se pela literatura ainda limitada para o Brasil sobre a relação entre conteúdo de tarefas ocupacionais, heterogeneidade dos trabalhadores e diferenças salariais. Ao integrar a PNAD Contínua a escores ocupacionais derivados da O*NET, a pesquisa oferece uma descrição comparável da estrutura ocupacional em quatro anos e produz evidências que podem subsidiar investigações confirmatórias e políticas de qualificação profissional.

Portanto, além desta introdução, o artigo está organizado em quatro seções. A primeira apresenta o referencial teórico; a segunda descreve a metodologia e a base de dados utilizadas; a terceira apresenta e discute os resultados; e a quarta reúne as considerações finais.

1 DETERMINAÇÃO SALARIAL E TRANSFORMAÇÕES TECNOLÓGICAS NO MERCADO DE TRABALHO BRASILEIRO

A literatura sobre determinação salarial tem como ponto de partida a teoria do capital humano, segundo a qual educação, experiência e qualificação elevam a produtividade individual e, por consequência, os rendimentos do trabalho. Nessa tradição, Psacharopoulos (1981) sistematiza evidências internacionais sobre retornos à educação e mostra que o investimento em escolaridade tende a produzir ganhos salariais relevantes. Contudo, embora esse referencial permaneça importante, ele se mostra insuficiente para explicar, isoladamente, a dinâmica recente dos salários em economias heterogêneas como a brasileira. No Brasil, Coelho e Corseuil (2002) destacam que um traço marcante do mercado de trabalho é a presença de diferenciais salariais muito elevados, o que exige uma abordagem mais ampla, capaz de incorporar além de atributos individuais, características ocupacionais, setoriais, regionais e institucionais.

Essa discussão torna-se ainda mais relevante no período recente. Gomes, Souza e Mourão (2025), ao compararem 2019 e 2022, mostram persistência de hiatos salariais associados a gênero, raça e escolaridade, além de aumento da informalidade. Assim, a heterogeneidade do trabalhador não deve ser tratada apenas como um conjunto de variáveis de controle, mas como dimensão substantiva dos próprios efeitos distributivos observados no mercado de trabalho brasileiro. Esse ponto é decisivo para o presente estudo, pois a adaptação da abordagem de tarefas ao Brasil exige reconhecer que a tecnologia incide sobre uma estrutura ocupacional previamente desigual.

1.1 MUDANÇA TECNOLÓGICA, TAREFAS E POLARIZAÇÃO OCUPACIONAL

Uma das principais inflexões teóricas para esse debate é a abordagem baseada em tarefas desenvolvida por Autor, Levy e Murnane (2003). O argumento central dos autores é que a tecnologia não afeta todos os trabalhadores da mesma forma nem atua apenas elevando a demanda por escolaridade em abstrato; ela incide sobre tarefas específicas desempenhadas nas ocupações. Em sua formulação, a computerização tende a substituir tarefas rotineiras, cognitivas e manuais, passíveis de codificação em regras explícitas, ao passo que complementa tarefas não rotineiras, ligadas à resolução de problemas, adaptabilidade, julgamento e interação. Com isso, a unidade analítica desloca-se da qualificação genérica do trabalhador para o conteúdo concreto do trabalho realizado. Acemoglu e Autor (2011) aprofundam esse argumento ao mostrar que a relação entre tecnologia, empregos e salários deve ser entendida a partir da alocação de tarefas entre trabalho e capital, permitindo compreender por que mudanças tecnológicas semelhantes podem gerar efeitos distributivos distintos conforme o contexto produtivo.

Uma das consequências empíricas mais conhecidas dessa mudança é a polarização ocupacional e salarial. Autor, Katz e Kearney (2006) mostram que, nos Estados Unidos, o emprego cresceu relativamente mais nas ocupações de alta e de baixa remuneração, em detrimento das ocupações intermediárias, especialmente daquelas intensivas em tarefas rotineiras. Resultado semelhante é encontrado por Goos, Manning e Salomons (2010) para 16 países europeus, reforçando que a mudança tecnológica não produz apenas aumento médio de produtividade, mas pode reorganizar a distribuição ocupacional e salarial de forma assimétrica. Acemoglu e Restrepo (2020), ao estudarem a difusão de robôs industriais nos mercados de trabalho locais dos Estados Unidos, reforçam essa leitura ao mostrar que a automação pode reduzir empregos e salários em áreas mais expostas. Em conjunto, essa literatura indica que a tecnologia redistribui oportunidades e perdas entre grupos ocupacionais, setores e territórios, e que sua análise exige considerar quais tarefas estão sendo deslocadas e quais trabalhadores estão mais expostos.

Para o caso brasileiro, essa abordagem é especialmente útil porque permite superar leituras excessivamente agregadas da desigualdade salarial. Em vez de interpretar a mudança tecnológica apenas como viés pró-escolaridade, a literatura de tarefas possibilita incorporar ao estudo dos salários dimensões como rotina, complexidade cognitiva, manualidade e interação. Essa mudança é relevante para o presente artigo porque o mercado de trabalho brasileiro combina elevada heterogeneidade regional, forte segmentação ocupacional, peso da informalidade e coexistência entre setores altamente digitalizados e segmentos pouco intensivos em tecnologia.

1.2 TECNOLOGIA, MOBILIDADE E DESIGUALDADE SALARIAL NO BRASIL

No Brasil, a discussão sobre tecnologia, ocupações e desigualdade ganhou densidade com estudos que articulam mobilidade ocupacional, conteúdo tecnológico das ocupações e diferenciais salariais. Rodrigues, Oliveira e Albuquerque (2008) já destacavam a importância de classificar as ocupações segundo seu nível tecnológico para compreender movimentos no mercado de trabalho. Em linha próxima, Bressan e Hermeto (2009) investigam a polarização do mercado de trabalho brasileiro sob viés tecnológico e seus impactos sobre diferenciais salariais por gênero, mostrando que os efeitos distributivos da mudança tecnológica não se restringem à clivagem entre qualificados e não qualificados, alcançando também desigualdades estruturais previamente existentes. Essas contribuições são importantes porque mostram que a reorganização ocupacional associada à tecnologia também pode ser observada em uma economia periférica e desigual, ainda que em moldes próprios.

A agenda brasileira se sofisticou com a incorporação mais direta da discussão sobre habilidades e tarefas. Corseuil, Almeida e Poole (2018) mostram que a adoção de tecnologias digitais no Brasil deslocou a demanda por habilidades em direção a tarefas mais cognitivas e não rotineiras, além de interagir com a regulação do mercado de trabalho. Villamarim, Gonçalves e Taveira (2020), por sua vez, investigam a relação entre inovação, habilidades e desigualdade salarial no mercado de trabalho formal dos municípios brasileiros, sugerindo que a inovação regional pode se associar a maiores disparidades de renda. Adamczyk, Ehrl e Monasterio (2022) reforçam esse quadro ao mostrar que trabalhadores intensivos em habilidades cognitivas não rotineiras tendem a apresentar melhor desempenho em empregos, salários e mobilidade ocupacional, enquanto grupos mais rotineiros ou manuais se mostram relativamente mais vulneráveis. Na mesma direção, Martins-Neto, Cirera e Coad (2024) demonstram que trabalhadores desligados de ocupações mais intensivas em rotina sofrem piores resultados após demissões em massa, tanto em termos de salários quanto de duração do desemprego.

Essa literatura conversa diretamente com estudos mais recentes sobre a realidade brasileira. Silva *et al.* (2024) examinam a influência da informatização do trabalho, do acesso a computadores e à internet, da escolaridade e de características demográficas sobre a estrutura salarial e sobre a transição entre janelas de renda no Brasil. Já Tombesi e Moura (2023) mostram que o período 2012-2022 foi marcado por deslocamentos setoriais importantes, influenciados pela crise econômica, pela pandemia e por mudanças no padrão de consumo e organização produtiva. Em conjunto, esses trabalhos reforçam que a mudança tecnológica no Brasil não se expressa apenas entre ocupações, mas também entre setores e entre grupos sociais, o que justifica uma leitura integrada entre tarefas, salários e heterogeneidade do trabalhador.

Desse modo, a literatura brasileira fornece base consistente para sustentar a hipótese de que a estrutura salarial nacional vem sendo reconfigurada por mecanismos próximos aos identificados por Autor, Levy e Murnane (2003), ainda que filtrados por especificidades institucionais e distributivas. Tais especificidades incluem desigualdade regional, forte peso da informalidade, seletividade educacional e permanência de hiatos de gênero e raça. Assim, o desafio analítico não é apenas verificar a existência de efeitos de rotina ou de complementaridade cognitiva, mas compreender como eles se articulam com a estrutura desigual do mercado de trabalho brasileiro.

Em síntese, o presente estudo parte da teoria do capital humano e incorpora tarefas e heterogeneidade como dimensões complementares da determinação salarial. A literatura internacional mostra que a mudança tecnológica pode reorganizar o trabalho ao substituir tarefas mais rotineiras e complementar atividades cognitivas não rotineiras; a literatura brasileira indica que esse processo ocorre em uma estrutura marcada por desigualdade regional, heterogeneidade ocupacional, informalidade e seletividade social. E o período pré e pós-pandemia torna esse debate ainda mais relevante, ao revelar diferenças na capacidade de adaptação ao teletrabalho e à digitalização. É nessa direção que se justifica uma aplicação da abordagem de tarefas ao Brasil contemporâneo, voltada a compreender como a composição de tarefas e a heterogeneidade do trabalhador ajudam a explicar a dinâmica salarial recente.

2 METODOLOGIA E BASE DE DADOS

A amostra analítica foi construída a partir dos microdados da PNAD Contínua referentes aos primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025. Foram mantidos indivíduos ocupados, com idade entre 14 e 69 anos, sexo identificado, rendimento efetivo mensal do trabalho principal observado, positivo e não superior a R\$ 500.000, e horas habitualmente trabalhadas no trabalho principal observadas, positivas e não superiores a 99 horas semanais. Calculou-se o salário-hora do trabalho principal e excluíram-se valores ausentes, não finitos ou não positivos.

Foram mantidas observações com classificação válida de raça/cor na recodificação adotada, que distingue brancos e pretos ou pardos, e com nível de instrução válido, sendo agregado em quatro categorias: sem instrução ou fundamental incompleto; fundamental completo ou médio incompleto; médio completo ou superior incompleto; e superior completo. Também foram excluídas observações sem classificação válida de atividade econômica na agregação da CNAE em 21 categorias.

Para as análises por skill, a amostra foi restringida a indivíduos com código ocupacional COD classificável, correspondência na base completa de escores e informações válidas de desenho amostral, incluindo UPA, estrato e peso. O código residual 0000 da variável V4010, que não identifica conteúdo ocupacional, foi excluído. Após as restrições, a amostra analítica reuniu 797.788 observações e 431 códigos COD distintos presentes na PNAD Contínua.

Os salários foram corrigidos pelo IPCA para valores de janeiro de 2025. Todas as estatísticas de indivíduos utilizam o desenho amostral da PNAD Contínua; nas análises de ocupação por ano, o peso corresponde à população ponderada de cada ocupação.

2.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DE DADOS

Para abordar o problema de pesquisa, utilizou-se a Análise Exploratória de Dados (AED), que, segundo Tukey (1977), consiste em um conjunto de técnicas e abordagens voltadas à exploração inicial dos dados, com ênfase na visualização, no uso de ferramentas gráficas e na busca por padrões, estruturas e possíveis hipóteses antes da aplicação de métodos confirmatórios. Nesse sentido, a AED tem como objetivo principal compreender as características do conjunto de dados, identificar possíveis inconsistências, detectar valores atípicos e observar tendências ou relações entre variáveis.

A Análise Exploratória de Dados foi empregada para descrever a distribuição salarial, bem como para comparar grupos definidos por sexo, raça/cor, nível de instrução, faixa etária e perfil de tarefas ocupacionais.

Além disso, a AED possibilita a análise temporal dos dados, permitindo observar sua evolução entre os primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025, bem como identificar possíveis efeitos da pandemia sobre as ocupações e os níveis salariais.

2.2 INCORPORAÇÃO DOS ESCORES OCUPACIONAIS

Os escores ocupacionais foram obtidos da base construída por Theodorovicz, Cubilla e Moura (2026), que harmoniza informações da O*NET às classificações ocupacionais brasileiras. Utilizou-se como especificação principal a COD completa, com escores para os 437 códigos classificáveis: 415 transportados pela harmonização estendida e 22 adicionados na etapa de completude, dos quais 14 por imputação hierárquica e oito por doadores semanticamente próximos. Os valores harmonizados foram preservados, e códigos imputados não atuaram como doadores. Essa cobertura reduz a perda amostral por ausência de escore, mas não elimina a incerteza de mensuração.

As cinco skills predominantes classificam as ocupações conforme o tipo de tarefa exercida: Cognitivo Analítico, envolve resolução de problemas e interpretação; Cognitivo Interpessoal, comunicação, cuidado e gestão de pessoas; Cognitivo Rotineiro, tarefas cognitivas padronizadas; Manual Rotineiro, atividades manuais repetitivas; e Manual Não Rotineiro, destreza, uso de ferramentas e adaptação a contextos físicos variados. Em linha com Autor, Levy e Murnane (2003), tarefas rotineiras são mais codificáveis, enquanto as não rotineiras dependem mais de julgamento e adaptação.

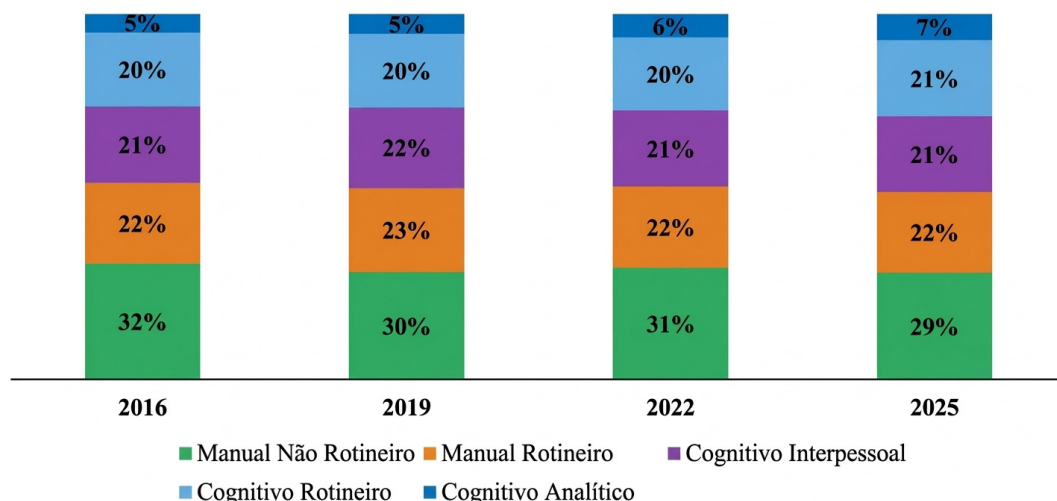
Ademais, ao longo do presente trabalho, utilizaram-se escores fixos da O*NET 30.1, de maneira semelhante à análise por margem extensiva de Autor, Levy e Murnane (2003), permitindo que a análise ao longo dos anos seja sobre as mudanças estruturais do mercado brasileiro, verificando se houve o deslocamento de trabalhadores para diferentes skills, sem ser ofuscada pelas mudanças internas das próprias ocupações.

Cada ocupação COD foi classificada segundo sua skill predominante, definida como a dimensão com maior escore. Também foram construídos indicadores contínuos. Denotando por A o escore Cognitivo Analítico, I o Cognitivo Interpessoal, CR o Cognitivo Rotineiro, MR o Manual Rotineiro e MNR o Manual Não Rotineiro, a especificação principal utiliza $C = (A + I + CR)/3$, $M = (MR + MNR)/2$, $NR = (A + I + MNR)/3$ e $R = (CR + MR)/2$. Os índices resultantes são $C - M$ e $NR - R$; valores mais elevados indicam, respectivamente, maior conteúdo cognitivo relativo e maior conteúdo não rotineiro relativo. Como os blocos C e NR contêm três dimensões, enquanto M e R contêm duas, a construção por médias atribui o mesmo peso aos blocos comparados, mas pesos individuais de 1/3 ou 1/2 às dimensões que os compõem.

As correlações de Pearson ponderadas foram calculadas separadamente por ano, no nível ocupação COD por ano, utilizando como peso a população ponderada de cada ocupação. Para verificar se o contraste entre os dois eixos dependia da forma de agregação, foram estimadas duas construções alternativas. Na primeira, utilizaram-se as diferenças das somas, $(A + I + CR) - (MR + MNR)$ e $(A + I + MNR) - (CR + MR)$, atribuindo o mesmo coeficiente absoluto às cinco dimensões elementares. Na segunda, os compostos C e M, assim como NR e R, foram padronizados no universo das 437 ocupações COD antes do cálculo das diferenças. As três construções mantêm a mesma unidade de análise e os mesmos pesos populacionais, alterando somente a ponderação interna dos componentes.

O GRAF. 1 apresenta a distribuição ponderada da população ocupada segundo a skill predominante nos primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025.

GRÁFICO 1 – Skills Predominantes (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

Observa-se relativa estabilidade na composição ocupacional brasileira por skill predominante ao longo do período analisado. As ocupações manuais, especialmente Manual Não Rotineiro, permanecem como parcela expressiva da população ocupada, enquanto Cognitivo Analítico apresenta a menor participação relativa, embora com leve crescimento entre 2016 e 2025. Esse padrão sugere uma inércia estrutural no mercado de trabalho brasileiro: apesar das transformações tecnológicas, organizacionais e produtivas recentes, não se observa ruptura expressiva na distribuição ocupacional por tarefas. A mudança parece ocorrer de forma gradual, com leve avanço das categorias cognitivas, mas sem deslocamento significativo das ocupações manuais. Esse resultado é relevante porque indica que a transformação tecnológica recente não elimina, no curto prazo, a centralidade de ocupações manuais na estrutura ocupacional brasileira e é compatível com a abordagem de tarefas de Autor, Levy e Murnane (2003), segundo a qual a mudança tecnológica tende a substituir tarefas rotineiras e complementar tarefas cognitivas não rotineiras, embora, no caso brasileiro analisado, esse processo apareça de forma gradual e sem ruptura expressiva da estrutura ocupacional.

3 ANÁLISE DOS RESULTADOS

À luz do referencial apresentado, esta seção examina como a composição ocupacional por tarefas se articula à heterogeneidade dos trabalhadores e aos diferenciais salariais no Brasil recente. A análise está organizada em três etapas.

Primeiro, observam-se as composições internas das skills predominantes segundo sexo, raça/cor, escolaridade e faixa etária, com o objetivo de identificar padrões de segmentação ocupacional. Em seguida, analisam-se os diferenciais de salário-hora por skill predominante e a posição relativa dessas categorias na distribuição salarial. Por fim, exploram-se correlações entre escores ocupacionais contínuos e salário-hora médio real, com ênfase na comparação entre os eixos cognitivo-manual e rotineiro-não rotineiro.

A análise começa pelo GRAF. 2, que apresenta a composição por sexo dentro de cada skill predominante. A leitura do gráfico deve ser feita da seguinte forma: para cada skill, observa-se qual parcela da população ocupada é composta por homens e qual parcela é composta por mulheres. Portanto, o gráfico não mostra a distribuição das skills dentro de cada sexo, mas sim a composição interna de cada categoria ocupacional.

GRÁFICO 2 – Distribuição Percentual por Sexo nas Skills Predominantes (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

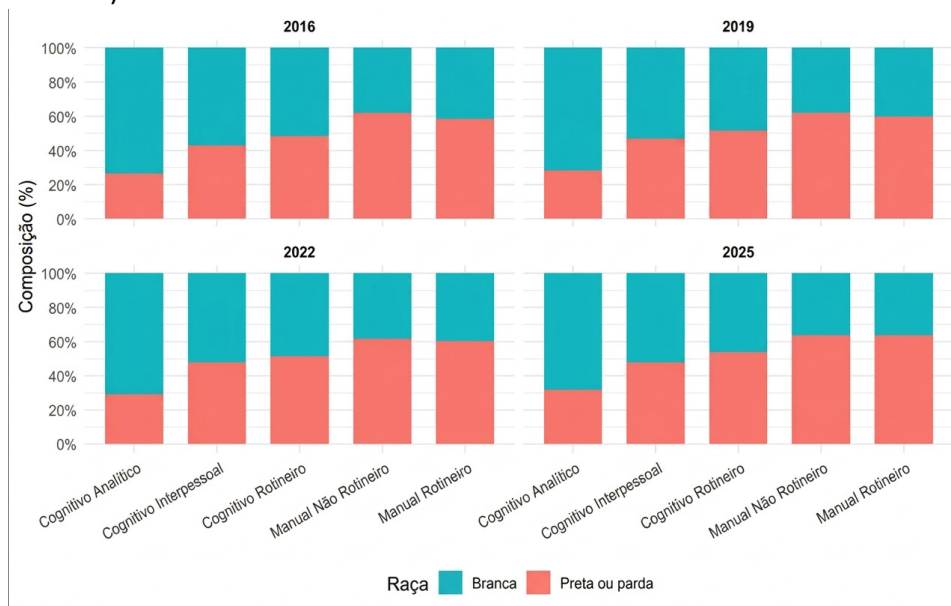
O GRAF. 2 mostra a forte segmentação ocupacional por sexo. As ocupações Manual Não Rotineiro são majoritariamente masculinas, enquanto mulheres apresentam maior participação relativa em categorias como Cognitivo Interpessoal, Cognitivo Rotineiro e Manual Rotineiro. Esse padrão sugere a permanência de uma divisão ocupacional de gênero, em que homens se concentram mais em atividades manuais, frequentemente associadas a setores como construção, transporte, agropecuária e manutenção, enquanto mulheres

aparecem mais em atividades administrativas, comerciais, educacionais, interpessoais e de cuidado. Essa evidência dialoga com Bressan e Hermeto (2009), sintetizados no seu referencial como evidência de que os efeitos distributivos da mudança tecnológica no Brasil também alcançam os diferenciais salariais por gênero, e com Gomes, Souza e Mourão (2025), que apontam persistência de hiatos salariais associados ao gênero no pós-pandemia.

A maior presença feminina em categorias cognitivas e interpessoais não implica, por si só, igualdade nas oportunidades de progressão dentro dessas ocupações. O padrão observado dialoga com os conceitos de *glass ceiling*⁴ e *glass escalator*⁵, que situam a segmentação horizontal entre ocupações em uma estrutura mais ampla de desigualdades de acesso, prestígio e progressão. Assim, a composição por sexo apresentada no GRAF. 2 sugere que a inserção em ocupações qualificadas pode coexistir com oportunidades desiguais ao longo da hierarquia ocupacional.

O GRAF. 3 analisa a composição racial dentro de cada skill predominante, distinguindo trabalhadores brancos e trabalhadores pretos ou pardos.

GRÁFICO 3 – Distribuição Percentual por Raça nas Skills Predominantes (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

⁴ Refere-se a barreiras não formais, mas persistentes, que limitam o acesso de determinados grupos aos níveis superiores da hierarquia ocupacional, salarial ou organizacional, mesmo quando possuem qualificação e experiência comparáveis.

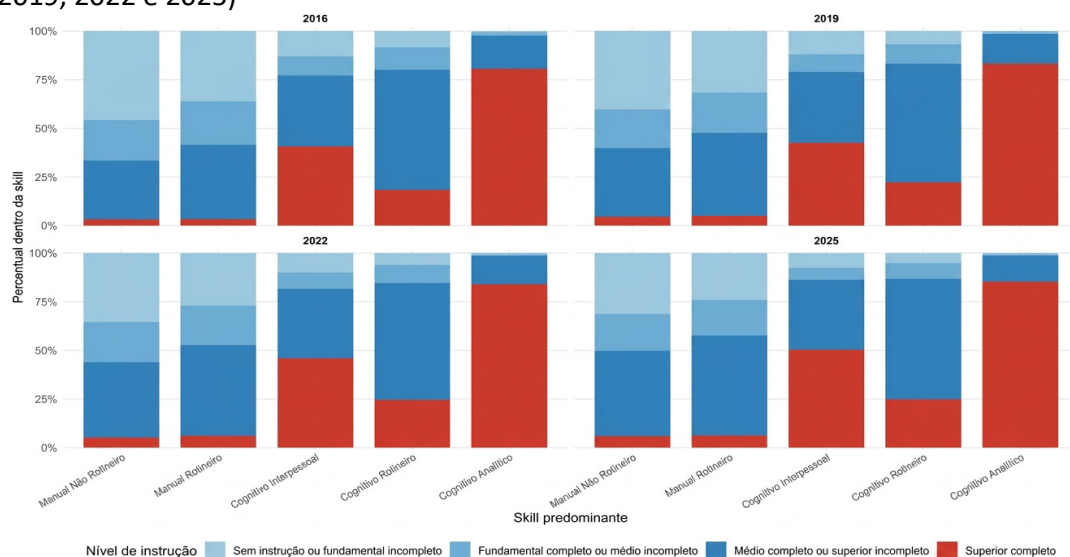
⁵ O termo *glass escalator* (“escada rolante de vidro”) refere-se à vantagem observada por homens em ocupações tradicionalmente feminizadas, nas quais podem experimentar trajetórias mais rápidas de ascensão a posições de maior remuneração, prestígio ou autoridade.

O GRAF. 3 indica desigualdade racial relevante na composição das skills. Trabalhadores brancos aparecem proporcionalmente mais presentes nas categorias cognitivas, especialmente em Cognitivo Analítico, enquanto trabalhadores pretos e pardos apresentam maior participação relativa nas categorias manuais. Esse resultado sugere que a desigualdade racial no mercado de trabalho brasileiro não se manifesta apenas nos salários, mas também na própria alocação ocupacional. A maior presença de pretos e pardos em categorias manuais é compatível com a evidência de Castro e Moreira (2021), segundo a qual trabalhadores com menor possibilidade de trabalho remoto no Brasil eram, em média, menos escolarizados e não brancos, embora o presente gráfico trate de composição ocupacional por skill, e não de teletrabalho diretamente.

A maior presença relativa de trabalhadores pretos e pardos nas categorias manuais e sua sub-representação nas categorias de maior conteúdo cognitivo indicam que a desigualdade racial também se expressa na alocação entre perfis de tarefas. Barreiras históricas de acesso à educação, às credenciais profissionais, às redes de inserção e aos setores mais qualificados contribuem para restringir o acesso a ocupações de maior complexidade cognitiva. Assim, a expansão dessas ocupações não assegura, por si só, redução das desigualdades raciais: seus efeitos distributivos dependem de quem consegue acessar os novos postos e das condições em que esse acesso ocorre, reforçando a relevância de políticas afirmativas, especialmente no acesso e na permanência no ensino superior, na qualificação profissional e na inclusão em ocupações de maior complexidade cognitiva. Caso a expansão de ocupações cognitivas ocorra sem ampliação equitativa do acesso a esses postos, a transformação ocupacional pode reproduzir desigualdades raciais já existentes.

O GRAF. 4 apresenta a composição educacional dentro de cada skill predominante. A análise busca verificar em que medida as categorias cognitivas e manuais estão associadas a diferentes níveis de escolaridade, permitindo observar a relação entre estrutura de tarefas e capital educacional.

GRÁFICO 4 – Distribuição Percentual por Escolaridade nas Skills Predominantes (2016, 2019, 2022 e 2025)



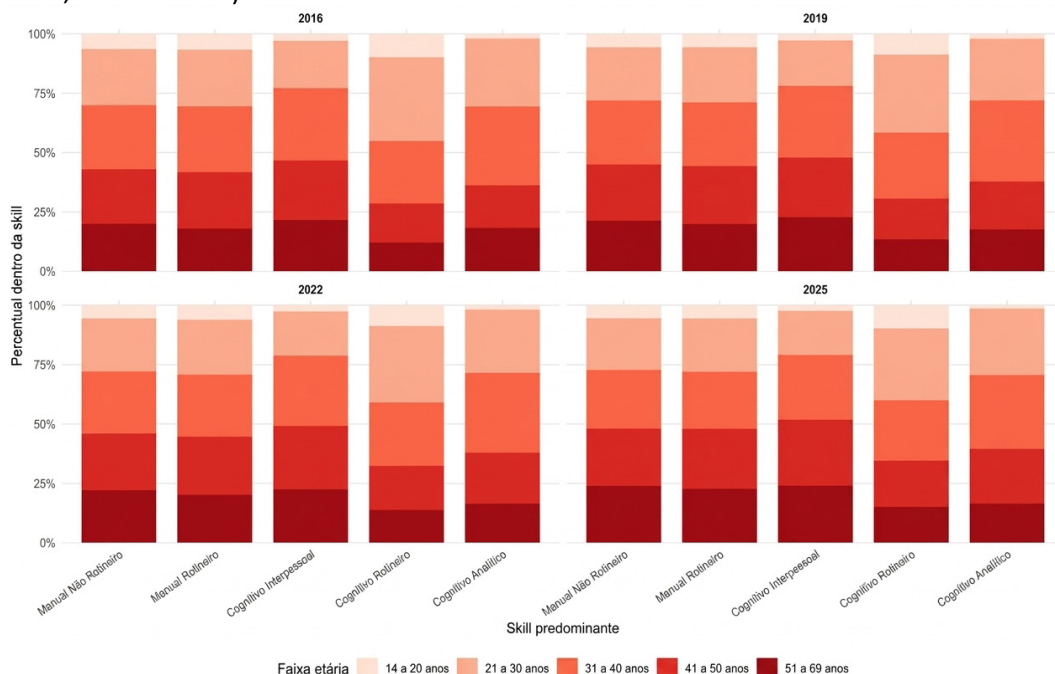
FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

Observa-se uma forte associação entre escolaridade e tipo de ocupação, onde as categorias cognitivas, especialmente Cognitivo Analítico e Cognitivo Interpessoal, apresentam maior participação de trabalhadores com ensino superior completo ou incompleto. Em contraste, as categorias manuais concentram maior presença relativa de trabalhadores com menor escolaridade. Essa associação é compatível com Autor, Levy e Murnane (2003) e com Acemoglu e Autor (2011), para os quais a tecnologia complementa tarefas cognitivas não rotineiras e a relação entre escolaridade e rendimentos passa pela alocação de habilidades em tarefas específicas.

Esse resultado sugere que a escolaridade funciona como fator central de acesso às ocupações de maior conteúdo cognitivo. A skill Cognitivo Analítico, que posteriormente aparece como a de maior remuneração por hora, também é aquela mais associada à formação superior. Assim, a desigualdade ocupacional por tarefas parece diretamente conectada à desigualdade educacional. Do ponto de vista distributivo, esse resultado é particularmente relevante: se os postos de maior conteúdo cognitivo exigem maior escolaridade e se o acesso à escolaridade superior é socialmente desigual, a estrutura ocupacional pode funcionar como mecanismo de reprodução das desigualdades salariais. Dessa forma, políticas de ampliação do acesso ao ensino superior, permanência estudantil e qualificação profissional tornam-se relevantes para reduzir a concentração de grupos vulnerabilizados em ocupações de menor remuneração.

O GRAF. 5 apresenta a composição por faixa etária dentro de cada skill predominante. A análise permite observar se determinados perfis de tarefa estão mais concentrados em grupos etários específicos, contribuindo para identificar diferenças geracionais na inserção ocupacional.

GRÁFICO 5 – Distribuição Percentual por Faixa Etária nas Skills Predominantes (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

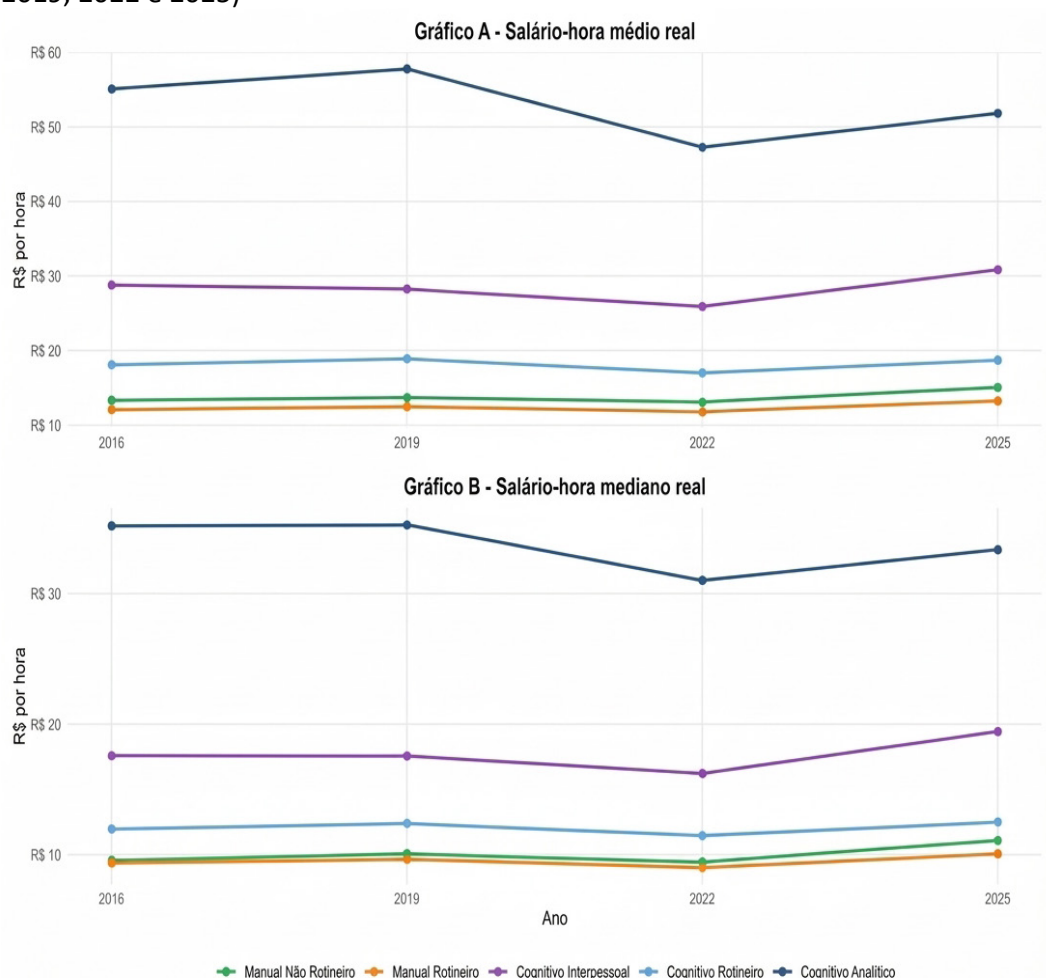
A leitura por idade deve ser interpretada com cautela, pois diferenças etárias podem refletir tanto efeitos de ciclo de vida quanto mudanças geracionais na inserção ocupacional. Ainda assim, o gráfico contribui para mostrar que a distribuição das skills não é homogênea entre coortes. Ocupações cognitivas e manuais podem atrair, reter ou excluir trabalhadores em momentos distintos da trajetória profissional. Essa heterogeneidade etária é consistente com Rocha e Almeida (2024), os quais verificaram maior vulnerabilidade ocupacional e de inserção no mercado de trabalho de jovens, idosos e pessoas de menor escolaridade no pós-pandemia, embora o presente gráfico, por si só, não permita separar efeitos de idade, coorte e trajetória ocupacional.

Em análises futuras, seria possível investigar se trabalhadores mais jovens estão ingressando proporcionalmente mais em ocupações cognitivas ou se a estrutura ocupacional permanece marcada por elevada persistência intergeracional.

Após a análise da composição ocupacional e sociodemográfica, torna-se válido examinar os diferenciais salariais associados às skills predominantes. Para isso, utiliza-se o salário-hora real do trabalho principal, corrigido pelo IPCA para janeiro de 2025. A opção pelo salário-hora, em vez do salário mensal, permite reduzir a influência de diferenças de jornada entre ocupações e grupos de trabalhadores.

A seguir, a FIG. 1 apresenta a evolução do salário-hora médio real (GRAF. A) e do salário-hora mediano real (GRAF. B) por skill predominante nos anos analisados. A leitura conjunta dos dois gráficos permite comparar tanto o comportamento médio da remuneração quanto a posição central da distribuição salarial, reduzindo a influência de valores extremos.

FIGURA 1 – Salário-hora Médio Real e Mediano Real por Skill Predominante (2016, 2019, 2022 e 2025)



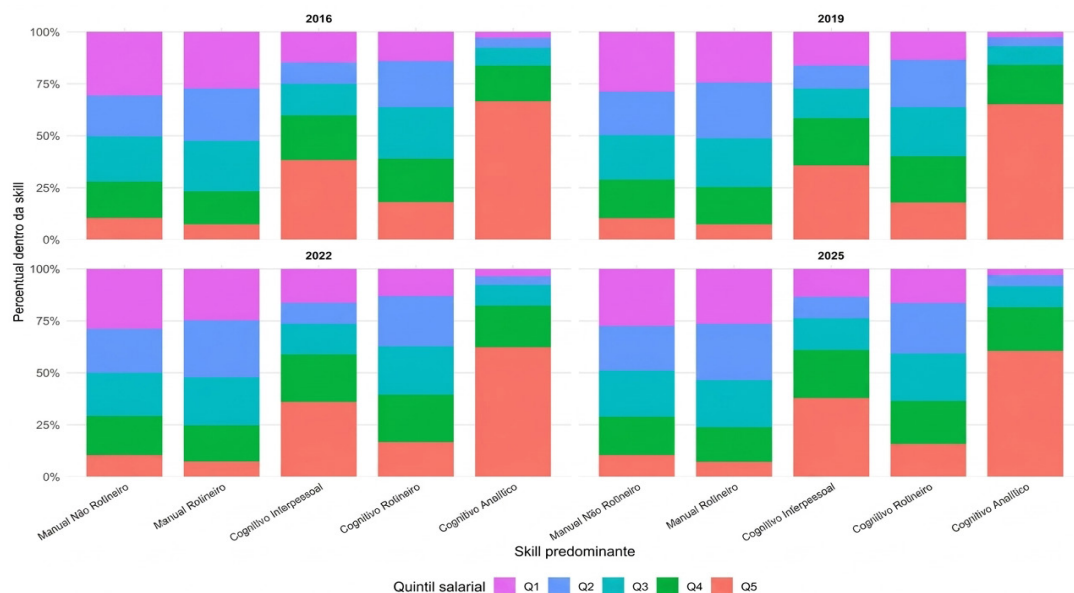
FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

Em conjunto, os Gráficos A e B evidenciam uma hierarquia salarial persistente entre as categorias ocupacionais, tanto pela média quanto pela mediana do salário-hora real. Em todos os anos analisados, Cognitivo Analítico apresenta os maiores valores de remuneração, seguido por Cognitivo Interpessoal, enquanto Manual Rotineiro e Manual Não Rotineiro, permanecem nos menores níveis salariais. A permanência dessa ordenação também na mediana indica que o diferencial salarial por skill não decorre apenas da influência de valores extremos, mas reflete uma estrutura mais ampla de associação entre conteúdo ocupacional e rendimento. Esse resultado é coerente com Adamczyk, Ehrl e Monasterio (2022), que identificam melhores resultados de emprego, salários e mobilidade para trabalhadores intensivos em habilidades cognitivas não rotineiras no Brasil, em contraste com maior vulnerabilidade relativa de trabalhadores rotineiros ou manuais.

Assim, os resultados sugerem que o mercado de trabalho remunera de forma mais elevada ocupações com maior conteúdo analítico e cognitivo. Quando combinada aos resultados de sexo, raça/cor e escolaridade, essa hierarquia salarial indica que a sub-representação de mulheres, pretos, pardos e trabalhadores de menor escolaridade em ocupações cognitivas pode reforçar mecanismos de desigualdade no acesso às ocupações mais bem remuneradas. A evidência, portanto, conecta a dimensão ocupacional da mudança tecnológica à heterogeneidade social do mercado de trabalho brasileiro.

O GRAF. 6 apresenta a distribuição dos trabalhadores de cada skill predominante entre os quintis de salário-hora real. Os quintis são definidos dentro de cada ano; portanto, o primeiro quintil representa os 20% dos trabalhadores com menor salário-hora real naquele ano, enquanto o quinto quintil representa aqueles com maior salário-hora real. A leitura do gráfico é feita dentro de cada skill: observa-se qual parcela de seus trabalhadores está em cada faixa da distribuição de salário-hora.

GRÁFICO 6 – Distribuição por Quintis de Salário-hora Real por Skill Predominante por Ano



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

O GRAF. 6 confirma que a desigualdade por skill não se limita à média ou à mediana salarial. Cognitivo Analítico concentra maior participação nos quintis superiores, especialmente no quinto quintil, enquanto as categorias manuais apresentam maior presença relativa nos quintis inferiores. Esse padrão indica que as ocupações cognitivas, sobretudo analíticas, estão mais associadas ao topo da distribuição de remuneração por hora, ao passo que ocupações manuais aparecem mais concentradas na base. A concentração das ocupações cognitivas nos quintis superiores dialoga com Autor, Katz e Kearney (2006) e Goos, Manning e Salomons (2010), que denotam como a mudança tecnológica impacta em uma reorganização assimétrica da distribuição ocupacional e salarial, embora o presente estudo não se utilize de uma análise tecnológica.

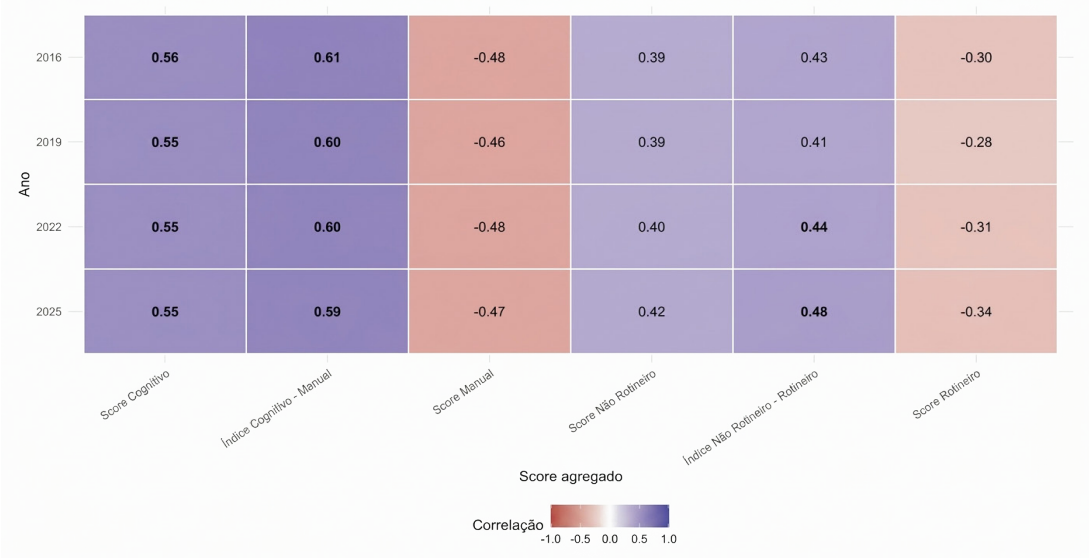
Essa evidência também dialoga com a ideia de *sticky floor*⁶, pois trabalhadores alocados em categorias manuais tendem a permanecer nos estratos inferiores de remuneração. Quando combinada aos resultados de raça, gênero e escolaridade, a análise sugere que desigualdades sociais podem ser reproduzidas por meio da alocação desigual entre tipos de ocupação. Assim, trabalhadores pertencentes a grupos historicamente vulnerabilizados podem enfrentar uma dupla restrição: menor acesso às ocupações cognitivas e maior concentração em categorias associadas a menores remunerações.

⁶ Refere-se a mecanismos que retêm determinados grupos nos estratos inferiores da distribuição salarial ou ocupacional, reduzindo suas chances de progressão a partir da base da hierarquia.

Embora os dados não acompanhem a mobilidade de cada trabalhador ao longo do tempo, a sobreposição entre pertencimento racial, perfil de tarefas e posição salarial constitui evidência relevante para investigações futuras sobre progressão ocupacional.

O GRAF. 7 sintetiza as correlações de Pearson ponderadas entre os escores ocupacionais agregados e o salário-hora médio real. A unidade é ocupação por ano, e os pesos refletem a população ponderada de cada ocupação. Logo, os coeficientes descrevem associações entre ocupações e não associações entre indivíduos.

GRÁFICO 7 – Correlação Ponderada entre Escores Ocupacionais e Salário-hora (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

O GRAF. 7 indica que o Índice Cognitivo - Manual apresenta correlações positivas mais elevadas com o salário-hora médio real, variando entre 0,59 e 0,61 no período analisado, valores próximos ao limiar de correlação forte. O Score Cognitivo também aparece positivamente associado ao rendimento, com correlações de 0,55 e 0,56, enquanto o Score Manual apresenta correlação negativa moderada, entre -0,46 e -0,48.

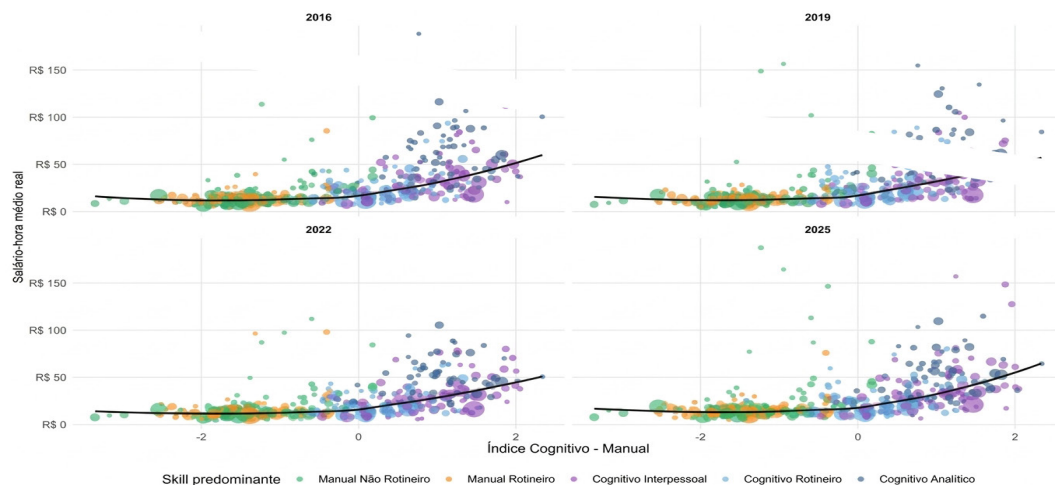
O principal achado do gráfico, contudo, está na diferença entre os dois eixos sintéticos. Enquanto o Índice Cognitivo – Manual apresenta associação elevada com o salário-hora, o Índice Não Rotineiro – Rotineiro apresenta correlações mais baixas, entre 0,37 e 0,43; além disso, o Score Rotineiro mostra correlação negativa fraca, entre -0,20 e -0,25. Esse resultado sugere que, nesta amostra, a heterogeneidade salarial ocupacional está mais fortemente associada à oposição entre conteúdo cognitivo e manual do que à oposição entre tarefas rotineiras e não rotineiras.

Essa evidência não refuta a literatura de rotinização, mas contrasta parcialmente com a centralidade atribuída por essa literatura à rotina como eixo principal de reorganização ocupacional e salarial. Em diálogo com Autor, Levy e Murnane (2003), Acemoglu e Autor (2011) e Martins-Neto, Cirera e Coad (2024), o resultado sugere que, no caso brasileiro analisado, a dimensão rotineira permanece relevante, mas apresenta menor poder descritivo para os diferenciais salariais do que a distinção cognitivo-manual na presente amostra perante o uso de correlações.

O ordenamento entre os dois eixos permanece estável nas três formas de construção dos índices. Na especificação principal, as correlações do eixo cognitivo-manual variam de 0,59 a 0,61, contra 0,41 a 0,48 no eixo não rotineiro-rotineiro. Na alternativa que atribui o mesmo coeficiente absoluto às cinco dimensões elementares, os intervalos são, respectivamente, 0,61–0,62 e 0,43–0,49; na alternativa que padroniza os compostos antes da diferença, os mesmos intervalos são observados. Nas 12 comparações entre construção e ano, a correlação cognitivo-manual permanece superior, com diferença de 0,12 a 0,18 ponto. Essa estabilidade indica que o resultado central não depende da ponderação específica adotada na agregação das cinco dimensões.

A partir desse resultado, o GRAF. 8 detalha a relação entre o Índice Cognitivo – Manual e o salário-hora médio real das ocupações. Cada ponto representa uma ocupação COD em determinado ano, a cor indica sua skill predominante e o tamanho do ponto é proporcional ao total ponderado de ocupados naquela ocupação. O eixo horizontal mostra o Índice Cognitivo – Manual, em que valores mais elevados indicam ocupações relativamente mais cognitivas e menos manuais, enquanto o eixo vertical apresenta o salário-hora médio real. A linha de tendência foi estimada com ponderação pelo peso populacional da ocupação.

GRÁFICO 8 – Salário-hora × Índice Cognitivo - Manual (2016, 2019, 2022 e 2025)



FONTE: Adaptado de Elaborado a partir dos dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua 2016, 2019, 2022 e 2025 (IBGE), alterações descritas na base de dados.

O GRAF. 8 aprofunda o padrão identificado no GRAF. 7. Nos quatro anos, observa-se uma associação positiva entre o Índice Cognitivo – Manual e o salário-hora médio real: ocupações relativamente mais cognitivas e menos manuais tendem a apresentar maior remuneração por hora. Ao mesmo tempo, a dispersão vertical entre ocupações com valores semelhantes do índice mostra que o conteúdo das tarefas não explica isoladamente a heterogeneidade salarial. Escolaridade, setor de atividade, formalização, região e composição da força de trabalho podem contribuir para as diferenças remanescentes.

A utilização de escores contínuos complementa a classificação por skill predominante ao preservar parte da informação multidimensional das ocupações. A inclinação positiva é consistente com a abordagem de tarefas de Autor, Levy e Murnane (2003) e Acemoglu e Autor (2011), segundo a qual emprego e remuneração se relacionam à alocação de habilidades em tarefas específicas. O fato de o eixo cognitivo-manual apresentar associação mais intensa com o salário-hora do que o eixo não rotineiro-rotineiro sugere que, na estrutura ocupacional brasileira analisada, o contraste entre conteúdo cognitivo e manual é particularmente informativo para compreender a hierarquia dos rendimentos.

Em conjunto, os resultados apontam três regularidades centrais. Primeiro, a estrutura ocupacional por tarefas apresenta elevada persistência ao longo do período, com manutenção do peso das ocupações manuais. Segundo, essa estrutura é atravessada por segmentações de sexo, raça/cor, escolaridade e faixa etária, indicando que a heterogeneidade dos trabalhadores se distribui de forma desigual entre as

diferentes skills. Terceiro, os diferenciais salariais aparecem mais fortemente associados ao eixo cognitivo-manual do que ao eixo rotineiro-não rotineiro. Assim, a análise sugere que a abordagem de tarefas ajuda a compreender a desigualdade salarial recente no Brasil, mas também que, nesta amostra, a distinção entre ocupações cognitivas e manuais descreve melhor a hierarquia dos rendimentos do que a rotinização tomada isoladamente.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo teve como objetivo verificar a mudança no perfil dos trabalhadores brasileiros segundo o conteúdo de tarefas ocupacionais entre 2016 e 2025, com atenção à forma como essa dimensão se articula às diferenças salariais e à heterogeneidade do trabalhador. Para isso, foram utilizados microdados da PNAD Contínua referentes aos primeiros trimestres de 2016, 2019, 2022 e 2025, combinados a escores ocupacionais derivados da O*NET e compatibilizados com a COD. A análise, de caráter exploratório, permitiu observar a distribuição dos trabalhadores por skill predominante, a composição interna dessas categorias segundo características dos trabalhadores e sua relação com o salário-hora real.

Os resultados indicam elevada persistência da estrutura ocupacional. Manual Não Rotineiro permanece com peso expressivo, enquanto Cognitivo Analítico apresenta participação menor, embora crescente. As variações observadas entre 2016 e 2025 indicam que as mudanças na composição ocupacional ocorreram de forma gradual, sem ruptura ampla entre os quatro cortes analisados.

A distribuição das skills não é neutra perante a heterogeneidade do trabalhador. Há maior presença masculina em Manual Não Rotineiro, maior presença feminina em categorias interpessoais e rotineiras, maior participação relativa de brancos nas categorias cognitivas e concentração de pretos e pardos nas categorias manuais, e o nível de escolaridade confirma forte associação entre ensino superior completo e ocupações cognitivas, sobretudo Cognitivo Analítico.

No que se refere aos diferenciais salariais, os resultados apontam uma hierarquia persistente entre as categorias ocupacionais. Cognitivo Analítico apresentou os maiores níveis de salário-hora médio e mediano em todos os anos analisados, seguido por Cognitivo Interpessoal, enquanto as categorias manuais permaneceram nos menores patamares. A análise por quintis reforçou esse padrão, indicando maior concentração das ocupações cognitivas no topo da distribuição salarial e maior presença das categorias manuais nos estratos inferiores. Assim, a desigualdade por skill não se limita às médias,

mas também se expressa na posição ocupada pelos trabalhadores dentro da distribuição de rendimentos.

No nível ocupação por ano, o Índice Cognitivo – Manual apresenta correlação positiva mais elevada com o salário-hora do que o Índice Não Rotineiro – Rotineiro nos quatro anos. Esse ordenamento permanece tanto na construção que atribui o mesmo coeficiente absoluto às cinco dimensões elementares quanto naquela que padroniza os compostos antes da diferença. A estabilidade nas três especificações mostra que o resultado não depende da forma particular de agregação dos componentes.

O estudo contribui ao aplicar a abordagem de tarefas ao mercado de trabalho brasileiro recente e conectar composição ocupacional, características dos trabalhadores e desigualdade salarial. Os padrões encontrados mostram que o acesso às ocupações cognitivas permanece socialmente desigual e sugerem que políticas educacionais e de qualificação profissional devem considerar não apenas a oferta de formação, mas também as barreiras de ingresso nos postos de maior conteúdo cognitivo.

Como limitação, destaca-se que a pesquisa possui caráter exploratório e não busca estabelecer relações causais entre tarefas e salários. Além disso, os escores ocupacionais utilizados são fixos ao longo do período, o que permite observar mudanças na composição ocupacional, mas não capta alterações internas no conteúdo das próprias ocupações. Pesquisas futuras podem avançar por meio de modelos econométricos, análises por setor, região e informalidade, além de investigações sobre mobilidade ocupacional, exposição à inteligência artificial e mudanças no conteúdo das tarefas ao longo do tempo. Também seria relevante investigar se a menor associação relativa da dimensão rotineira com os salários se mantém em modelos controlados por escolaridade, setor, informalidade e características regionais.

REFERÊNCIAS

- ACEMOGLU, Daron; AUTOR, David. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. In: ASHENFELTER, Orley; CARD, David (Eds.). **Handbook of Labor Economics**. Amsterdam: Elsevier, 2011. v. 4B, p. 1043-1171.
- ACEMOGLU, Daron; RESTREPO, Pascual. Robots and jobs: evidence from U.S. labor markets. **Journal of Political Economy**, Chicago, v. 128, n. 6, p. 2188-2244, 2020.
- ADAMCZYK, Willian; EHRL, Philipp; MONASTERIO, Leonardo. **Skills and employment transitions in Brazil**. Geneva: International Labour Organization, 2022. (ILO Working Paper, 65).
- AUTOR, David H.; KATZ, Lawrence F.; KEARNEY, Melissa S. The polarization of the U.S. labor market. **American Economic Review**, Nashville, v. 96, n. 2, p. 189-194, 2006.
- AUTOR, David H.; LEVY, Frank; MURNANE, Richard J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration. **Quarterly Journal of Economics**, Oxford, v. 118, n. 4, p. 1279-1333, 2003.
- BARBOSA FILHO, Fernando de Holanda; VELOSO, Fernando; PERUCHETTI, Paulo Henrique. Trabalho remoto no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, Rio de Janeiro, v. 76, n. 3, p. 349-378, 2022.
- BRESSAN, Gustavo Saddi; 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 [...]** Foz do Iguaçu: ANPEC, 2009.
- BRYNJOLFSSON, Erik; LI, Danielle; RAYMOND, Lindsey. **Generative AI at work**. Cambridge, MA: NBER, 2023. (Working Paper, 31161).
- CASTRO, Nicole Rennó; MOREIRA, Gustavo Carvalho. Who worked from home in Brazil? Inequalities highlighted by the pandemic. **Nova Economia**, Belo Horizonte, v. 31, n. 3, p. 899-927, 2021.
- CAZZANIGA, Mauro *et al.* **Exposure to artificial intelligence and occupational mobility: a cross-country analysis**. Washington, DC: International Monetary Fund, 2024.
- COELHO, Allexandro Mori; CORSEUIL, Carlos Henrique. Diferenciais salariais no Brasil: um breve panorama. In: CORSEUIL, Carlos Henrique *et al.* (Eds.) **Estrutura salarial: aspectos conceituais e novos resultados para o Brasil**. Brasília: Ipea, 2002.
- CONDADO, Enrico Gonçalves; RUHMKE, Guilherme Chaves; GAUDENCIO, Luís Eduardo Johnson; SANTOS, Matheus Eduardo Glok dos; MOURA, Guilherme Marques. Desigualdade de renda paranaense pré e pós-pandemia do covid-19. **Memorial TCC Caderno da Graduação**, Curitiba, v. 9, n. 1, p. 238-262, 2023.
- CORSEUIL, Carlos Henrique Leite; ALMEIDA, Rita Kátia; POOLE, Jennifer P. **The impact of digital technologies on worker tasks: do labor policies matter?** (Discussion Paper, 234). Brasília: Ipea, 2018.
- COSTA, Joana Simões; BARBOSA, Ana Luiza Neves de Holanda; HECKSHER, Marcos. **Desigualdades no mercado de trabalho e pandemia da Covid-19** (Texto para Discussão 2684). Rio de Janeiro: Ipea, 2021.
- DE CARVALHO, Gabriel Diego. Vulnerabilidade socioeconômica e desemprego: uma análise pós-pandemia da COVID 19. **Seminários do LEG**, Limeira, v. 15, n. 1, p. 20-39, 2024.
- DINGEL, Jonathan I.; NEIMAN, Brent. How many jobs can be done at home? **Journal of Public Economics**, Amsterdam, v. 189, p. 104235, 2020.

ELOUNDOU, Tyna *et al.* GPTs are GPTs: an early look at the labor market impact potential of large language models. **arXiv preprint**, [s.l.], v. 5, arXiv:2303.10130, 2023.

GÓES, Geraldo Sandoval; MARTINS, Felipe dos Santos; NASCIMENTO, José Antônio Sena. **O trabalho remoto potencial e efetivo no Brasil**: possíveis razões de um hiato Elevado (Texto para Discussão, 2738). Rio de Janeiro: Ipea, 2022.

GOMES, Magno Rogério; SOUZA, Solange de Cássia Inforzato de; MOURÃO, Paulo. Challenges in the Brazilian labor market: pre- and post-pandemic wage gaps. **Finance Research Letters**, [s. l.], v. 85, p. 108028, 2025.

GOOS, Maarten; MANNING, Alan; SALOMONS, Anna. **Explaining job polarization in Europe**: the roles of technology, globalization and institutions. London: Centre for Economic Performance, 2010. (CEP Discussion Paper, 1026).

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD Contínua): Microdados de 2016, 2019, 2022 e 2025. Rio de Janeiro: IBGE. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9171-pesquisa-nacional-por-amostra-de-domicilios-continua-mensal.html?=&t=microdados>. Acesso em: 8 out. 2026.

MARTINS-NETO, André; CIRERA, Xavier; COAD, Alex. Routine-biased technological change and employee outcomes after mass layoffs: evidence from Brazil. **Industrial and Corporate Change**, Oxford, v. 33, n. 3, p. 555-580, 2024.

MONGEY, Simon; PILOSSOPH, Laura; WEINBERG, Alex. Which workers bear the burden of social distancing? **Journal of Economic Inequality**, Dordrecht, v. 19, p. 509-526, 2021.

OLIVEIRA, Thayná Correia. **Pandemia e o mercado de trabalho no Brasil**. 2024. 30 p. Monografia (Especialização em Ciências Econômicas) – Universidade Federal de Rondônia, Porto Velho, 2024.

PSACHAROPOULOS, George. Returns to education: an updated international comparison. **Comparative Education**, Abingdon, v. 17, n. 3, p. 321-341, 1981.

ROCHA, Leandro; ALMEIDA, Diogo. **O mercado de trabalho no pós-pandemia**: reflexões sobre as dinâmicas ocupacionais a partir de análise longitudinal de indivíduos. (Nota Técnica, 2024/4). Rio de Janeiro: Instituto Mobilidade e Desenvolvimento Social, 2024.

RODRIGUES, Elaine Soares; OLIVEIRA, Ana Maria Hermeto Camilo de; ALBUQUERQUE, Eduardo da Motta e. Uma análise da mobilidade ocupacional no Brasil segundo o nível tecnológico das ocupações. In: ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 16., 2008, Caxambu. **Anais [...]** Caxambu: ABEP, 2008.

SILVA, Eduardo Feuerharmel Soares da; DOMINGUES, Arthur França; LIMA, Victor Hugo de; MOURA, Guilherme Marques. ALT + TAB: a influência da tecnologia na transição entre as janelas de renda no Brasil. **Caderno PAIC**, Curitiba, v. 25, n. 1, p. 340-360, 2024.

THEODOROVICZ, Nicolas Gobetti; CUBILLA, Juan Pablo Gaio; MOURA, Guilherme Marques. Escores ocupacionais baseados em tarefas: uma harmonização para CBO e COD. **Caderno PAIC**, Curitiba, 2026.

TOMBESI, Manoela Parissi; MOURA, Guilherme Marques. Deslocamentos setoriais: a dinâmica do mercado de trabalho brasileiro no período 2012-2022. **Caderno PAIC**, Curitiba, v. 24, n. 1, p. 10-29, 2023.

TUKEY, John W. **Exploratory data analysis: past, present and future**. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company, 1977.

VILLAMARIM, Bianca; GONÇALVES, Eduardo; TAVEIRA, Juliana Gonçalves. Inovação, habilidades e desigualdade salarial: uma investigação do mercado de trabalho formal dos municípios brasileiros. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, [s.l.], 48., 2020. **Anais [...]** [s. l.]: ANPEC, 2020.